

ANDERSON DE JESUS PEREIRA

**RELAÇÃO ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E ATRIBUTOS BIOFÍSICOS DO
SOLO E DA PLANTA EM VINHEDO IRRIGADO**

Botucatu

2022

ANDERSON DE JESUS PEREIRA

**RELAÇÃO ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E ATRIBUTOS BIOFÍSICOS DO
SOLO E DA PLANTA EM VINHEDO IRRIGADO**

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agronômicas da Unesp Câmpus de Botucatu, para obtenção do título de Mestre em Agronomia (Irrigação e Drenagem).

Orientador: Luís Henrique Bassoi

Coorientador: Lúcio André de Castro Jorge

Botucatu

2022

P436r Pereira, Anderson de Jesus
 Relação entre índices de vegetação e atributos biofísicos do
 solo e da planta em vinhedo irrigado / Anderson de Jesus
 Pereira. -- Botucatu, 2022
 134 p.

 Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista
 (Unesp), Faculdade de Ciências Agrônomicas, Botucatu
 Orientador: Luís Henrique Bassoi
 Coorientador: Lúcio André de Castro Jorge

 1. variabilidade hídrica. 2. viticultura de precisão. 3.
 sensoriamento remoto. 4. zona de manejo. I. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da
Faculdade de Ciências Agrônomicas, Botucatu. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: RELAÇÃO ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E ATRIBUTOS BIOFÍSICOS DO SOLO E DA PLANTA EM VINHEDO IRRIGADO

AUTOR: ANDERSON DE JESUS PEREIRA

ORIENTADOR: LUÍS HENRIQUE BASSOI

COORIENTADOR: LÚCIO ANDRÉ DE CASTRO JORGE

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em AGRONOMIA (IRRIGAÇÃO E DRENAGEM), pela Comissão Examinadora:

Pesquisador Dr. LUÍS HENRIQUE BASSOI (Participação Virtual)
Embrapa Instrumentação / Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária



p/ Prof. Dr. CLAUDINEI FONSECA SOUZA (Participação Virtual)
Recursos Naturais e Proteção Ambiental / Centro de Ciências Agrárias - UFSCar



p/ Prof. Dr. RODRIGO LILLA MANZIONE (Participação Virtual)
FCE / UNESP/Tupã (SP)



Botucatu, 22 de fevereiro de 2022

É surpreendente como redescobrimos o tempo quando olhamos à nossa volta. O que era pequeno, hoje é grande; o que existia, inexistiu! São binômios que compõem a vida. E a vida existe entre o nascer e o partir. E o que acontece no "meio" é o que realmente importa.

No processo de desenvolvimento desta dissertação, o meu pai foi diagnosticado com um tumor cerebral; foram dias de lutas, medo e esperança! Infelizmente perdemos a luta contra o câncer, mas o significado dele como pai, incentivador e homem jamais será esquecido.

Em razão dos ensinamentos e esforços designados a mim, dedico esta dissertação, ao meu pai!

Reginaldo Pereira
(*in memoriam*)

AGRADECIMENTOS

Compreendi, ao passar dos dias, que as sementes são as únicas promessas genuínas que temos para o futuro. E se nós colhermos, infalivelmente, aquilo que plantamos, cultivar o respeito, o amor, a gratidão e a fé é a melhor forma de sermos felizes. Assim, regracio a Deus, Nosso Pai Todo Poderoso, por me iluminar, acalentar e fortalecer nos momentos de fraqueza em que tudo parecia ser inalcançável! Ele me concedeu uma família, a quem classifico como escritores e apoiadores dos meus sonhos.

Aos meus pais, Ana Cristina e Reginaldo Pereira (*I.M*) pelas mãos estendidas, amor e por me ajudarem na construção do homem e profissional no qual me transformei. Minhas irmãs Amanda e Thais; madrinha, Maria Lucélia; sobrinha, Ana Laura; minhas avós Apolônia (*I.M*) e Brasília; meus tios e tias, primos e primas, por se fazerem presentes e por me apoiarem no processo de desenvolvimento da dissertação. Obrigado Israel pelo incentivo e companheirismo!

Ao professor Dr. Luís Henrique Bassoi, que traçou caminhos para configurar um estudo de qualidade; pela motivação, paciência, compreensão e ensinamentos no decorrer do processo de ensino-aprendizagem.

Ao coorientador, professor Dr. Lúcio André de Castro Jorge, pelos aprendizados e autonomia concedidas na realização dessa pesquisa.

À Universidade estadual Paulista (UNESP) – Faculdade de Ciências Agrônomicas (FCA), Campus de Botucatu, pela oportunidade de realizar um curso de qualidade em uma instituição pública de excelência.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Aos professores da Pós-graduação em Agronomia – Irrigação e Drenagem pela partilha de conhecimentos. Aos professores da UEFS, especialmente professora Dra. Patrícia Nascimento, por despertar, em mim, o prazer de estudar a irrigação e drenagem.

À Embrapa Instrumentação, pela concessão da infraestrutura para realizar a pesquisa.

Ao meu amigo Bruno Malmegrim, que possibilitou a aquisição de imagens aéreas essenciais para a dissertação.

Aos meus amigos Bruno Costa, Larissa Farinassi e Pedro Alcântara, pela troca de experiências e compartilhamentos de conhecimentos.

À Sergio Lisa, João Vitor e Samuel Domingues, amigos que construí em São Carlos; obrigado pela partilha de bons momentos e parceria em diversas situações.

À Vinícola Terras Altas, por permitir o desenvolvimento do estudo em suas dependências.

Agradeço aos laços estabelecidos no âmbito acadêmico que se estenderam para a vida e possibilitaram a construção de conhecimentos e experiências: Daniela Araújo, Laís Febroni e Leticia Thália; obrigado pela amizade! Agradeço, também, a Caio Fernandes, Giovane Aires e Jeferson Martins.

Aos meus amigos pela preocupação, acolhimento e cuidado: Adriane Bastos, Andreia Andrade, Angélica Correia, Felipe Souza, Ionária Nascimento, Jonas Ferreira, Karol Santana, Kell Santana, Keyla Vilane, Matheus Lawinski, Monique Souza, Pamela Porto, Rafael Cordeiro, Rarana Brandão, Samuel Silva e Thaylane Rocha.

“Quanto mais importante você for, tanto mais seja humilde, e encontrará favor diante do Senhor”.

BÍBLIA. Eclesiástico. Português. **A Bíblia**. Tradução Ecumênica da Bíblia. São Paulo: Edições Loyola, 1995. cap.3, vers.18. p. 1129.

RESUMO

O conhecimento da distribuição espacial do estado hídrico é um caminho para entender os fatores que interferem na produtividade da videira, auxiliar na redução da aplicação de água, possibilitar a identificação de zonas homogêneas e na melhoria da qualidade da uva. Nessa perspectiva, o objetivo deste estudo é identificar a variabilidade espacial do estado hídrico em videiras irrigadas por gotejamento no município de Ribeirão Preto-SP, mediante a utilização de dados multiespectrais e hiperespectrais obtidos por sensores suborbital e proximal, para observar a correlação entre os índices de vegetação (IV) e os atributos da planta e do solo coletados *in loco*. As imagens multiespectrais foram capturadas através do sensor MicaSense RedEdge-M e adquiriram os dados proximais por meio do sensor Crop Circle ACS-470 e do espectrorradiômetro FieldSpec 3. Os índices de vegetação foram elaborados e comparados com os dados coletados em campo, a exemplo do teor relativo de água (TRA), condutância estomática (g_s) condutividade elétrica aparente do solo (CEa), conteúdo total de clorofila e umidade volumétrica do solo (θ). As correlações dos índices de vegetação (IV) suborbitais com a condutância estomática, o teor relativo de água e o conteúdo de clorofila total foram maiores do que as correlações com os índices multiespectrais proximais. O índice da diferença normalizada do vermelho limítrofe (NDRE) suborbital alcançou um R^2 de 70 % para a (g_s) e 57 % para o TRA, esses valores indica o melhor desempenho do NDRE. Assim, as imagens multiespectrais possibilitaram a construção de um mapa da variabilidade espacial do estado da água em um vinhedo irrigado. As assinaturas espectrais possibilitaram a formulação de 26 índices de vegetação com bandas de faixa estreita. Dentre os quais o índice de umidade (MSI), índice de água por diferença normalizada (NDWI) e o índice de água modificado (WI1) tiveram as melhores correlações com a (g_s) e TRA. O índice de conteúdo de clorofila da copa (CCCI) e o índice de absorção de clorofila transformada em refletância (TCARI), ao serem relacionados com a clorofila total, alcançaram um R^2 de 77 % e de 73 %, respectivamente. A integração de planos de informações possibilitou a definição de uma zona de manejo (ZM), em que comprovou a confiabilidade da metodologia empregada, pois houve diferenças significativas entre os atributos adotados para validar a delimitação das zonas de manejo. Assim, há potencial para mapear a

variabilidade do estado hídrico pelos sensores multiespectral suborbital e proximal, entretanto o processamento digital das imagens aéreas produziu informações mais consistentes em relação aos dados proximais.

Palavras-chave: variabilidade hídrica; viticultura de precisão; sensoriamento proximal; sensoriamento remoto; zona de manejo.

ABSTRACT

The knowledge of the spatial distribution of the water status is a way to understand the factors that interfere in the productivity of the vine, to help in the reduction of water application, to enable the identification of homogeneous zones and to improve the quality of the grape. In this perspective, the goal of this study is to identify the spatial variability of the water status in drip irrigated vines in Ribeirão Preto, SP, using multispectral and hyperspectral data obtained by suborbital and proximal sensors, to observe the correlation between the indices vegetation (IV) and plant and soil attributes collected in loco. The multispectral images were captured using the MicaSense RedEdge-M sensor and proximal data were acquired using the Crop Circle ACS-470 sensor and the FieldSpec 3 spectroradiometer. The vegetation indices were prepared and compared with data collected in the field, the example of the relative water content (TRA), stomatal conductance (g_s), soil apparent electrical conductivity (ECa), total chlorophyll content and soil volumetric moisture (θ). Correlations of suborbital vegetation indices (IV) with stomatal conductance, relative water content and total chlorophyll content were greater than correlations with proximal multispectral indices. The suborbital red border normalized difference index (NDRE) reached a R^2 of 70% for a (g_s) and 57% for the TRA, these values indicate the best performance of the NDRE. Thus, the multispectral images enabled the construction of a map of the spatial variability of the water state in an irrigated vineyard. The spectral signatures allowed the formulation of 26 vegetation indices with narrow bands. Among which the moisture index (MSI), normalized difference water index (NDWI) and modified water index (WI1) had the best correlations with a (g_s) and TRA. The crown chlorophyll content index (CCCI) and the transformed chlorophyll absorption into reflectance index (TCARI), when related to the total chlorophyll, reached an R^2 of 77 % and 73 %, respectively. The integration of information plans made it possible to define a management zone (MZ), which proved the reliability of the methodology used, as there were significant differences between the attributes adopted to validate the delimitation of management zones. Thus, there is potential to map the variability of the water status by the suborbital and proximal multispectral sensors, however the digital processing of the aerial images produced more consistent information in relation to the proximal data.

Keywords: water variability; precision viticulture; proximal sensing; remote sensing; management zone.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 –	Sistemas de sensores orbitais, suborbitais e de superfície.....	34
Figura 2 –	Interação luz incidente e objeto: perspectivas para análise de folhas isoladas.....	36
Figura 3 –	Interação luz incidente-objeto e captação da energia refletida por sensores ópticos.....	37
Figura 4 –	Comportamento espectral da folha da videira, analisa em laboratório.....	38
Figura 5 –	Localização área de estudo: Vinícola Terras Altas.....	46
Figura 6 –	Distribuição do porta-enxerto Paulsen 1103 e porta-enxerto IAC 572 na área de estudo.....	47
Figura 7 –	Vinícola Terras Altas: telas de proteção instaladas no terço inferior das vinhas.....	49
Figura 8 –	ARP multirrotor, modelo <i>dji inspire 2</i> , utilizado na coleta de dados	49
Figura 9 –	Síntese dos procedimentos metodológicos: a aplicação da ARP, CropCicle e espectrorradiômetro.....	51
Figura 10 –	Captura dos dados de refletância de forma vertical do dossel pelo Sensor Crop Circle ACS-430.....	54
Figura 11 –	A: Medições da condutividade elétrica aparente do solo; B: leituras de umidade volumétrica do solo.....	56
Figura 12 –	Distribuição dos pontos amostrais: condutividade elétrica aparente do solo e umidade.....	56
Figura 13 –	Distribuição dos pontos amostrais de clorofila obtidos pelo ClorofiLOG CFL 1030.....	57
Figura 14 –	Obtenção das assinaturas espectrais pelo emprego do espectrorradiômetro ASD FieldSpec 3.....	59
Figura 15 –	Pontos de coleta das folhas para análises hiperespectrais e do teor relativo de água na folha.....	59
Figura 16 –	Esquema de coleta dos dados amostrais da condutância estomática.....	63

Figura 17 –	A: ortomosaico da área de estudo; B: máscara do dossel elaborada pelo algoritmo <i>maximum likelihood</i> (ML); C: dossel segmentado (reclassificação), após remoção dos alvos que não são de interesse analítico.....	68
Figura 18 –	Gráfico de dispersão: A: relação entre condutância estomática e NDRE gerado por plataforma suborbital; B: relação entre condutância estomática e GNDVI gerado por plataforma suborbital.....	76
Figura 19 –	Gráfico de dispersão: relação entre CCCI gerado por plataforma suborbital e umidade volumétrica do solo.....	78
Figura 20 –	Gráfico de dispersão: A: relação entre NDRE gerado por plataforma proximal e a condutância estomática; B: relação entre CCCI gerado por plataforma proximal e a condutância estomática.....	84
Figura 21 –	Gráfico de dispersão: relação entre NDRE gerado por plataforma proximal e condutividade elétrica aparente do solo (CEa) a 0- 0,4 m.....	86
Figura 22 –	Gráfico de dispersão: A: relação entre WI1 gerado pelo espectrorradiômetro e condutância estomática (g_s); B: relação entre MSI gerado pelo espectrorradiômetro e condutância estomática (g_s)	91
Figura 23 –	Gráfico de dispersão: relação entre MSI gerado pelo espectrorradiômetro e o teor relativo de água (TRA)	92
Figura 24 –	Gráfico de dispersão: A: relação entre CCCI gerado pelo espectrorradiômetro e clorofila total; B: relação entre TCARI gerado pelo espectrorradiômetro e clorofila total.....	94
Figura 25 –	Esquema dos diferentes níveis de vigor vegetativo do NDRE e a relação positiva com a hidratação foliar.....	95
Figura 26 –	Distribuição espacial da condutividade elétrica aparente do solo (CEa) medida nas camadas de 0,0 – 0,2 m e 0,0 – 0,4 m.....	101
Figura 27 –	Distribuição espacial da umidade volumétrica do solo.....	102
Figura 28 –	Distribuição espacial dos índices de vegetação: aplicação pelo sensor suborbital.....	103
Figura 29 –	Distribuição espacial dos índices de vegetação: aplicação pelo sensor proximal.....	105

Figura 30 –	Gráfico de dispersão: A: comparação NDVI obtido por imagens aéreas e por refletância proximal; B: comparação NDRE obtido por imagens aéreas e por refletância proximal.....	108
Figura 31 –	Zona de manejo: Integração do NDRE suborbital, CEa a 0-0,4 m e umidade volumétrica do solo gerado pelo método da padronização.....	109
Figura 32 –	Comparação de médias da clorofila total (a + b) entre as duas classes da zona de manejo.....	110
Figura 33 –	Comparação de médias do teor relativo de água (TRA) entre as duas classes da zona de manejo.....	112

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Dados espectrais do sensor MicaSense RedEdge-M.....	50
Tabela 2 –	Matriz de erro para a análise da acurácia obtida na classificação digital gerada pelo algoritmo maximum likelihood.....	69
Tabela 3 –	Análise estatística descritiva dos índices de vegetação: dados obtidos por sensor suborbital.....	71
Tabela 4 –	Análise estatística descritiva dos índices de vegetação: dados obtidos por sensor proximal CropCicle.....	72
Tabela 5 –	Análise estatística descritiva dos índices de vegetação: dados obtidos por sensor proximal espectrorradiômetro.....	73
Tabela 6 –	Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R2): índices de vegetação suborbitais, condutância estomática (gs) e teor relativo de água (TRA).....	80
Tabela 7 –	Coeficiente de correlação de Pearson (r), coeficiente de determinação (R2): índices de vegetação suborbitais, clorofila total (a + b) e umidade volumétrica do solo (θ).....	81
Tabela 8 –	Coeficiente de correlação de Pearson (r), coeficiente de determinação (R2): índices de vegetação suborbitais e condutividade elétrica aparente do solo (CEa) a 0-0,2 m e 0-0,4 m.....	82
Tabela 9 –	Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R2): índices de vegetação multiespectrais proximais, condutância estomática (gs) e teor relativo de água (TRA)	87
Tabela 10 –	Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R2): índices de vegetação multiespectrais proximais, clorofila total (a + b), e umidade volumétrica do solo (θ , m ³ m ⁻³)	88
Tabela 11 –	Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R2): índices de vegetação multiespectrais proximais e condutividade elétrica aparente do solo (CEa) a 0-0,2 m e 0-0,4 m.....	89
Tabela 12 –	Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R2): índices de vegetação multiespectrais proximais, condutância estomática (gs), e teor relativo de água (TRA)	96

Tabela 13 – Coeficiente de correlação de Pearson (r), coeficiente de determinação (R²) entre os índices de vegetação hiperespectrais proximais e conteúdo de clorofila total (a +b)..... 98

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ARP	Aeronaves remotamente pilotadas
CAI	Índice de absorção de celulose
CAR	Taxa de absorção de clorofila
CCCI	Índice de conteúdo de clorofila do dossel
CEa	Condutividade elétrica aparente do solo
CRT1	Índice de Carter
Dap	Dias após a poda
DEM	Modelo digital de elevação
DVI	Índice de diferença de vegetação
EPAMIG	Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais
GI	Índice verde
GNDVI	Índice de vegetação por diferença normalizada verde
GNSS	Global navigation satellite system
IAF	Índice de área foliar
IV	Índices de vegetação
LIC2	Índice de Lichtenthaler
MDT	Modelo digital de terreno
ML	Maximum likelihood
MSI	Índice de umidade
MSR	Razão simples modificada
ND	Número digital
NDII	Índice infravermelho de diferença normalizada
NDRE	Diferença normalizada do vermelho limítrofe
NDVI	Índice de vegetação por diferença normalizada
NDWI	Índice de água por diferença normalizada
NIR	Infravermelho próximo
NPCI	Índice de razão do pigmento de clorofila normalizado
OSAVI	Índice de vegetação ajustado ao solo otimizado
PMF	Peso da massa fresca
PMS	Peso da massa seca
PMT	Peso da massa túrgida
PRI	Índice de refletância fotoquímica
RDVI	Índice de vegetação por diferença renormalizada

RMSE	Raiz do erro médio quadrático
SCP	Semi-automatic classification plugin
SIG	Sistema de informação geográfica
SIPÍ	Índice de pigmento insensível à estrutura
SR	Índice de razão simples
SRPI	Pigmento de proporção simples
SRWI2	Índice de proporção de água simples modificado
SWIR	Infravermelho de ondas curtas
TCARI	Índice de absorção de clorofila transformada em refletância
TRA	Teor relativo de água
VARI	Índice de resistência atmosférica visível
VP	Vitivinicultura de precisão
WI	Índice de água
WI1	Índice de água modificado
ZM	Zona de manejo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	25
2	REVISÃO DE LITERATURA	28
2.1	Viticultura: características da variedade <i>Syhar</i>	28
2.2	Agricultura de precisão: perspectivas conceituais e aplicadas	29
2.3	Vitivinicultura de precisão: evolução e importância do conhecimento	31
2.4	Sensoriamento remoto: fundamentos para aplicação na viticultura de precisão	33
2.5	Índice de vegetação: perspectiva para a viticultura de precisão	41
2.6	Manejo da irrigação em vinhedos: impactos na produtividade	44
3	MATERIAL E MÉTODOS	46
3.1	Área experimental	46
3.2	Tratos culturais na área experimental	47
3.3	Processamento de imagens multiespectrais e a aplicação em vinhedos	49
3.4	Dados de refletância do dossel obtidos de forma proximal	53
3.5	Indicadores da disponibilidade hídrica no solo: uma aplicação no vinhedo	55
3.6	Clorofila obtidas por técnicas de sensoriamento remoto	57
3.7	Assinaturas espectrais e índices de vegetação hiperespectrais	58
3.8	Determinação do teor hídrico foliar	62
3.9	Análise estatística	63
3.10	Análise geoestatística e determinação das zonas de manejo	64
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	67
4.1	Ortomosaico e segmentação do dossel: validação dos dados	67

4.2	Análise estatística descritiva dos índices de vegetação	69
4.3	Estado da água e do teor de clorofila no vinhedo: análise dos índices multiespectrais gerados por sensor suborbital	75
4.4	Análise do <i>status</i> hídrico e do conteúdo de clorofila por índices multiespectrais: aplicação do sensor proximal de reflectância do dossel em vinhedos irrigados	83
4.5	Avaliação do estado da água e do teor de clorofila em dados hiperespectrais analisados em laboratório: uma aplicação no vinhedo	90
4.6	Mapas de variáveis do solo e índices de vegetação: um caminho para determinar zonas de manejo nos vinhedos	100
4.7	Zona de manejo no vinhedo: determinação espacial e validação	108
5	CONCLUSÕES	114
	REFERÊNCIAS	117

1 INTRODUÇÃO

Na perspectiva ambiental contemporânea, há uma grande preocupação em relação à disponibilidade hídrica em áreas agrícolas (FOSTER *et al.*, 2020, 2007), que responde pelo uso de 69% da água doce no Brasil (ANA, 2019). A gestão eficiente do recurso hídrico possibilita atender às demandas ambientais e econômicas, ao aumentar a produção e a qualidade dos alimentos; elevar a produtividade da água aplicada pela irrigação (ZHANG *et al.*, 2019) e reduzir os impactos negativos decorrentes da escassez hídrica.

Identificar o *status* hídrico na videira pode auxiliar na prática da irrigação em cada zona de manejo estabelecida em vinhedos. Além disso, é uma informação importante, porque influencia nos parâmetros de composição das bagas; na produtividade e na qualidade do vinho, devido às interferências que o conteúdo hídrico tem no crescimento do dossel; na quantidade e na composição sensorial do fruto (URRETAVIZCAYA *et al.*, 2016). O sucesso da irrigação deficitária aplicada à videira de vinho está associado ao uso correto do sistema de irrigação e das possibilidades de adotar ferramentas para mapear a condição hídrica das videiras (PÔÇAS *et al.*, 2015).

Alguns métodos tradicionais de determinação de água na planta foram desenvolvidos, como o potencial de água na folha antes do amanhecer, potencial de água no caule, medidores do fluxo de seiva, condutância estomática e a dendrometria, que monitora as flutuações do diâmetro do tronco (SCHOLANDER *et al.*, 1965; ACEVEDO-OPAZO *et al.*, 2008). Entretanto, essas técnicas fornecem informação somente sobre um ponto específico e constituem métodos de difíceis medições, em função do grande número de amostras necessário para compor uma parcela com precisão, o que demanda tempo; também, são de baixa resolução espacial e temporal. Assim, torna-se importante o desenvolvimento de métodos rápidos, precisos, não destrutivos e menos onerosos para estimar o teor hídrico, a variabilidade nos vinhedos e outros parâmetros associados com o déficit de água e estresse na cultura (POÇAS *et al.*, 2015; RALLO *et al.*, 2014).

O sensoriamento remoto aplicado com base em aeronave remotamente pilotada (ARP) caracteriza-se como uma técnica capaz de monitorar a variabilidade espacial do estado da água em vinhedos, por meio de imagens

térmicas de alta resolução espacial, que detectam a temperatura do dossel (BAJULA *et al.*, 2012; SANTESTEBAN *et al.*, 2013; BELLVERT *et al.*, 2014; SANTESTEBAN *et al.*, 2016). A avaliação do estado da água na videira também pode ser determinada pela elaboração de índices de vegetação obtidos por sensores multiespectrais e hiperespectrais, os quais têm apresentado ótimas correlações com o conteúdo hídrico, a exemplo do potencial de água no tronco, na folha e condutância estomática (RODRÍGUEZ-PÉREZ *et al.*, 2007; BALUJA *et al.*, 2012; PÔCAS *et al.*, 2015; CANCELA *et al.*, 2016), além de boas correlações dos índices de vegetação com o índice de estresse hídrico da cultura (ZARCO-TEJADA *et al.*, 2013).

Respostas espectrais da folha, condutividade elétrica do solo, e rendimentos em vinhedos podem ser relacionados com a variabilidade espacial do vigor vegetativo por meio de índices de vegetação (BALUJA *et al.*, 2012; HOFF *et al.*, 2013; BONILLA *et al.*, 2015; OLDONI, 2019). A identificação da variabilidade espacial do estado da água em vinhedos irrigados constitui uma ferramenta importante para contribuir com a sustentabilidade do setor vinícola, como a prática da irrigação com restrição hídrica. O estresse hídrico moderado em estádio fenológico pré-determinados proporciona um impacto benéfico sobre a concentração de açúcares, pH, acidez e compostos fenólicos no mostro (DELOIRE *et al.*, 2004). Assim, pode-se economizar água e melhorar a qualidade das bagas e dos vinhos. O sensoriamento remoto suborbital firmou-se como uma técnica capaz de medir a variabilidade de forma rápida e sem danos ao meio ambiente.

A identificação de zonas homogêneas de vigor vegetativo auxilia no manejo diferenciado da irrigação. A condição hídrica da videira caracteriza um fator categórico que interfere no desenvolvimento do sistema radicular, crescimento vegetativo, massa foliar, formação de gemas florais e na produtividade (URCHEY; FIETZ, 2000; BASSOI, *et al.*, 2011; BASSOI, *et al.*, 2015), o que denota a importância do manejo adequado do recurso hídrico.

A utilização de técnicas de geoprocessamento na vitivinicultura de precisão, para o reconhecimento da variabilidade de atributos das videiras que interferem no seu desenvolvimento, é um meio para entender os fatores que alteram a produtividade agrícola; auxiliam na redução da aplicação de água,

defensivos agrícolas e fertilizantes; elevam a qualidade da uva e dos subprodutos; e podem auxiliar na aplicação da irrigação com lâmina diferenciada.

Nessa perspectiva, surgem algumas inquietações científicas para estabelecer problemas de pesquisas. Há correção entre os índices de vegetação e os parâmetros biofísicos coletados em vinhedos irrigados? Qual dos sensores empregados para elaboração dos índices de vegetação obtém uma maior dependência com os dados obtidos *in loco*? É possível elaborar uma zona de manejo com dados adquiridos pelo sensor suborbital associado a outros planos de informações?

Assim, o objetivo deste estudo é identificar a variabilidade espacial do estado hídrico em videiras irrigadas por gotejamento no município de Ribeirão Preto-SP, mediante à utilização de dados multiespectrais e hiperespectrais obtidos por sensores suborbital e proximal, para observar a correlação entre os índices de vegetação (IV) e os atributos da planta e do solo coletados *in loco*. Para tanto, foram estabelecidas as estratégias de: a) Aplicar índices de vegetação e levantar parâmetros biofísicos dos vinhedos, com o propósito de identificar os níveis de correlação entre eles; b) Analisar os dados capturados pelos sensores multiespectrais, no intuito de identificar qual deles é mais eficiente na determinação da variabilidade hídrica; c) Verificar as melhores correlações entre o índices de vegetação suborbital e parâmetros hídricos do vinhedo, a fim de associar com os dados proximais para gerar as zonas de manejo.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Viticultura: características da variedade *Syrah*

A videira (*Vitis L.*) pertence à família *Vitaceae*, cuja origem pode ser americana, asiática ou europeia. Esse grupo apresenta o hábito de crescimento trepador, arbusto com caule sarmentoso e necessita de apoios artificiais ou naturais para o desenvolvimento adequado (QUEIROZ-VOLTAN; PIRES, 2003). As videiras foram uma das primeiras espécies de plantas frutíferas a serem domesticadas pelo homem e este acontecimento está associado à descoberta do vinho (KELLER, 2010; LEÃO, 2010). Economicamente o cultivo das vinhas é um dos mais importantes para a fruticultura mundial (KELLER, 2010).

Do gênero *Vitis*, a videira europeia originou grande parte das variedades utilizadas comercialmente nos dias atuais (KELLER, 2010). As práticas de manejo adotadas no vinhedo, associadas à versatilidade de cultivo, estão relacionadas com as distintas finalidades dos cachos, que podem ser classificados como uvas de mesa, para consumo *in natura*, processadas como uvas para vinho, sucos ou para produção de passas (LEÃO *et al.*, 2009).

Há uma gama de variedade de uvas a exemplo da *Chardonnay*, *Cabernet Franc*, *Tannat*, *Cabernet Sauvignon*, *Merlot*, *Pinotage*, *Pinot Noir*, *Riesling Itálico*, *Alicante*, *Syrah*, e a produtividade e qualidade do produto é influenciada por questões edafoclimáticas locais, tratos culturais, ocorrência adequada da técnica de irrigação e da escolha do sistema de condução (BEM *et al.*, 2015; LIU *et al.*, 2015). A seleção adequada do sistema de condução objetiva proporcionar luz às folhagens e, como consequência, acarreta outros benefícios, como aumento na composição fenólica do fruto e redução no ataque de doenças fúngicas (XU *et al.*, 2015).

Devido à adaptabilidade aos climas quentes, a *Syrah* é a principal cultivar de uva utilizada para produção de vinhos tintos no Nordeste, na região do Submédio do Vale do São Francisco (CIPRIANO, 2015). Recentemente tem sido implementada no nordeste do estado de São Paulo e sul de Minas Gerais. A *Syrah* é caracterizada por apresentar porte semiereto, cachos medianos, bagas pequenas, ovaladas, de cor negro-azulada, pruinosas e de sabor neutro (CAMARGO *et al.*, 2011). É uma cultivar vigorosa, produtiva, que possui um curto

período de maturação (DIAS, 2011). Origina vinhos de coloração intensa, aromáticos, finos, de grande qualidade e aptos ao envelhecimento, geralmente até meio século (ETABLISSEMENT NATIONAL TECHNIQUE POUR L'AMÉLIORATION DE LA VITICULTURE - ENTAV, 1995). As bagas, também, são utilizadas para preparação de espumantes brancos e rosados (DINIZ *et al.*, 2010; CAMARGO *et al.*, 2011).

O clima geralmente é uma das principais razões limitantes da qualidade do vinho, pois altos volumes de índices pluviométricos antecedentes à época da colheita não proporciona um desenvolvimento e maturação adequados dos frutos (GUERRA, 2002). Essa condição meteorológica causa um aumento da ocorrência de podridões fúngicas (GUERRA, 2002). A variedade *Syrah* apresenta-se sensível à podridão do cacho, quando o período das chuvas coincide com o final da maturação (DIAS, 2011).

No Sudeste do Brasil, a estação chuvosa decorre entre os meses de novembro a março. Nessa perspectiva, ao adotar o ciclo normal da videira determinado pelo clima regional, a poda ocorre em agosto e em janeiro a colheita, coincidindo com o período chuvoso, no qual intensifica o desencadeamento da podridão do cacho e limita o acúmulo de açúcar nos cachos (REGINA *et al.*, 2006; FÁVERO *et al.*, 2008; MOTA *et al.*, 2010; SANTOS *et al.*, 2011).

O deslocamento do ciclo produtivo da videira é essencial para uma produção de frutos de qualidade. Assim, uvas de mesa e para produção de vinhos são submetidas ao manejo de dupla poda ou poda extemporânea para possibilitar a colheita nos meses de menor pluviosidade (MOTA *et al.*, 2010; REGINA *et al.*, 2011). O manejo baseia-se na realização da poda de formação dos ramos em agosto e a poda de produção dos ramos lignificados entre janeiro-fevereiro. Tal fator possibilita o início do processo de maturação no mês de abril e colheita entre junho-julho (REGINA *et al.*, 2006). O manejo de dupla poda visa elevar a qualidade enológica para os produtores que almejem vinhos de alta qualidade (REGINA *et al.*, 2011).

2.2 Agricultura de precisão: perspectivas conceituais e aplicadas

No contexto da produção agrícola mundial, os setores da economia têm buscado ampliar a escala de produção associada à qualidade dos produtos, no

intuito de manter a competitividade mercadológica associada à preservação ambiental. Nesse cenário, a redução do uso de água por meio do gerenciamento sustentável é uma alternativa que pode configurar a diminuição dos custos operacionais dos campos de agricultura e mitigação dos impactos.

A irrigação é responsável pela utilização de 69% e o uso animal pelo uso de 12% da totalidade de água doce usada no país (ANA, 2019). Ainda, há uma crescente demanda hídrica para fins industriais e residenciais, associados aos problemas ambientais e escassez hídrica.

A utilização da agricultura de precisão (AP) surge como uma forma de gerenciamento para a aplicação de insumos no local correto, em quantidades adequadas, em áreas menores e mais homogêneas (BASSOI *et al.*, 2019), numa busca de realizar o gerenciamento sustentável, ao gerar menos danos aos recursos naturais. As variáveis podem referir-se a valores exatos de defensivos agrícolas, identificar tipologias diferentes de solo, bem como aperfeiçoar a maneira como a água será manejada em cada parcela do campo.

A agricultura de precisão pode ser conceituada como a aplicação de equipamentos e procedimentos para detectar, avaliar, ou monitorizar a variabilidade espacial e/ou temporal em uma determinada área do terreno, sendo caracterizada pela fase de obtenção de informações, gerenciamento dos dados, aplicação de insumos em taxas distintas e avaliação econômica e ambiental dos resultados (PIERCE; NOWAK, 1999; SOARES FILHO; CUNHA, 2015; BASSOI *et al.*, 2019).

Na prática da AP, deve-se levar em consideração a heterogeneidade associadas às necessidades específicas de cada zona do campo e erradicar a ideia de utilizar grandes áreas e classificá-las como homogêneas. Ao unificar as características edafoclimáticas em grandes extensões, adota-se o conceito de valores médios para o desenvolvimento da técnica de irrigação, o mesmo manejo e a mesma formulação de insumos na propriedade, resultando em uma colheita e produtividade não uniforme (CAPELLI, 1999). Cada setor da área cultivada possui particularidades, o que caracteriza a importância de efetuar o manejo em zonas análogas.

A busca sobre a redução de custos de operação agrícola não é nova, embora seja mais densa no período atual. Em 1929, pequenos produtores apresentaram uma redução de aproximadamente 40% nos custos de produção,

decorrente da aplicação de diferentes quantidades de insumo. Para identificar a variabilidade de aplicação em campo, realizou-se a amostragem do solo pelo método de sistematização em malhas (BAUER; LINSLEY 1929 *apud* GOERING, 1993).

Em tempos remotos, quando o processo de produção agrícola predominava em pequenas áreas, era possível observar a diminuta variabilidade espacial na propriedade (COELHO, 2005). A medida em que houve um aumento da fronteira agrícola, foi preciso desenvolver e adotar métodos capazes de detectar e manejar a variabilidade espacial e temporal em grandes áreas. Identificar os agentes e determinar o local das alterações é o grande desafio enfrentado pela agricultura de precisão (BASSOI *et al.*, 2019).

No início da década de 1990, houve as primeiras tecnologias e princípios para distinguirem e gerirem a variabilidade espacial e temporal no campo. A precisão em larga escala deve-se, principalmente, ao global navigation satellite system (GNSS), sistema de informação geográfica (SIG), sensoriamento remoto, controladores eletrônicos de aplicação, *hardware* e *softwares* (BRAMLEY; PROFFIT, 1999; INAMASU; BERNARDI, 2015). Nos dias atuais, o avanço tecnológico das máquinas, equipamentos e sensores para mapear a variabilidade espacial em campo tornou a automação no âmbito rural uma realidade, que participa de todos os processos produtivos, a fim de elevar a eficiência na semeadura, adubação, preparo e correção do solo, irrigação, tratos culturais, colheita e outros processamentos (BASSOI *et al.*, 2019).

2.3 Vitivinicultura de precisão: evolução e importância do conhecimento

A vitivinicultura de precisão (VP) tem os primeiros registros de aplicabilidade em 1999, na Austrália. O surgimento comercial de sensores de produtividade da uva possibilitou quantificar a variabilidade espacial da produção (ORTEGA; ESSER, 2002; DIAS, 2009). A mutabilidade dos fatores físicos, biológicos e dos tratos culturais nas vinícolas origina numerosos *terroir* (JORGE, 2016) e a conseqüente formação de áreas heterogêneas, com dificuldades de mapeá-las (PROFFIT *et al.*, 2006).

O conceito de vitivinicultura de precisão engloba um conjunto de tecnologias recentes, com o propósito de detectar e solucionar a variabilidade

espacial dos fatores físicos, químicos e biológicos relacionados com a produtividade, para possibilitar o manejo de forma precisa do vinhedo (MIELE *et al.*, 2011). Entre as respostas, possibilita o manejo adequado e especificado para as parcelas homogêneas, como a poda, colheita, irrigação e uso de insumos, a exemplo dos fertilizantes e defensivos agrícolas.

A identificação das parcelas heterogêneas ao aplicar a VP reflete na adoção de melhores práticas agrícolas, segmentação da colheita, conforme às expectativas de qualidade do fruto, em amostragens por zonas, monitorização de doenças e pragas, previsão de produtividade, redução dos custos de produção e na possibilidade de maior acertabilidade nas decisões entre profissionais (BRAMLEY; LAMB, 2003; PROFFIT *et al.*, 2006).

Além disso, os enólogos alertam sobre a inexistência de equipamentos para quantificar e acompanhar a variabilidade e a qualidade da uva, como o teor de sólidos solúveis, acidez total, pH, medidas de polifenóis e outros parâmetros para serem associados ao monitoramento do rendimento (BRAMLEY; HAMILTON, 2004; BORTOLETTO *et al.*, 2015). Essa deficiência gera uma dependência de coleta manual e posterior análise em laboratório (BRAMLEY; HAMILTON, 2004).

As vantagens da VP são alcançadas por intermédio da elaboração de tecnologias como o GNSS, SIG e ferramentas de detecção e monitoramento do vinhedo. Os dados possuem alta resolução espacial, avaliação eletromagnética do solo e detecção remota por meio orbital e/ou suborbital. A utilização de ferramentas tecnológicas no planejamento e gerenciamento de um vinhedo percorre as seguintes etapas: a) observação do desempenho da videira e coleta de dados analíticos, inclusive por meio da detecção remota, elaboração de mapa de rendimento e informações da qualidade da uva; b) processamento dos dados em ambiente SIG e posterior interpretação; c) elaboração do planejamento específico para cada parcela e períodos distintos de intervenção na irrigação, data de colheita, fertilização, tratamentos fitossanitários e tratos culturais (BRAMLEY; LAMB, 2003; PROFFIT *et al.*, 2006).

Em tempos remotos, os vitivicultores perceberam que uvas oriundas das mesmas características biológicas (porta-enxerto, casta e clone) colhidas em parcelas com leves alterações no aspecto físico do revelo, solo, microclima, capacidade de retenção de água no solo e a eficiência do processo de drenagem

alteram a qualidade da uva, diferenciam a maturação e originam vinhos com características sensoriais distintas (SMART, 1985; WILSON, 2002). Contudo, mesmo consciente, alguns produtores continuam a realizar o manejo dos vinhedos com base em valores médios, sem considerar a heterogeneidade espacial da propriedade, o que gera oscilações na produtividade entre as videiras – a diferença observada pode ser de até dez vezes (BRAMLEY; HAMILTON, 2004).

Com o intuito de aumentar a produção, alcançar a segmentação da colheita e realizar a gestão espacial, a identificação das especificidades é almejada pelos produtores, pois, em parte, a característica do vinho é dependente da uniformidade das uvas que lhe deram origem (JACKSON, 2008). A ampliação da uniformidade das características das uvas pode ser contemplada diante de um manejo eficiente da irrigação. O reconhecimento da variabilidade do vigor vegetativo constitui como uma técnica importante, visto que há uma redução na aplicação de água em zonas vigorosas de desenvolvimento e o aumento da disponibilidade hídrica em áreas de baixo crescimento vegetativo. Tudo isso favorece o sincronismo no desenvolvimento dos cachos e torna menos usual a mão de obra referente à remoção de folhas basais (PROFFITT; MALCOLM, 2005).

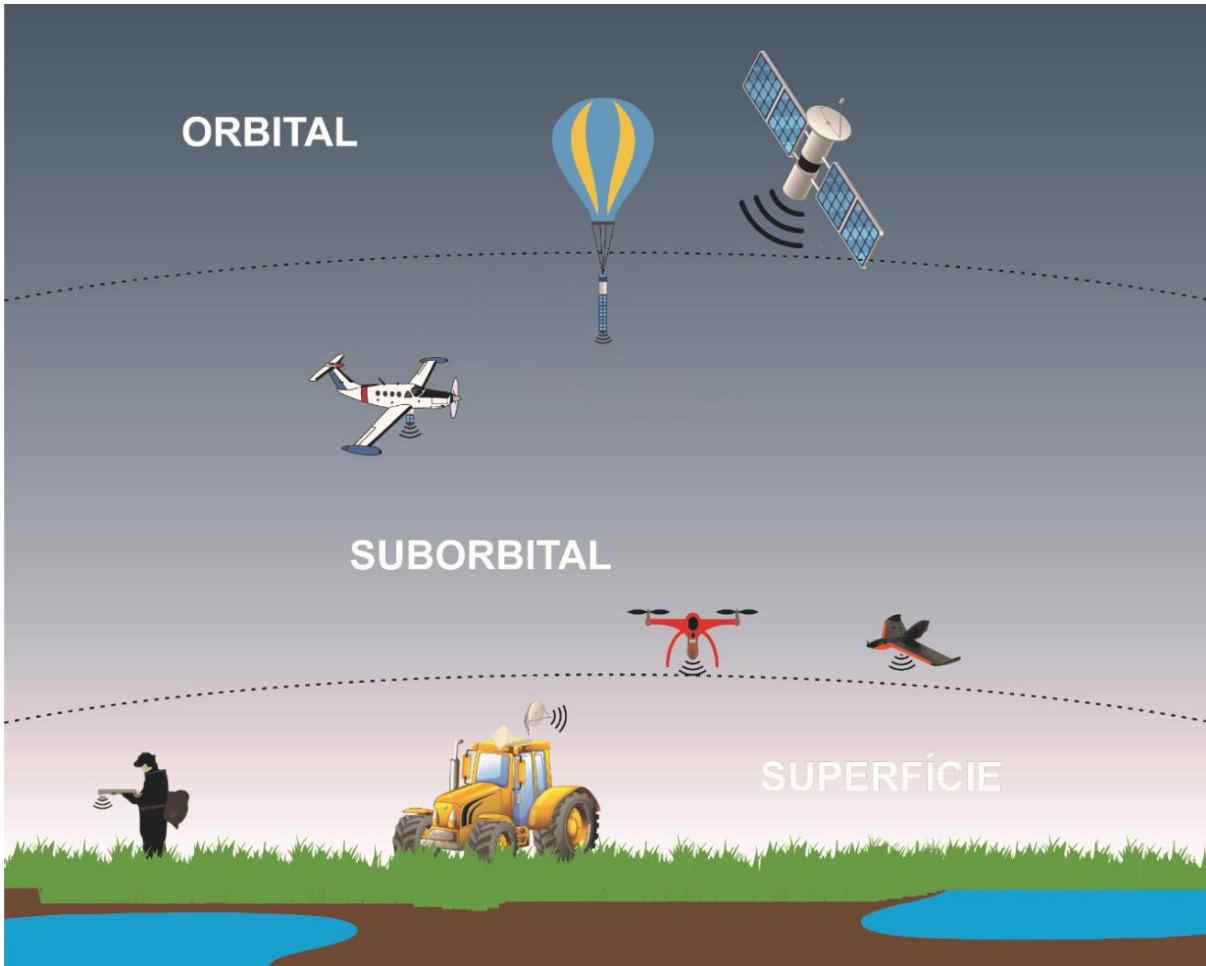
Localizar as zonas vigorosas e manejar de forma correta a irrigação tornam possíveis a colheita de uvas oriundas de zonas heterogêneas do mesmo vinhedo em tempos diferentes ou realizar a segmentação da colheita. Ambos os processos buscam elevar a qualidade da uva e do vinho. Nessa concepção, os viticultores adotam com facilidade os pacotes tecnológicos e o manejo diferenciado abordado pela VP, para garantir que as uvas colhidas cheguem às vinícolas com características uniformes e atendam às necessidades do produto final que se destina (BRAMLEY *et al.*, 2006; DIAS, 2009).

2.4 Sensoriamento remoto: fundamentos para aplicação na viticultura de precisão

O sensoriamento remoto constitui um campo científico que produz dados, informações e análises sobre a interação da radiação eletromagnética e a superfície terrestre por meio de sensores sem contato físico-humano com os alvos

(NOVO, 2010). O processo de coleta de dados é realizado por um sistema de sensores orbitais, suborbitais e terrestres, que detectam a radiação oriunda da superfície e a registra (Figura 1).

Figura 1 – Sistemas de sensores orbitais, suborbitais e de superfície



Elaboração: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Em nível orbital, os satélites artificiais e/ou balões meteorológicos têm a principal função de obter dados, geralmente, de grandes extensões e de forma repetitiva da superfície terrestre em formato de imagens. Atualmente, no plano suborbital, destacam-se a aplicação das ARP representados na figura 1 pelo modelo de asa-fixa e multitoror. Eles são operados por pilotos de forma remota para fins científicos, que, entre os dados obtidos, obtém-se as imagens ópticas e de radar de grande resolução espacial (SOUSA, 2017). No nível de superfície, os radiômetros ou espectralradiômetros, geralmente, são acoplados em veículos terrestres e ou carregados por humanos para identificar o comportamento espectral dos alvos em campo ou laboratório. Na viticultura é comum o uso de

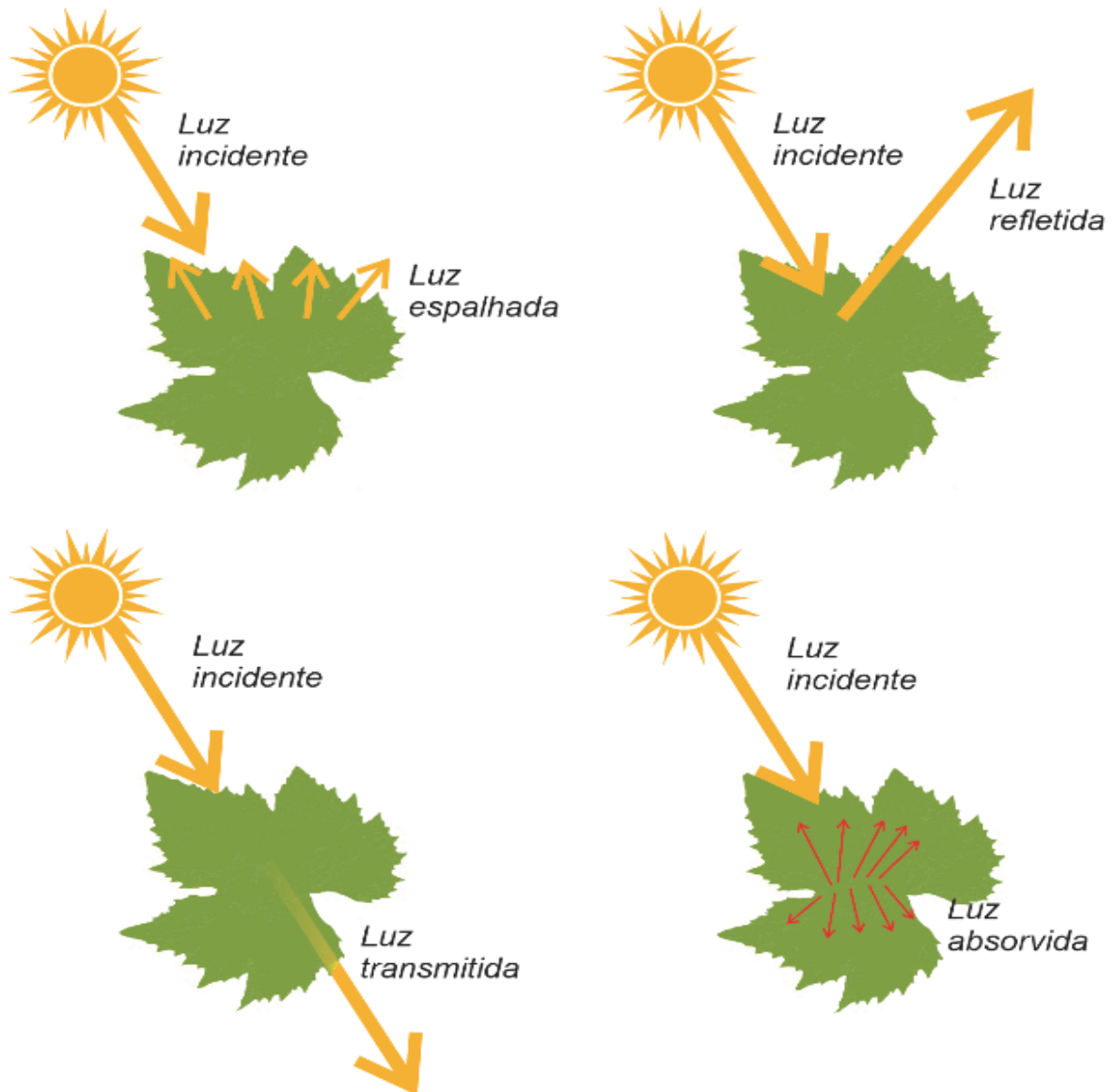
sensores proximais e multiespectrais, que são acoplados em implementos agrícolas ou conduzidos manualmente, para capturar a refletância nas proximidades dos alvos (MOLIN *et al.*, 2015).

É comum classificar os sensores remotos como passivos e ativos. Os sensores ativos emitem energia eletromagnética para a superfície terrestre e captam parte da energia emitida pelos alvos em direção ao próprio sensor e produzem, comumente, imagens de radar (MOREIRA, 2011). Em função disso, podem operar em qualquer hora do dia. Já os sensores passivos dependem da radiação incidente provinda de fontes externas, comumente oriunda do Sol, e originam imagens ópticas (MOREIRA, 2011).

Para a aplicação de imagens obtidas por meio de ARP na viticultura de precisão com o propósito de analisar o conteúdo da água, é importante reconhecer a interação da radiação solar com os alvos terrestres e identificar os possíveis trajetos em que a energia se propaga (Figura 2). O espalhamento se refere ao desvio da energia incidente no alvo para outras direções; a transmitância é a fração de energia luminosa que consegue atravessar a espessura de um determinado material, como a folha de uma parreira, sem ser absorvida; ao ser absorvida, a radiação se transforma em energia para a planta e gera o fenômeno denominado de absorbância; a refletância consiste na capacidade de um objeto refletir a energia incidente, cujo dado é captado pelos sensores ópticos (MOREIRA, 2011), a exemplos daqueles acoplados na ARP (Figura 3).

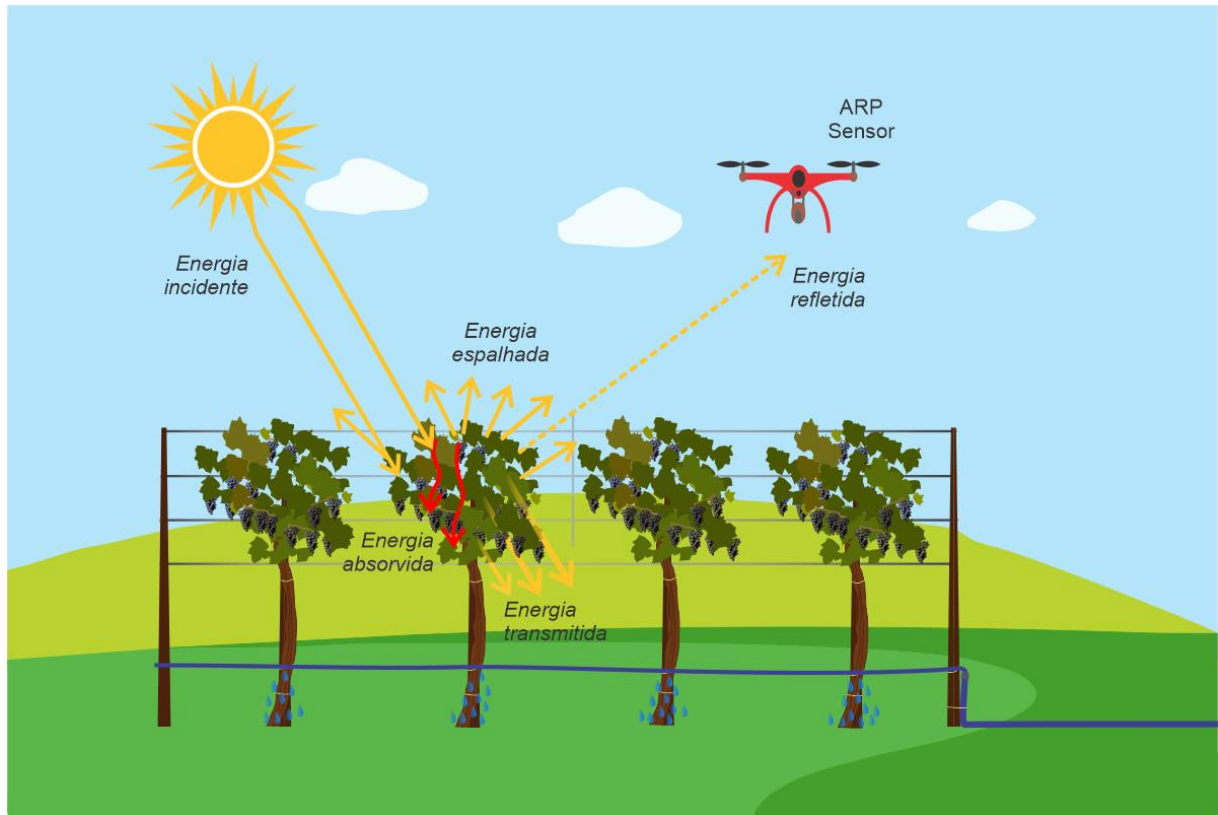
O campo de radiação de um determinado alvo pertencente ao conjunto de ondas eletromagnéticas conhecidas é denominado como espectro (NOVO, 2010). Através das informações produzidas ao longo da evolução do sensoriamento remoto, é possível identificar a melhor faixa do espectro para a produção de dados e modelos matemáticos de análise aplicados à viticultura de precisão, como os inúmeros índices de vegetação. Cada comprimento de onda da radiação eletromagnética possui um comportamento particular da folha, possível de ser quantificável com base na razão entre energia incidente (E), também denominada de irradiância, e energia refletida (L), sinônimo de radiância (PONZONI *et al.*, 2012).

Figura 2 – Interação luz incidente e objeto: perspectivas para análise de folhas isoladas



Autor: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Figura 3 – Interação luz incidente-objeto e captação da energia refletida por sensores ópticos



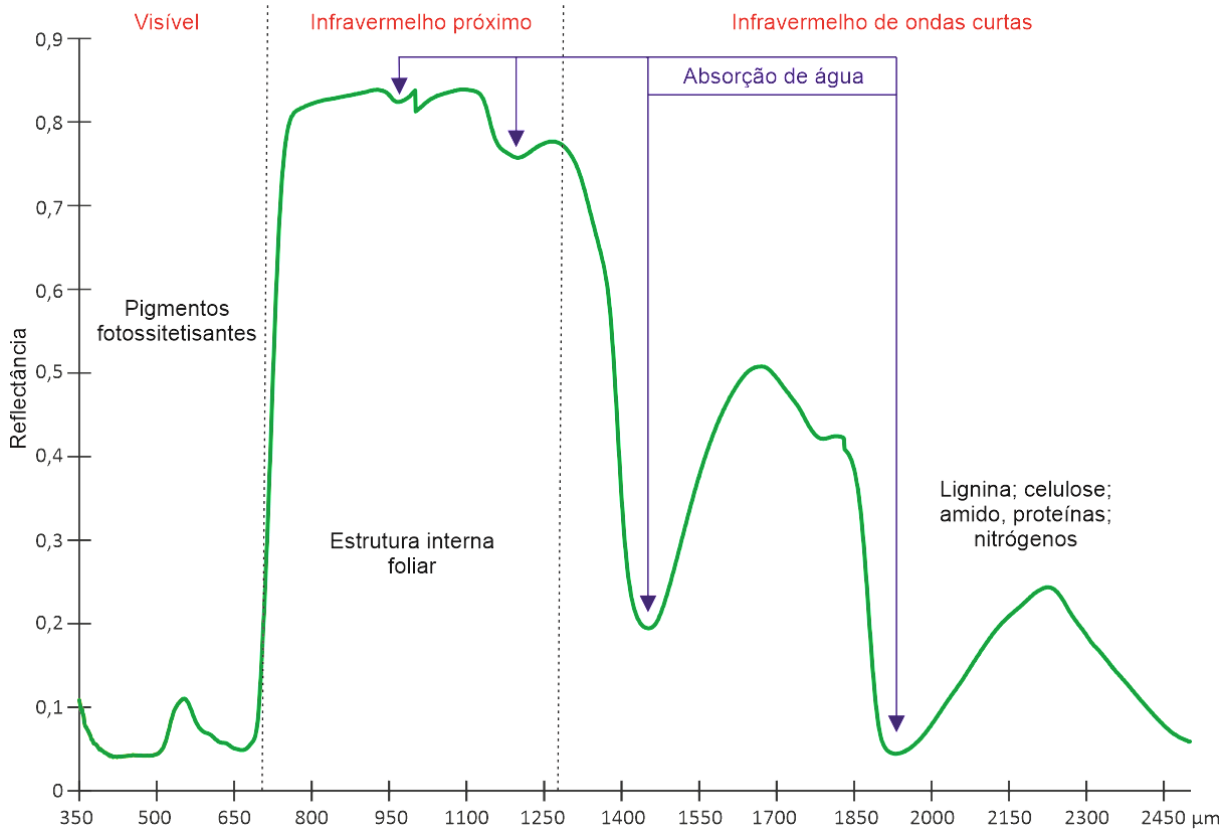
Autor: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Os objetos e compostos reagem de forma diferenciada com a luz em razão das propriedades físicas, químicas e biológicas, o que possibilita identificar particularidades das assinaturas espectrais dos alvos (JENSEN, 2009). O espectro refletido pelos alvos abrange a faixa do visível (0,4 a 0,7 μm), do infravermelho próximo (0,7 a 1,3 μm) e do infravermelho de ondas curtas (1,3 a 2,5 μm), que constituem em comprimentos de ondas concernentes às imagens ópticas (JORGE; INAMASU, 2014), de fundamental importância para a análise de parâmetros biofísicos dos cultivares (MOREIRA, 2011; FORMAGGIO; SANCHES, 2017). No contexto foliar, a maior absorção da radiação solar ocorre na região do visível, em razão da presença de pigmentos fotossintetizantes das plantas, a exemplo da clorofila a, clorofila b, xantofilas, antocianinas e carotenoides (PONZONI *et al.*, 2012) (Figura 4).

A estrutura interna foliar, sobretudo do mesófilo, condiciona a maior reflectância da vegetação na faixa do infravermelho próximo. As modificações espectrais dessa região são proporcionadas por fatores externos, como a taxa de água disponível para a planta, que modificam a relação água-ar e, nesse sentido,

altera o comportamento espectral das folhas (JORGE; INAMASU, 2014). Portanto, quanto mais lacunosa for a estrutura interna foliar maior será o espalhamento interno da radiação incidente e maior será os valores de reflectância (MOREIRA, 2011; PONZONI *et al.*, 2012) (Figura 4).

Figura 4 – Comportamento espectral da folha da videira analisada em laboratório



Autor: Anderson de Jesus Pereira, 2022

A reflectância da vegetação no comprimento do infravermelho de ondas curtas é dominada pela absorção de água e pelo estado bioquímico das folhas, diante da presença de componentes, como lignina, celulose, amido, proteínas e nitrógenos (PONZONI *et al.*, 2012; JORGE; INAMASU, 2014). Os dados apresentados por Peñuelas *et al.* (1993) e Peñuelas *et al.* (1997) indicam a confiabilidade da reflectância na região do infravermelho próximo para estimar o estado da água na folha da planta, principalmente entre 950–970 μm (Figura 4). Há, também, maior absorção da radiação em 1200 μm , 1450 μm , 1930 μm e 2500 μm (RODRÍGUEZ-PÉREZ *et al.*, 2007; CLEVERS *et al.*, 2010; JONES;

VAUGHAN, 2010; DE BEI *et al.*, 2011; ROBERTS *et al.*, 2012; GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ *et al.*, 2015).

No contexto da viticultura de precisão, a escala dos dados é de importância para o manejo. A resolução espacial das imagens produzidas pelos sistemas de sensores orbitais e suborbitais óptico-eletrônicos, fotográficos e de radar depende do detector e da altura do sensor em relação ao objeto, que se refere ao tamanho do *pixel*. Dele origina a capacidade do sensor distinguir os alvos da superfície terrestre (MOREIRA, 2011).

Com a evolução dos conceitos e técnicas de sensoriamento remoto, os estudos aplicados à viticultura de precisão por meio de imagens de satélites ópticos foram aprimorados, o que possibilita efetuarlos em diferentes escalas espaciais, seja através de folhas isoladas e/ou dosséis das videiras. Entre os resultados obtidos quando consideram os dosséis estão a caracterização e a quantificação da biomassa, que podem subsidiar diversas discussões acerca do estágio fenológico, da qualidade do manejo da planta e do conteúdo da água disponível para a videira (FORMAGGIO; SANCHES, 2017).

Embora os sensores orbitais tenham a capacidade de mapear grandes áreas em um curto período de tempo, as imagens ópticas geradas possuem limitações, decorrentes das interferências atmosféricas, como as nuvens, e a maioria delas possui resolução espacial inadequada para trabalhos com viticultura de precisão. As imagens de baixa resolução podem ser imprecisas (ACEVEDO-OPAZO *et al.*, 2008), pois a maioria dos vinhedos é manejado no sistema de espaldeira (desenvolvimento do dossel na vertical) e a largura da copa varia entre 30 e 50 centímetros (BAJULA *et al.*, 2012). Já o espaçamento das linhas detém uma proporção maior e geralmente são constituídos por solo exposto ou constituídas por vegetação rasteira. Nesse sentido, quando utiliza uma imagem de baixa resolução espacial, a média do valor espectral do *pixel* será influenciada em maior proporção por objetos que possuem maiores extensões na superfície terrestre, a exemplo do solo exposto.

O emprego de imagens de baixa resolução poderá contaminar os *pixels* com informações de outros alvos, que decorrerá em uma mistura espectral e originará um produto impróprio para a gestão do vinhedo. Para identificação da variabilidade hídrica nas videiras por meio de imagens ópticas, é preciso excluir

os *pixels* mistos e de outros alvos, a exemplo do solo exposto, vegetação rasteira, sombra e as telas de proteção.

A medida em que reduz a resolução espacial, há uma menor correlação das imagens aéreas com os dados relacionados ao conteúdo hídrico, devido à mistura espectral. Ao correlacionar imagens térmicas de 0,3 m com o potencial de água na folha, encontrou-se o coeficiente de determinação de 71%; ao aumentar a resolução espacial para 0,6 m e 1 m, esse mesmo coeficiente baixou respectivamente para 38% e 22% (BELLVERT *et al.*, 2014).

Há diversos métodos dispostos na literatura para realizar a segmentação do dossel. Santestenan *et al.* (2015) aplicaram a técnica de filtragem de puro *pixel* de linha que consiste inicialmente em elaborar um modelo digital de elevação (DEM). Assim, como o dossel tem altura superior ao solo, o algoritmo de limite global discrimina facilmente os *pixels* do dossel dos *pixels* de solo exposto ou vegetação rasteira pelo método de Otsu *et al.* (1979).

Poblete-Echeverría *et al.* (2017) testaram quatro métodos de segmentação (redes neurais artificiais (RNA), floresta aleatória (RForest), índices espectrais (SI) e o método não supervisionado de agrupamento K-médias) e constataram que os dados apresentados pelo RNA e pelo SI apresentaram os melhores resultados na detecção do dossel.

A avaliação da heterogeneidade do vinhedo tornou-se realidade devido à recente incorporação das ARP na viticultura de precisão, pois possibilitou a aquisição de imagens com alta resolução espectral e espacial (MATESE *et al.*, 2019), permitiu analisar o dossel de forma isolada e associar com o conteúdo hídrico por meio de índices de vegetação, sem interferência de outros objetos que possam comprometer os resultados. No contexto atual, os valores de refletância têm sido bastante aplicados nos estudos relacionados à vegetação, em função da forte relação entre as assinaturas espectrais das culturas e as características bioquímicas e biofísicas, como o conteúdo de água do dossel (CLEVERS *et al.*, 2010).

O sensoriamento remoto tem sido aplicado com frequência nos vinhedos, principalmente com o intuito de estimar o *status* de água (POÇAS, 2015; GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ *et al.*, 2015) e gerar índices de vegetação para caracterizar a variabilidade espacial na área e determinar zonas de manejo homogêneas (SANTESTEBAN *et al.*, 2013).

2.5 Índice de vegetação: perspectiva para a viticultura de precisão

Nos estudos relacionados aos cultivos agrícolas, a utilização do sensoriamento remoto viabiliza apreender características das folhas isoladas e/ou dosséis em distintas escalas espaciais e temporais. Os avanços nas tecnologias projetaram uma série de dados possíveis de serem analisados e aplicados para avaliar a qualidade da agricultura, em vista de melhorar a produção e produtividade, bem como a identificação de zonas homogêneas e do conteúdo hídrico disponível para as plantas.

Em anos de pesquisas, foram propostos diferentes índices de vegetação, pelos quais se obtém informações sobre a biomassa ou folhas isoladas, como o índice de área foliar (IAF), porcentagem da cobertura verde, teor de clorofila e biomassa verde (JENSEN, 2009).

Diante das pesquisas atuais, os índices de vegetação são aplicados para trazer respostas sobre o comportamento espectral, fenologia, estresse hídrico e outros. Ainda, avaliações primárias de produtividade da planta para associar com os atributos espaciais, que impactam no desenvolvimento dos cultivos, como umidade do solo, características nutricionais, pedológicas e precipitação pluvial (CARLSON *et al.*, 1994; GILLIES; CARLSON *et al.*, 1995; MIURA *et al.*, 2001; JUNGES *et al.* 2017). Os índices de vegetação, assim, são meios eficazes para acompanhar alterações na planta, de importância para o monitoramento da produtividade da videira.

As bandas espectrais mais comuns de serem empregadas nos índices de vegetação encontram-se na faixa do vermelho e do infravermelho próximo, em razão do comportamento particularizado das folhas e dosséis diante da composição química e estrutura interna da planta (JENSEN, 2009). No vermelho há maior absorção e menor reflexão da energia radiométrica, enquanto no infravermelho próximo o comportamento é, expressamente, inverso (LIU, 2015) (Figura 4).

Entretanto, a refletância das plantas no infravermelho próximo é sensível às alterações da biomassa vegetal (JENSEN, 2009). A capacidade fotossintética pode ser reduzida em virtude da incidência de moléstias e pragas, déficit nutritivo, estresse hídrico ou outras problemáticas, o que faz com que a vegetação assuma um comportamento distinto e apresente maior absorção no infravermelho e menor

no vermelho (ORTEGA; ESSER, 2002). Com isso, o conteúdo de água e a estrutura celular têm ligação direta com o aumento da refletância das folhas no comprimento de onda do infravermelho próximo (CAMPBELL, 1996).

O primeiro índice de vegetação proposto foi o de razão simples, que é obtido pela razão do fluxo radiante no infravermelho próximo e o fluxo radiante refletido no vermelho (LIU, 2015). No quadro 1, são exemplificados e caracterizados alguns índices de vegetação, sobretudo a mais difundidos na agricultura, o NDVI e alguns que são específicos para análise da relação da planta com a água.

Quadro 1 – Índices de vegetação: características e aplicabilidades

ÍNDICE DE VEGETAÇÃO	CARACTERÍSTICAS
Índice de vegetação da diferença do verde normalizado (GNDVI)	Emprega-se as bandas do visível verde e do infravermelho próximo, para análise de atividades fotossintéticas, importantes para determinar a captação de água e nitrogênio pelos cultivos.
Índice de proporção simples modificado (MSR)	Extraído pela avaliação de diversos índices de vegetação (NDVI, SR, WdVI, GEMI, NLI, RDVI), resultou em um índice com maior sensibilidade aos parâmetros biofísicos da vegetação
Diferença normalizada na banda do vermelho (NDRE)	Avaliar o teor da clorofila e captação de nitrogênio pelas plantas; utiliza a banda na borda do vermelho, onde há maior absorção de clorofila e onde penetra, profundamente, a luz na planta
Índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI)	É um dos índices mais dissipados para análise do vigor vegetativo, utilizado, também, como indicativo da saúde das plantações; entretanto, o NDVI pode saturar em situações de vegetação muito densa, quando o índice de área foliar é alto
Índice de água por diferença normalizada (NDWI)	Identificar o conteúdo hídrico na planta, por meio da utilização da faixa espectral da infravermelho próximo, que está relacionada a estrutura interna foliar; e o infravermelho de ondas curtas, que identifica as mudanças no conteúdo do mesófilo esponjoso e do <i>status</i> de água na vegetação
Índice de proporção de água simples modificado (SRWI2)	Estimar a o conteúdo hídrico foliar por meio da reflectância na faixa do infravermelho próximo e infravermelho de bandas curtas
Índice de água (WI)	Estimar a concentração de água na planta por medições de refletância, utilizando comprimentos de onda na região do infravermelho próximo

Elaboração: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Entre os índices que demonstram potencialidades na agricultura de precisão encontra-se o NDVI, que é aplicado por meio da equação 1:

$$NDVI = \frac{\rho_{IV} - \rho_V}{\rho_{IV} + \rho_V} \quad (\text{Equação 1})$$

Em que ρ_{IV} refere-se à reflectância da banda do infravermelho próximo e ρ_V à reflectância da banda do vermelho. Os valores do NDVI encontram-se no limiar

de -1 a 1, e a proximidade do 1 equivale dizer ao maior vigor da vegetação, porque há grande atividade clorofiliana (JENSEN, 2009). Baseado nos dados gerados pelo NDVI, é possível detectar a espacialização da biomassa fotossinteticamente ativa, problemas de estresse hídrico ou fitossanitários nos vinhedos (JOHNSON *et al.*, 2003; ORTEGA-FARIAS *et al.*, 2003).

O comportamento espectral das folhas permite evidenciar uma série de estudos para subsidiar a configuração de dados precisos em vinícolas. Pesquisas indicam sobre a potencialidade do uso do NDVI como ferramenta para a avaliação de dados sobre os vinhedos. Através deles, se extraem informações capazes de medir a atividade fisiológica da vegetação, pois contém relação direta com a quantidade de biomassa, índice de área foliar, produtividade e o estado hídrico da planta (PANDA *et al.*, 2010; BALUJA *et al.*, 2012; JOHNSON, 2003; JOHNSON *et al.*, 2003; DING *et al.*, 2014; GONZÁLEZ-FLOR *et al.*, 2014; BADR *et al.*, 2015; BOURGEON *et al.*, 2017; CANDIAGO *et al.*, 2015; HOUBORG; MCCABE, 2016; JUNGES *et al.*, 2017).

As variabilidades das condicionantes espaciais nos vinhedos interferem no desenvolvimento das videiras, numa ordem de estabelecer informações assimiladas pelo sensoriamento remoto, que podem promover o parcelamento dos cultivos para a gestão especializada (PROFFITT *et al.*, 2006). O comportamento espectral dos vinhedos, mediante à composição química, estrutural das folhas e da densidade da biomassa verde, resultante da introdução de águas no solo pelo sistema de irrigação, propicia extrair informações das imagens ópticas (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

A inter-relação de dados de campo e índices de vegetação é um meio para efetivar a eficiência da irrigação das videiras em parcelas associada à economia dos custos de produção (LOURES *et al.*, 2020). Nesse sentido, constituem ferramentas capazes de medir a atividade fisiológica da vegetação, pois contém relação direta com a quantidade de biomassa, índice de área foliar, produtividade (BONILLA *et al.*, 2015; OLDONI, 2019) e o estado hídrico da planta (BALUJA *et al.*, 2012; GONZÁLEZ-FLOR *et al.*, 2014).

Segundo Shiratsuchi *et al.* (2014), além do sensoriamento remoto permitir extrair informações, como características do plantio, área ocupada e monitoramento da cultura devido à cobertura temporal dos satélites, promove

estudos sobre o meio físico, como solo e relevo, bem como pesquisas referentes à ocupação do solo, de modo mais eficientes e rápidos.

2.6 Manejo da irrigação em vinhedos: impactos na produtividade

O manejo adequado da irrigação almeja repor água no solo no momento e em quantidade exata aliada às necessidades da planta, que varia conforme a evapotranspiração da cultura e a capacidade de armazenamento de água no solo. Um manejo adequado, também considera a produção e sustentabilidade do ponto de vista econômico e socioambiental. Assim, antes da disponibilidade hídrica no solo atingir valores críticos, é o momento de irrigar; caso contrário, a videira apresenta os efeitos deletérios em virtude da restrição de água no solo.

A deficiência hídrica provoca alterações fisiológicas, as quais salientam o fechamento dos estômatos, reduz à assimilação de CO₂ no processo de transpiração e afeta, sobremaneira, a multiplicação e o crescimento celular (REGO *et al.*, 2004). O déficit hídrico nos primeiros estádios de desenvolvimento fenológico da videira e no começo do período de maturação das bagas diminui o desenvolvimento dos frutos e retarda o amadurecimento (GIOVANNINI, 2008). A escassez hídrica intensa após o período de frutificação em bagas em desenvolvimento pode ocasionar a queda (FERREYRA *et al.*, 2002).

Entretanto, o estresse hídrico considerado moderado ao cultivo da videira em períodos específicos das etapas fenológicas contribui para obtenção de uvas com maior qualidade sensorial, com um impacto positivo na acidez, pH, aumento na concentração de açúcares e de compostos metabólicos importantes para o complexo de aroma, cor e sabor dos vinhos (COSTA, 2009; DELOIRE *et al.*, 2004). Porém, quando a redução de umidade no solo é significativa, as características qualitativas não poderão ser recuperadas com irrigações futuras (ALBUQUERQUE, 1996). O déficit, também, controla o crescimento vegetativo da videira, com redução no desenvolvimento reprodutivo e obtenção de uma melhor iluminação em volta dos cachos, propiciando um microclima favorável para produção de uvas e vinhos de qualidade (GUROVICH; PAEZ, 2004).

No sentido contrário, o excesso de umidade no solo reduz a concentração de oxigênio disponível, dificulta o processo de respiração do sistema radicular e diminui a absorção de nutrientes. Com isso, gera uma série de problemáticas para

a planta e para o solo, como o desencadeamento da respiração anaeróbica (PIRES *et al.*, 2002). O exagero de água aplicada é um problema em vinhedos destinados à produção de vinho, pois gera um aumento excessivo no vigor vegetativo, fator responsável pelo desequilíbrio entre o crescimento da área foliar e a produção de frutos (SILVA, 2013).

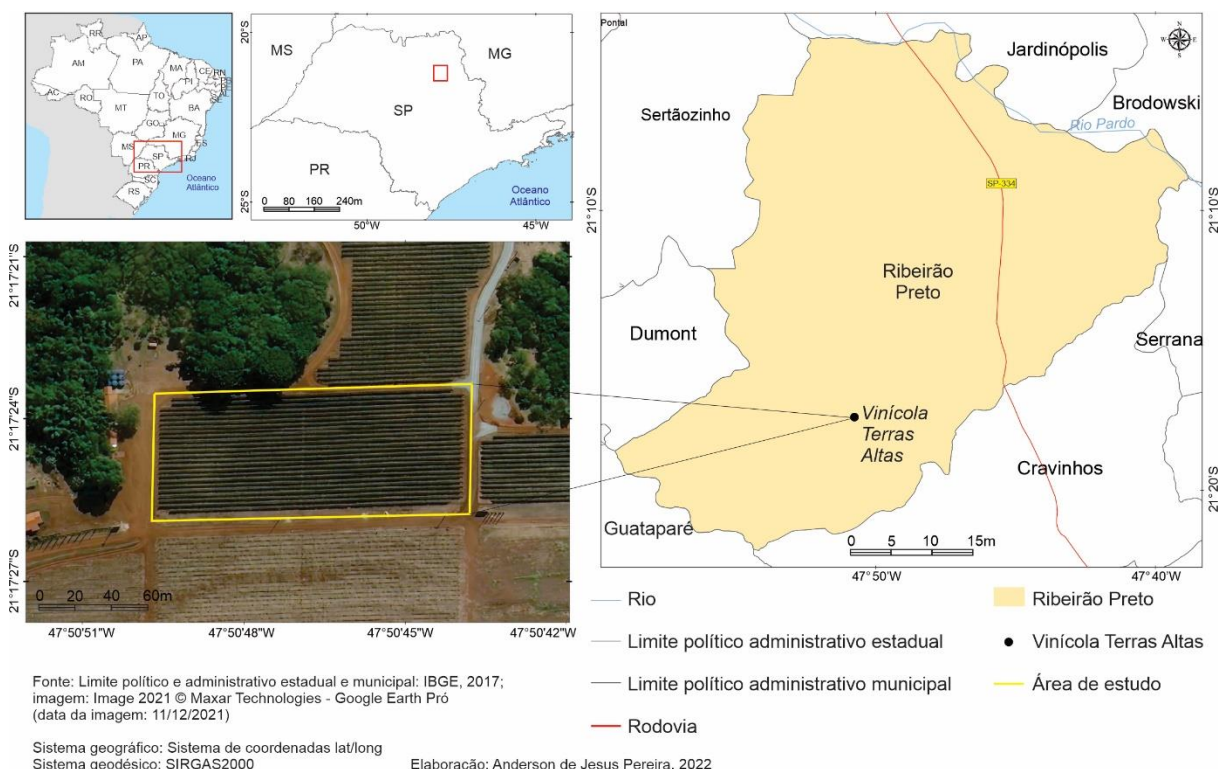
Quando ocorre esse desequilíbrio, as bagas competem com o excesso de ramos e folhas pelos produtos gerado pela fotossíntese (SILVA, 2013). Assim, vinhedos onde realiza a irrigação global em todas as etapas de produção não conduz à produção de vinhos de qualidade. Um dos fatores categóricos que influenciam no crescimento e qualidade do fruto é a condição hídrica da videira. Nesse sentido, o manejo da irrigação tem sido aplicado para controlar a umidade no solo, com o intuito de produzir uvas com aspectos desejáveis para a fabricação de vinhos de qualidade (DRY *et al.*, 2001; SILVA, 2013).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área experimental

A pesquisa sucedeu-se em um vinhedo comercial (Figura 5), no distrito de Bonfim Paulista, situado no município de Ribeirão Preto, no nordeste do estado de São Paulo. A área experimental contém 1,1 hectare, localizada nas coordenadas geográficas 21°17'24,53" Sul e longitude 47°50'46,83" Oeste. Há uma variabilidade altimétrica entre 715 m e 725 m. Conforme o mapeamento das classificações climáticas de Köppen, o clima é o subtropical (Cwa), caracterizado pelo inverno seco e verão quente, com índice pluviométrico anual de 1492 mm e temperatura média anual de 22,4°C; o mês de janeiro é o mais quente, enquanto julho, o mais frio, respectivamente com 23,5° C e 17,5° C (ALVARES *et al.*, 2013; PENNER; LIMA, 2016).

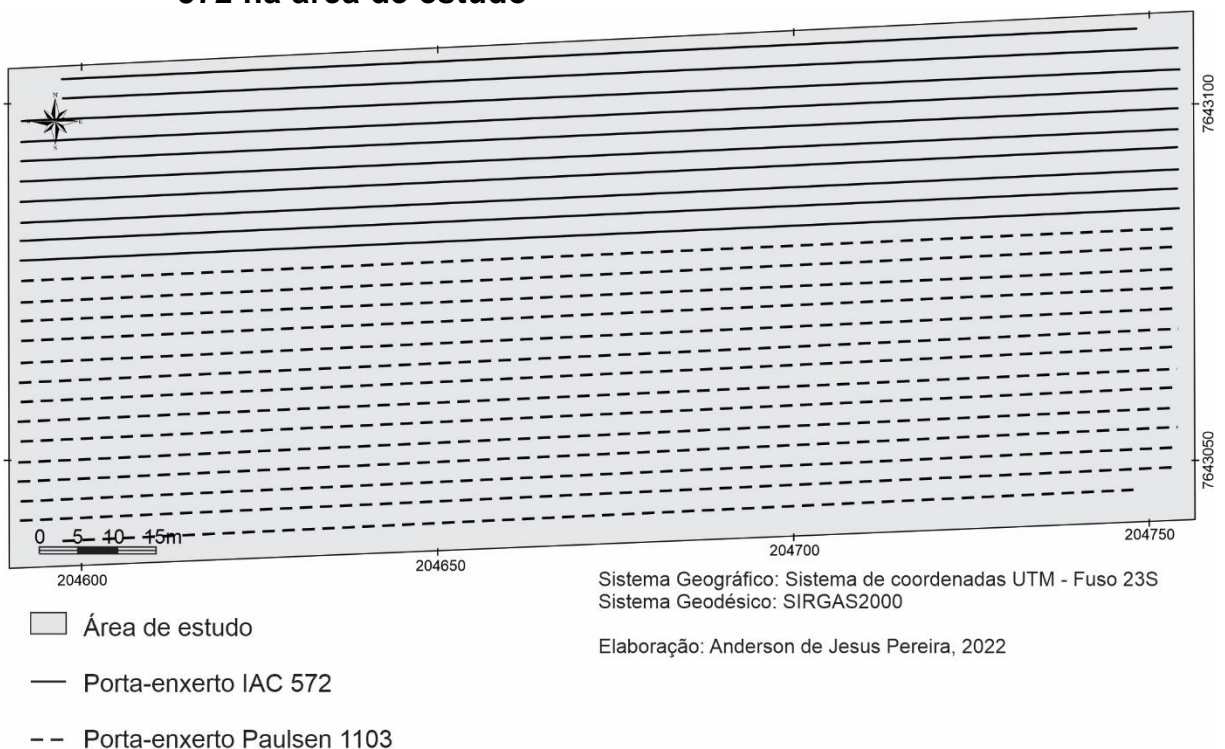
Figura 5 – Localização área de estudo: Vinícola Terras Altas



Na área, são cultivadas as vinhas *Vitis vinifera* L. cv. *Syrah*, que foram implantadas em 2017. Elas possuem espaçamento entre fileiras de 2,8 m e de 1 m entre plantas; a configuração informada resulta no total de 3.858 plantas. No

vinhedo, utilizam-se dois porta-enxertos; o primeiro refere-se ao Paulsen 1103 que corresponde a 14 fileiras; e o segundo constitui o porta-enxerto IAC 572, equivalente a 10 fileiras (Figura 6). Há 2256 plantas do porta-enxerto Paulsen 1103, que representa 58,5 %; o porta-enxerto IAC 572 possui 1602 vinhas e compõe 41,5 % da área. Devido ao crescimento vertical, as plantas são sustentadas em sistema de espaldeira e conduzidas em cordão Royat unilateral.

Figura 6 – Distribuição do porta-enxerto Paulsen 1103 e porta-enxerto IAC 572 na área de estudo



As vinhas são irrigadas por gotejamento e possuem uma linha de emissores *on-line* por fileiras de planta e com vazão aferida de 4 L h⁻¹. Os emissores estão instalados a uma altura de 0,5 m acima do solo e espaçados a cada 1 m (1 emissor/planta).

3.2 Tratos culturais na área experimental

No vinhedo, adota-se o manejo de dupla poda anual, metodologia na qual, é estudada pela Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais (EPAMIG). O procedimento metodológico é descrito por Regina *et al.*, (2011) e Souza *et al.* (2015).

O sistema de dupla poda foi selecionado no intuito de coincidir a época entre a maturação e a colheita dos cachos, com períodos de condições climáticas ideais encontradas durante a estação de outono e inverno, para elevar a qualidade das uvas e dos vinhos (COSTA, 2021). Baixas temperaturas noturnas e menores índices pluviométricos são umas das condições desejáveis (MOTA *et al.*, 2006), os critérios são atendidos para o município de Ribeirão Preto entre os meses de junho a julho. Nesse sentido, a poda de produção do ciclo de 2021 ocorreu no dia primeiro de fevereiro, em que foram mantidas a gema basal e mais três gemas apicais.

Para a quebra da dormência das gemas, aplicou a cianamida hidrogenada (Dormex 5% v/v, 520 g, ingrediente ativo/litro). Realizou o desponte de forma mecanizada; a desfolha nas proximidades dos cachos sucedeu-se de forma manual, no intuito de proporcionar uma maior incidência da luz solar no interior do dossel. As telas de proteção (Figura 7) foram instaladas no terço inferior das vinhas, 100 dias após a poda de produção (dap), para evitar ou reduzir os danos gerados pelos ataques de pássaros. A colheita aconteceu no dia 19 de julho de 2021, aos 167 dap.

Um conjunto de informações concernentes aos processos de evapotranspiração de referência (ET_o) e evapotranspiração da cultura (ET_c) foi empregado para estimar a demanda hídrica. O manejo da irrigação ocorreu pela obtenção da ET_o (mm dia⁻¹) calculada pelo método de Penman-Monteith FAO (ALLEN *et al.*, 1998). Os dados foram oriundos da estação agrometeorológica, pertencente ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), situada no município de Pradópolis-SP, aproximadamente 25 km de distância da vinícola. A ET_c (mm dia⁻¹), adotado pela vinícola foi estimada por meio do produto entre a ET_o e o coeficiente de cultivo (kc), e equivaleu a 0,3 entre o período de brotação e início de florescimento; 0,7 entre início de florescimento e início da maturação; e 0,4 entre início da maturação à colheita.

Figura 7 – Vinícola Terras Altas: telas de proteção instaladas no terço inferior das vinhas



Fonte: Larissa Farinassi, 2021

3.3 Processamento de imagens multiespectrais e a aplicação em vinhedos

A ARP utilizada para coleta de dados foi um multirrotor, modelo *dji inspire 2* (Figura 8). O equipamento possui quatro motores (quadricóptero), os braços são constituídos de fibra de carbono e possui tempo máximo de voo de 27 minutos. O controlador remoto possibilita operar a uma distância de até 7 km.

Figura 8 – ARP multirrotor, modelo *dji inspire 2*, utilizado na coleta de dados



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

A câmera acoplada à ARP foi o sensor multiespectral RedEdge-M fabricado pela MicaSense, capaz de capturar informações nas bandas do azul, verde, vermelho, vermelho limítrofe e infravermelho próximo. As informações sobre a resolução espectral constam na tabela 1.

Tabela 1 – Dados espectrais do sensor MicaSense RedEdge-M

Banda	Centro de captura (nm)	Largura da banda (nm)
Azul (B)	475	32
Verde (G)	560	27
Vermelho (R)	668	14
Vermelho limítrofe (RedEdge)	717	12
Infravermelho próximo (NIR)	842	57

Elaboração: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Antes da decolagem da ARP, coletaram quatro pontos de controle em torno do perímetro de estudo, para posterior melhoria das coordenadas geométricas do ortomosaico. As coordenadas de cada ponto foram determinadas por meio de receptores GNSS HiPer GGD (TOPCON, Pleasanton, CA, EUA) e armazenadas em um *datalogger* GeoSCOUT GLS-400 (Holland Scientific, Lincoln, NE, EUA).

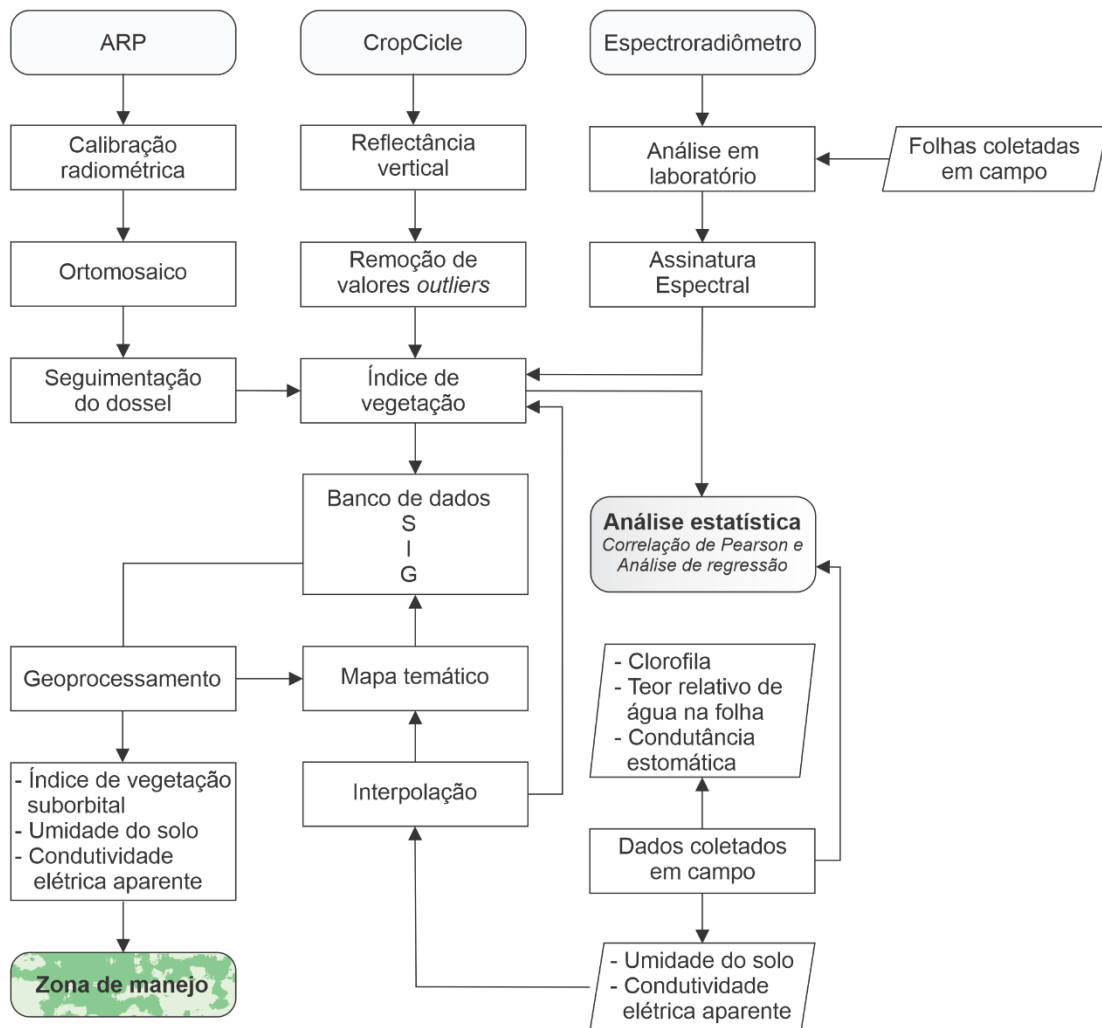
O voo ocorreu no dia 12 de maio de 2021, em condições de céu aberto das 11:20 às 11:45 h. Definiu previamente o plano de voo no *software* Pixel4D (Lausanne, Suíça). A altura de voo limitou-se a 30 m, o que gerou imagens com resolução espacial de 0,02 m, com sobreposição frontal e lateral definida em 75%. O sensor MicaSense RedEdge-M foi ajustado para capturar imagens a cada 2 segundos.

Às instruções do fabricante foram atendidas ao configurar a ISO, velocidade e abertura do obturador em modo automático. Obtiveram as imagens do painel de reflectância disponibilizadas pela MicaSense a 1 m de altura, antes e após o voo, sem a interferência de sombras, para ocorrência da calibração radiométrica no pós-processamento das imagens. Adquiriram os arquivos em formato TIFF, com resolução radiométrica de 16 bits.

O sensor obtém os dados em número digital (ND), que se referem aos diferentes níveis de cinza e representa a intensidade de energia eletromagnética refletida e/ou emitida capturada pelo sensor (JENSEN, 2009). O número digital é facilmente influenciado pela intensidade da radiação solar e do ângulo de medição. Nesse sentido, é necessário converter o número digital em parâmetros físicos, a exemplo da refletância de superfície.

Assim, processaram os dados no *software* Agisoft TM MetaShape, versão 1.5.3 (Agisoft LLC, São Petersburgo, Rússia), onde realizou a calibração dos números digitais em valores de refletância, por meio do painel de calibração da Micasense, no qual possui valores de refletância pré-medidos. Os principais procedimentos metodológicos concernentes à aquisição de dados da pesquisa estão sistematizados na figura 9.

Figura 9 – Síntese dos procedimentos metodológicos: a aplicação da ARP, CropCicle e espectrorradiômetro



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Para confecção do ortomosaico, realizaram os seguintes procedimentos: a) as imagens foram alinhadas ao combinar características comuns entre as cenas; b) inserção dos pontos de controle em solo; c) construção da nuvem densa de pontos; d) classificação da nuvem densa de pontos; e) geração do modelo digital

de terreno (MDT); f) elaboração do modelo digital de superfície. Para elaboração do ortomosaico, utilizou-se o modelo digital de superfície.

Antes da exportação do ortomosaico para análises em outros *softwares*, foi preciso criar bandas de saída e normalizar os valores de refletância para o intervalo entre 0 e 1, ao dividir o valor da fonte de cada uma das cinco bandas pelo fator de normalização, que foi igual a 65536.

Realizou a segmentação do dossel pelo *software* de código aberto QGIS (versão 3.16.14, Hannover) e emprego do método de classificação supervisionada, através do semi-automatic classification plugin (SCP). Para a classificação, sistematizaram 600 amostras de treinamento, subdivididas em quatro classes de interesse: 1) solo exposto; 2) tela de proteção; 3) sombra e 4) dossel. Para cada grupo, estipulou o número de 150 amostras de polígonos no formato *shapefile*, que, posteriormente, foi utilizado para calcular a assinatura espectral de cada um dos alvos.

A determinação dos polígonos de treinamento decorreu do processo de vetorização em tela, devido à interpretação visual da composição RGB, que serviu de parâmetro para gerar as amostras de treinamento. A imagem foi classificada pelo algoritmo maximum likelihood (ML), que quantifica a similaridade entre o espectro da imagem de entrada e o espectro de referência, baseado em funções de probabilidade associada à média e à covariância, executada *pixel a pixel* (CONGEDO, 2016). O procedimento possibilitou a elaboração de uma máscara do dossel e permitiu a exclusão de *pixels* referentes ao solo exposto, vegetação rasteira, sombra e tela de proteção.

O desempenho da classificação supervisionada sucedeu por meio do coeficiente de Kappa, que permite identificar o nível de concordância entre a imagem original e a classificada, para gerar numericamente um aspecto de confiabilidade (PERROCA; GAIDZINSKI, 2003).

A partir da aplicação de técnicas de geoprocessamento, utilizaram as cinco bandas para elaboração de oito índices de vegetação (Quadro 2): índice de vegetação por diferença normalizada verde (GNDVI); índice de conteúdo de clorofila do dossel (ICCD); índice verde (GI); razão simples modificada (MSR); diferença normalizada do vermelho limítrofe (NDRE); índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI); índice de vegetação por diferença renormalizada (RDVI); índice de resistência atmosférica visível (VARI).

Quadro 2 – Índices de vegetação calculador a partir do conjunto de bandas do sensor multiespectral MicaSense RedEdge-M

Índice de vegetação	Equação	Referência
GNDVI	$(\rho_{NIR} - \rho_G)/(\rho_{NIR} + \rho_G)$	GITELSON; MERZLYAK (1998)
ICCD	$\frac{(\rho_{NIR} - \rho_{RE})/(\rho_{NIR} + \rho_{RE})}{(\rho_{NIR} - \rho_{RE})/(\rho_{NIR} + \rho_{RE})}$	LONG <i>et al.</i> (2009)
IV	$IV = (\rho_G - \rho_R)$	CHAMARD <i>et al.</i> (1991)
MSR	$\left[\left(\frac{\rho_{NIR}}{\rho_R} \right) - 1 \right] / \left[\left(\frac{\rho_{NIR}}{\rho_R} \right)^{1/2} - 1 \right]$	CHEN (1996)
NDRE	$(\rho_{NIR} - \rho_{RE})/(\rho_{NIR} + \rho_{RE})$	BARNES <i>et al.</i> (2000)
NDVI	$(\rho_{NIR} - \rho_R)/(\rho_{NIR} + \rho_R)$	ROUSE <i>et al.</i> (1974)
RDVI	$(\rho_{NIR} - \rho_R)/\sqrt{(\rho_{NIR} + \rho_R)}$	ROUJEAN; BREON (1995)
VARI	$(\rho_G - \rho_R)/(\rho_G + \rho_R - \rho_B)$	GITELSON <i>et al.</i> (2002)

ρ_B : refletância na banda do azul; ρ_G : refletância na banda do verde; ρ_R : refletância na banda do vermelho; ρ_{RE} : refletância na banda do vermelho limitrofe; ρ_{NIR} : refletância na banda do infravermelho próximo.

Elaboração: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Após a elaboração dos índices de vegetação, foram criados *buffers* associados aos pontos amostrais georreferenciados dos dados coletados em campo. No Rstudio R (CORE TEAM, 2017), foram extraídos os valores médios dos *pixels* da imagem condizentes à cada planta individual, pré-definida para comparar matematicamente os valores das imagens com os dados de campo.

3.4 Dados de refletância do dossel obtidos de forma proximal

Os dados de refletância adquiridos pelo sensoriamento remoto proximal foram capturados no dia 12 de maio de 2021, das 09:20 às 10:50 horas (Figura 10). A análise decorreu no estágio fenológico no início da maturação, 100 dias após a poda de produção. As refletâncias foram obtidas pelo sensor óptico ativo ACS-430 (Holland Scientific Inc., Lincoln, NE, EUA), pertencente ao conjunto Crop Circle, associado aos receptores GNSS, e o *datalogger* para armazenar as informações de refletância e a geolocalização.

Figura 10 – Captura dos dados de refletância de forma vertical do dossel pelo Sensor Crop Circle ACS-430



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2021

O sensor é capaz de medir simultaneamente informações em três comprimentos de onda, equivalentes ao espectro eletromagnético do vermelho (670 nm), vermelho limítrofe (730 nm) e o infravermelho próximo (780 nm). O Crop Circle ACS-430 não é limitado por condições de iluminação natural por ser um sensor ativo. Durante o dia, a radiação refletida pelo dossel é detectada por foto-sensores, que são capazes de diferenciar a fonte de energia emitida pelo próprio sensor da radiação eletromagnética proveniente do Sol. Essa característica permite obter os valores de refletância sem considerar a variação das condições locais.

O tamanho compacto e o baixo peso permitem o deslocamento manual do equipamento, que foi posicionado no topo do dossel para obter os dados de refletância vertical a uma distância de aproximadamente 0,30 m do topo das videiras (Figura 10). Programou-se o sensor para efetuar dez medidas por segundo, ao passo em que é deslocado em velocidade constante durante as 24 fileiras do vinhedo.

Por meio da aplicação de técnicas de geoprocessamento (Figura 9), os três comprimentos de onda capturados pelo sensor proximal foram utilizados para elaboração de cinco índices de vegetação: índice de conteúdo de clorofila do dossel (ICCD), razão simples modificada (MSR), diferença normalizada do vermelho limítrofe (NDRE), índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) e índice de vegetação por diferença renormalizada (RDVI).

3.5 Indicadores da disponibilidade hídrica no solo: uma aplicação no vinhedo

Os dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa) foram obtidos mediante à aplicação do medidor portátil criado pela Embrapa Instrumentação (Figura 11), constituído de hastes metálicas condutoras de corrente elétricas (RABELLO *et al.*, 2011). Realizou-se as leituras em 5 de maio de 2021, nas profundidades de solo de 0,0-0,2 m e 0,0-0,4 m, pois o equipamento somente possui capacidade em medir nessas especificações. Coletou-se as informações em fileiras alternadas e em pontos estratégicos a cada 6 m, essa distribuição resultou numa malha amostral aproximadamente de 5,5 x 6 m, com 311 pontos (Figura 12).

As leituras de umidade volumétrica do solo (θ) foram adquiridas, através do sensor portátil Hydrosense 2 (HS2), sonda CS658 (Campbell Scientific, Utah, USA). O princípio de funcionamento do equipamento é a reflectometria no domínio do tempo (time domain reflectometer – TDR), que baseia-se no tempo de viagem de um pulso eletromagnético de alta frequência através do solo para calcular a permissibilidade dielétrica, a qual possibilita estimar o teor de umidade (SOUZA *et al.*, 2016). Em solos úmidos, a velocidade do pulso eletromagnético é lento; e, em solos com menor conteúdo hídrico, o tempo de percurso das ondas de micro-ondas são mais rápidos.

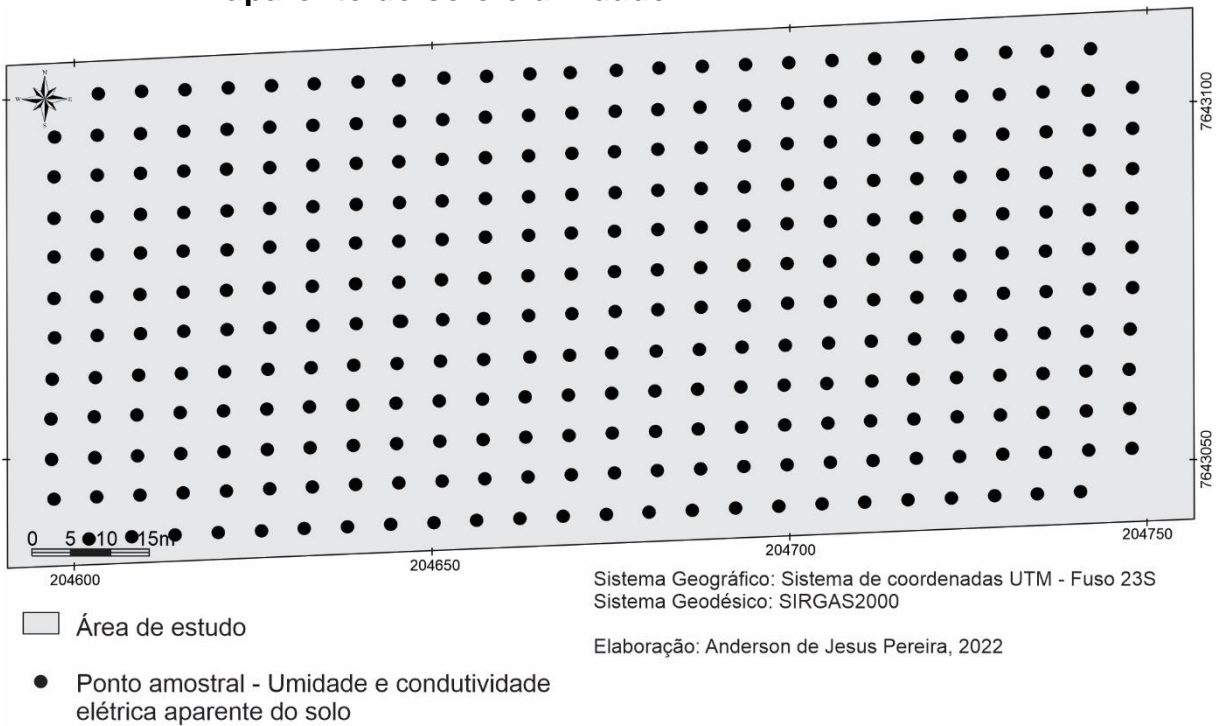
A medição da umidade volumétrica (θ), na camada superficial do solo (0,0 – 0,2 m), foi obtida sincronicamente com os dados de CEa (Figura 11), no mesmo dia, horário; também, usou a mesma grade amostral. O procedimento consiste em cravar todo o comprimento da haste de 0,2 m na posição vertical no interior do solo para estimar a leitura.

Figura 11 – A: Medições da condutividade elétrica aparente do solo; B: leituras de umidade volumétrica do solo



Fonte: Luis Henrique Bassoi; Anderson de Jesus Pereira, 2021

Figura 12 – Distribuição dos pontos amostrais: condutividade elétrica aparente do solo e umidade



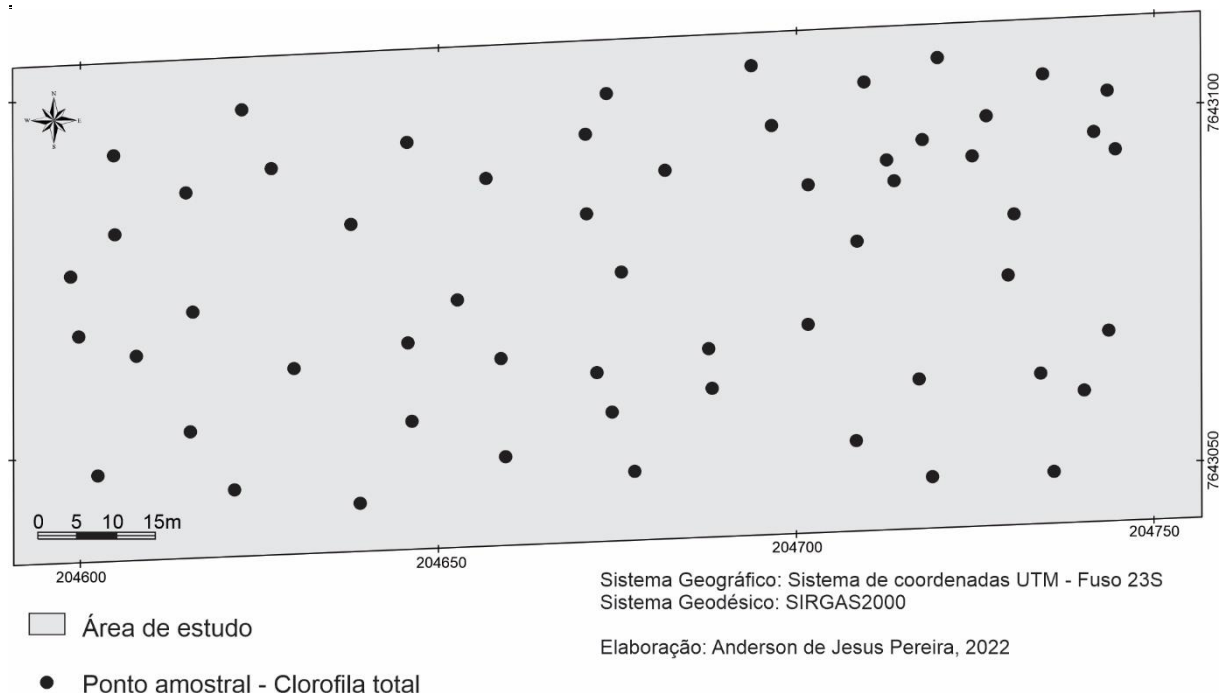
3.6 Clorofila obtidas por técnicas de sensoriamento remoto

Denomina-se clorofilômetro os equipamentos capazes de registrar os níveis de clorofila a e clorofila b contidos nas folhas, através da emissão de diferentes comprimentos de onda fundamentado em receptores, a exemplo de sensores fotodiodos, que convertem a radiação fotoelétrica em dados analógicos (RIGON *et al.*, 2013).

Para obter os dados de clorofila a e b, utilizou o medidor portátil não destrutivo ClorofiLOG, modelo CFL 1030 (Falker Automação Agrícola, Porto Alegre, Brasil). Os dados foram colhidos no dia 11 de maio de 2021. Amostraram cinco folhas por planta totalmente expandidas, saudáveis, sem a ocorrência de doenças ou pragas, posicionadas entre o terço médio e o terço superior. As leituras foram realizadas no eixo abaxial das folhas. Com as cinco leituras referentes à planta individual, calculou uma média, que totalizaram 57 dados amostrais distribuídos pelo campo (Figura 13).

O dispositivo utiliza fotodiodos para emitir três comprimentos de onda, dois no espectro eletromagnético do visível, na região do vermelho (635 e 660 nm), onde sucedem os maiores picos de absorção; o último, na região do infravermelho próximo (880 nm), no intuito servir de referência para normalizar os resultados.

Figura 13 – Distribuição dos pontos amostrais de clorofila obtidos pelo ClorofiLOG CFL 1030



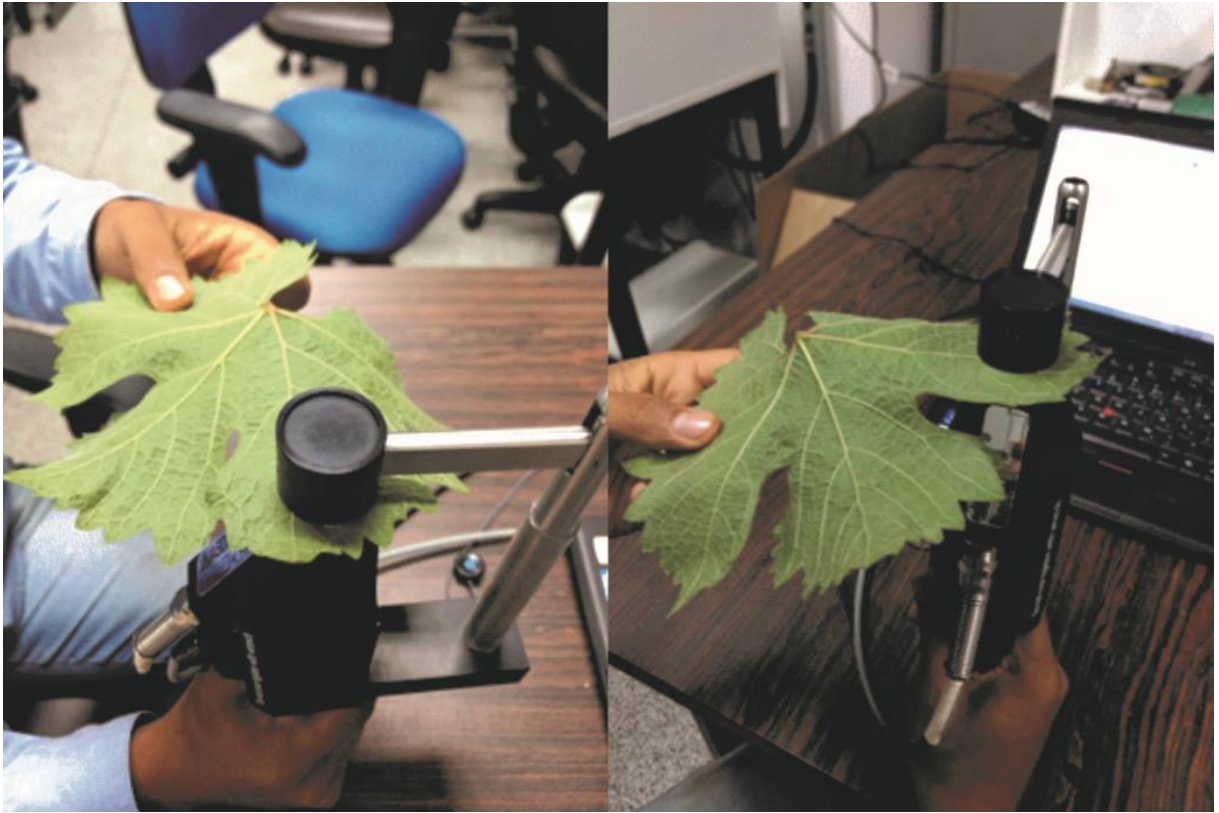
3.7 Assinaturas espectrais e índices de vegetação hiperespectrais

Os dados utilizados para a obtenção das assinaturas espectrais foram coletados em no dia 12 de maio de 2021, após a ocorrência do voo pela ARP. Selecionaram cinco folhas por planta totalmente expandidas, saudáveis, sem a ocorrência de doenças ou pragas, posicionadas entre o terço médio e o terço superior. As folhas foram identificadas, adicionadas em sacos plásticos zip lock, armazenadas em ambiente refrigerado e direcionadas imediatamente para o Laboratório de Imagem e Modelamento da Emprapa Instrumentação para o início das análises.

Os dados de reflectância foram adquiridos pelo emprego do espectrorradiômetro ASD FieldSpec 3 TM (ASD Inc., Boulder, CO, EUA), que registra a radiação eletromagnética nas faixas do visível, do infravermelho próximo (VNIR) e do infravermelho de ondas curtas (SWIR); com faixa espectral de captação de sinal de 300 nm a 2500 nm, contendo 2151 bandas do espectro eletromagnético, resolução espectral de 3 nm até 700 nm e de 10 nm até 1400 / 2100 nm. O intervalo amostral é de 1,4 nm no comprimento de ondas de 350 a 1050 nm, e 2 nm na faixa de 1000 a 2500 nm. Os dados medidos foram interpolados para elaborar um espectro em intervalo de 1 nm para todo o comprimento do espectro eletromagnético.

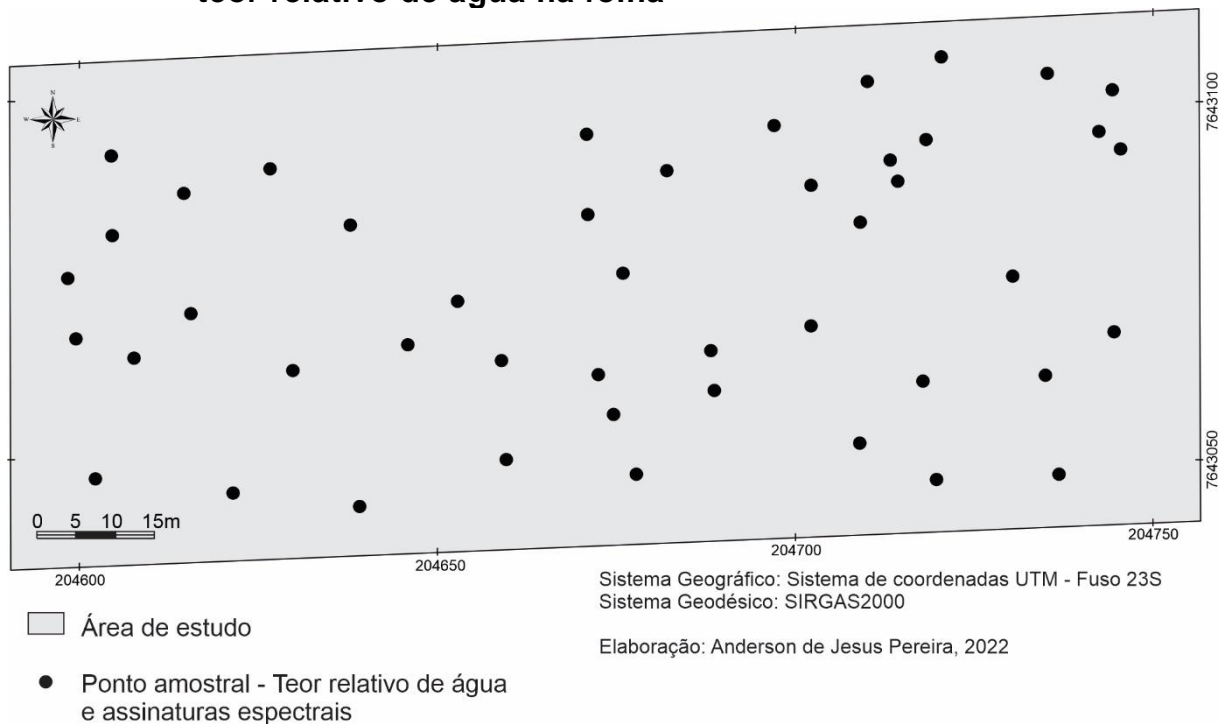
Os dados de reflectância foram adquiridos na face adaxial em cinco diferentes pontos do limpo foliar, evitando as nervuras centrais. O equipamento foi programado para realizar cinco medidas por ponto, o que gerou 25 leituras para cada amostra (Figura 14). A distribuição dos 46 pontos de coleta pode ser visualizada na figura 15.

Figura 14 – Obtenção das assinaturas espectrais pelo emprego do espectrorradiômetro ASD FieldSpec 3 – Laboratório de Imagem e Modelamento da Emprapa Instrumentação



Fonte: Larissa Farinassi, 2021

Figura 15 – Pontos de coleta das folhas para análises hiperespectrais e do teor relativo de água na folha



As identidades espectrais foram processadas no *software* ViewSpec Pro Versão 6.0 (Analytical Spectral Devices Inc., Boulder, CO, EUA), pelo qual calculou o valor médio final da refletância referente à cada planta. Apoiado na razão entre os dados de refletância associados aos comprimentos de onda específicos, aplicaram as equações para originar os índices de vegetação com as medidas hiperespectrais (Quadro 3).

Quadro 3 – Índices de vegetação hiperespectrais calculados pelo comprimento de ondas específicos

(continua)

Índice de vegetação	Equação	Referência
CAI	$0,5 * (\rho_{2000} + \rho_{2200}) - \rho_{2100}$	Nagler <i>et al</i> (2000)
CAR	$\frac{[(R_{700}-R_{500}) * R_{670} + R_{670} + (R_{550} - ((R_{700} - R_{500}) * R_{670}) * R_{550})]}{\sqrt{((R_{700} - R_{500}) * R_{670})^2}}$	Broge; Leblanc (2001)
CCCI	$\left(\frac{R_{800} - R_{720}}{R_{800} + R_{720}}\right) / \left(\frac{R_{800} - R_{670}}{R_{800} + R_{670}}\right)$	Long <i>et al.</i> (2009)
CRT1	$\frac{R_{695}}{R_{420}}$	Carter (1994)
DVI	$R_{880} - R_{673}$	Broge; Mortensen (2002)
GNDVI	$\frac{R_{800} - R_{550}}{R_{800} + R_{550}}$	Gitelson; Merzlyak (1998)
GI	$\frac{R_{550}}{R_{670}}$	Chamard <i>et al.</i> (1991)
LIC2	$\frac{R_{440}}{R_{740}}$	Lichtenthaler <i>et al.</i> (1996)
MSI	$\frac{R_{1650}}{R_{835}}$	Hunt; Rock (1989)
MSR	$\left[\left(\frac{R_{800}}{R_{670}} \right) - 1 \right] / \left[\left(\frac{R_{800}}{R_{670}} \right)^{1/2} - 1 \right]$	Chen (1996)
NDII	$\frac{R_{835} - R_{1650}}{R_{835} + R_{835}}$	Van Niel (2003)
NDRE	$\frac{R_{800} - R_{720}}{R_{800} + R_{720}}$	Barnes <i>et al.</i> (2000)
NDVI	$\frac{R_{800} - R_{670}}{R_{800} + R_{670}}$	Rouse <i>et al.</i> (1974)

Quadro 3 – Índices de vegetação hiperespectrais calculados pelo comprimento de ondas específicos

(conclusão)

Índice de vegetação	Equação	Referência
NDWI	$\frac{R_{860} - R_{1240}}{R_{860} + R_{1240}}$	Gao (1996)
NPCI	$\frac{R_{670} - R_{430}}{R_{670} + R_{430}}$	Peñuelas <i>et al.</i> (1994)
OSAVI	$(1 + 0,16)(R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0,16)$	Rondeaux <i>et al.</i> (1996)
PRI	$\frac{R_{531} - R_{570}}{R_{531} + R_{570}}$	Fuentes <i>et al.</i> (2001)
RDVI	$(R_{800} - R_{670}) / \sqrt{(R_{800} + R_{670})}$	Roujean; Breon, (1995)
SIPI	$\frac{R_{800} - R_{445}}{R_{800} + R_{650}}$	Peñuelas <i>et al.</i> (1995b)
SR	$\frac{R_{845}}{R_{665}}$	Birth; Mcvey (1968)
SRPI	$\frac{R_{430}}{R_{680}}$	Peñuelas <i>et al.</i> (1995a)
SRWI2	$\frac{R_{1350}}{R_{870}}$	Rodríguez-Pérez (2007)
TCARI	$3 * [(R_{700} - R_{670}) - 0,2 * (R_{700} - R_{550})] * \left(\frac{R_{700}}{R_{670}}\right)$	Haboudane <i>et al.</i> (2002)
VARI	$R_{550} - R_{670}) / (R_{550} + R_{670} - R_{400})$	Gitelson <i>et al.</i> (2002)
WI	$\frac{R_{900}}{R_{970}}$	Peñuelas <i>et al.</i> (1997)
WI1	$\frac{R_{943}}{R_{1038}}$	Pôças <i>et al.</i> (2015)

Elaboração: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Foram elaborados 26 índices, a exemplo do GNDVI, ICCV, GI, MSR, NDRE, NDVI, RDVI e VARI, os quais encontram-se descritos nos itens 3.3. Em decorrência da melhor resolução espectral, os dados obtidos pelo espectrorradiômetro possibilitaram a aquisição de outros índices, como o índice de absorção de celulose (CAI); taxa de absorção de clorofila (CAR); índice de Carter (CRT1); índice de diferença de vegetação (DVI); índice de Lichtenthaler (LIC2); índice de umidade (MSI); índice infravermelho de diferença normalizada (NDII); índice de água por diferença normalizada (NDWI); índice de razão do pigmento de clorofila normalizado

(NPCl); índice de vegetação ajustado ao solo otimizado (OSAVI); índice de pigmento insensível à estrutura (SIPI); índice de razão simples (SR); pigmento de proporção simples (SRPI); índice de proporção de água simples modificado (SRWI2); índice de absorção de clorofila transformada em refletância (TCARI); índice de água (WI); e índice de água modificado (WI1)

3.8 Determinação do teor hídrico foliar

Após a finalização individual das análises espectrais identificados no item 3.7, as mesmas folhas representativas de cada planta foram adicionadas aos sacos plásticos zip lock e realocadas em ambiente refrigerado. Ao concluir todas as 46 avaliações, imediatamente sucederam as análises biofísicas para determinar o teor relativo de água na folha (TRA), no qual o arranjo dos pontos consta na figura 16.

Com o auxílio de um equipamento perfurador de diâmetro conhecido, houve a extração de dois discos foliar por folha sem as nervuras principais, correspondendo a dez discos por planta, os quais foram imediatamente pesados em balança de precisão para mensurar o peso da massa fresca (PMF). Em seguida, adicionaram os discos foliares em placas de Petri e embebidas com água destilada por um período de 24 h, no intuito de alcançarem a saturação hídrica. Após completar o tempo estipulado, os discos foram pesados novamente para determinar o peso da massa túrgida (PMT). Posteriormente, inseriram as amostras em estufa com circulação forçada de ar a 55°C, por um intervalo de 48 horas, para obter o peso da massa seca (PMS). Calculou-se o TRA conforme a equação 2 desenvolvida por Weatherley (1950).

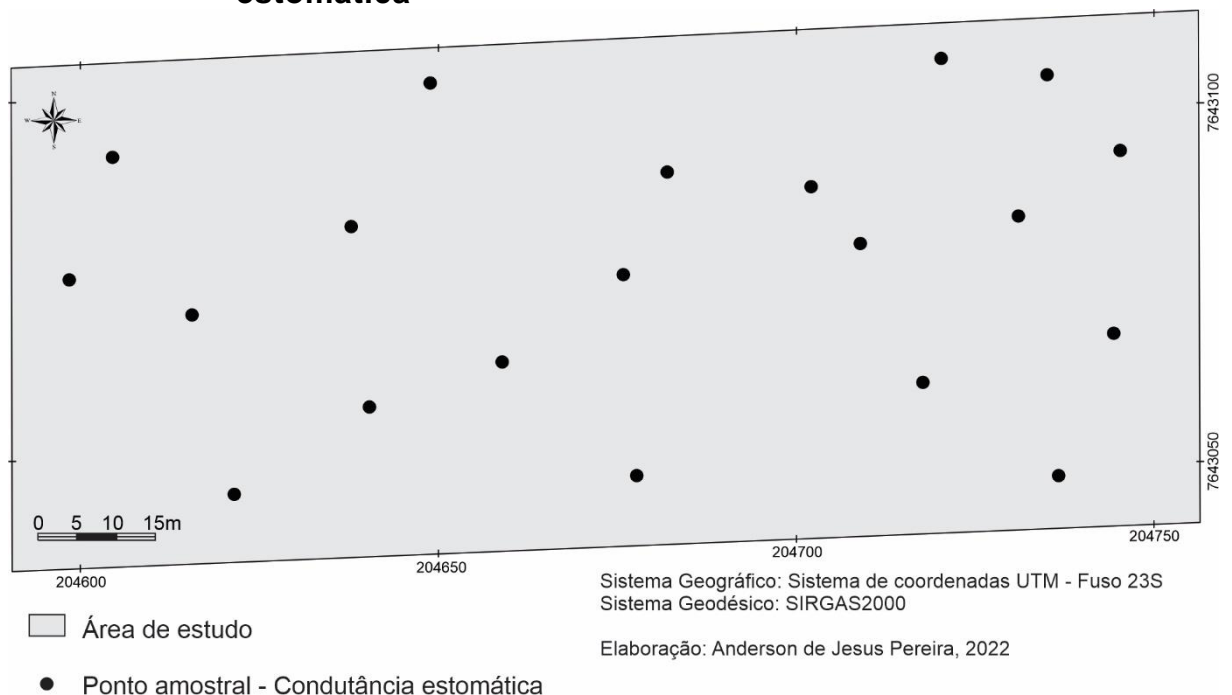
$$TRA = \frac{(PMF - PMS)}{(PMT - PMS)} \times 100 \quad (\text{Equação 2})$$

Quando as plantas são submetidas ao estresse hídrico, uma das primeiras respostas fisiológicas é o fechamento estomático para evitar a perda de água pelo processo de transpiração (RIENTH; SHOLASCH, 2019). O porômetro é o equipamento responsável em medir a condutância estomática, que é definida como a taxa de vapor de água que sai dos estômatos. O grau da abertura

estomacal pode ser utilizado como um indicador do estado da água na vinha (RIENTH; SHOLASCH, 2019).

Para a medição da condutância estomática, utilizou o porômetro de folha, modelo SC-1 (Decagon Devices, Inc., Pullman, WA, EUA), com precisão de $\pm 10\%$. Antes da obtenção do conjunto de dados, realizou a calibração do equipamento no vinhedo, conforme estabelecido pelo fabricante. Selecionaram quatro folhas expandidas no terço superior, sem sinais de doenças ou pragas; duas folhas ensolaradas e duas sombreadas. Limitar o número de folhas a somente vinte vinhas amostrais (Figura 16) foi estrategicamente definida para possibilitar todas as leituras dentro do período de três horas e reduzir a variabilidade da condutância estomática em função de fatores meteorológicos. A dificuldade operacional relacionada às frequentes calibrações do porômetro demanda bastante tempo em cada leitura e inviabiliza um número maior de dados coletados.

Figura 16 – Esquema de coleta dos dados amostrais da condutância estomática



3.9 Análise estatística

Os planos de informações, a exemplo dos índices de vegetação obtidos pelo sensor proximal, CEa e umidade do solo, foram submetidos a uma análise

exploratória, no intuito de identificar e remover os valores discrepantes ou *outliers*. Retiraram os valores discrepantes conforme a regra de Chebyshev, que se baseia no intervalo de valores determinado por k desvio padrão e se refere à distância em relação à média. Então, removeram os dados da média ± 3 desvios padrão ($k=3$) em cada medida analisada.

Posteriormente, sucederam a estimativa de estatística descritivas equivalentes às medidas de tendência central (moda e mediana), dispersão (desvio padrão e coeficiente de variação), assimetria e curtose para os índices de vegetação obtidos pelos sensores MicaSense RedEdge-M, CropCicle e pelo espectrorradiômetro FieldSpec 3.

Antes das análises de correlação linear e regressão, utilizaram os métodos de Breusch-Pagan para verificação do pressuposto de homocedasticidade e Shapiro-Wilk, no intuito de verificar a normalidade dos resíduos, ambos em um nível de significância de 5%. Em caso de não atendimento dos pressupostos, aplicou o método de transformação do tipo *Box Cox* para normalizar os dados e não comprometer a qualidade do banco de dados.

Por meio dos valores médios dos índices de vegetação, analisou a relação com os parâmetros da planta e do solo coletados *in loco* (CEa, umidade do solo, clorofila total, condutância estomática e TRA); também ocorreu uma análise comparativa entre o índice de vegetação suborbital adquirido via ARP e o proximal obtido pelo CropCicle. A dependência pôde ser avaliada pelo cálculo do coeficiente de correlação linear de Pearson (r) e da análise de regressão, ajustada conforme a relação entre as variáveis contrastadas. As correlações foram agrupadas, conforme a classificação de Shimakura (2007), baseada em cinco intervalos, em que resulta em uma correlação muito fraca ($0 < r < 0,19$); fraca ($0,20 < r < 0,39$); moderada ($0,40 < r < 0,69$); forte ($0,70 < r < 0,89$); muito forte ($0,90 < r < 1$)

3.10 Análise geoestatística e determinação das zonas de manejo

Os procedimentos geoestatísticos foram desenvolvidos no *software* Vesper 1.6 Variogram Estimation and Spatial Prediction plus Error (MINANSY *et al.*, 2005). A escolha do método do semivariograma pautou-se nos critérios estabelecidos por Oliveira (2015). Para um mesmo conjunto de dados amostrais

acima de 5000 pontos utilizou o modo de semivariograma local (HAAS, 1990), em que, de forma automática, ocorre o ajuste do semivariograma teórico para cada ponto interpolado. Neste estudo, houve a pré-definição do modelo exponencial e do ponderador do número de pares pelo desvio padrão da semivariância de cada *lag*. Esse método é o mais indicado quando o banco de dados é proveniente do monitoramento intensivo (OLIVEIRA, 2015).

O segundo critério baseou-se no conjunto de dados que possui o número de amostras menor que cinco mil pontos, configurando o método de semivariograma global, ou seja, um único semivariograma é calculado para toda a área de estudo. A seleção do melhor modelo foi dada com base no menor valor da raiz do erro médio quadrático (RMSE) da validação cruzada correspondente. Para os dados com amostragens inferior a 5.000 pontos (umidade do solo e CEa), o modelo exponencial apresentou o melhor ajuste e, também, adotou o ponderador de número de pares pelo desvio padrão.

Para o desenvolvimento da predição espacial por meio da krigagem, os critérios estabelecidos foram os mesmo para o método local e global. E, de início, elaborou o contorno da área do vinhedo com resolução espacial de 0,5 m e o método de krigagem em blocos de 25 m² (5 x 5 m) para o dimensionamento das estimativas. Adotou o número mínimo e máximo para compor a vizinhança, em ordem, de 100 e 250 pontos.

Os dados originais dos planos de informações foram particionados em intervalo de duas classes para delimitação das zonas homogêneas de vigor vegetativo, umidade do solo ou condutividade elétrica aparente do solo. As categorias são nomeadas com as conotações de baixo e alto.

Estabeleceu a quantidade de duas classes para evitar o excesso de subdivisões em detrimento de uma área com apenas 1,1 hectare. A demarcação das classes foi baseada pelo método de otimização de Jenks, também denominado de quebras naturais, no intuito de reduzir a distinção intrazonas e elevar a disparidade entre zonas homogêneas (JENKS, 1967).

Para a delimitação das zonas de manejo, foram integrados os mapas temáticos processados por krigagem ordinária, conforme indica Costa (2021). Empregou o método da padronização dos dados interpolados para integração dos planos de informações (índice de vegetação suborbital, umidade do solo e condutividade elétrica aparente do solo). O processo foi pautado no cálculo dos

escores padrões, pelo qual utilizam os valores médios e o desvio padrão referentes aos diferentes planos de informações. Esse processo possibilita a conversão dos valores dos produtos gerados pelo SIG para números relativos, em que os dados devem obedecer um padrão comportamental; o desvio padrão é igual a um e a média igual a zero (MOLIN *et al.*, 2015). Esse cálculo matemático possibilitou a elaboração do mapa de zonas de manejo, concernente aos valores médios padronizados.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Ortomosaico e segmentação do dossel: validação dos dados

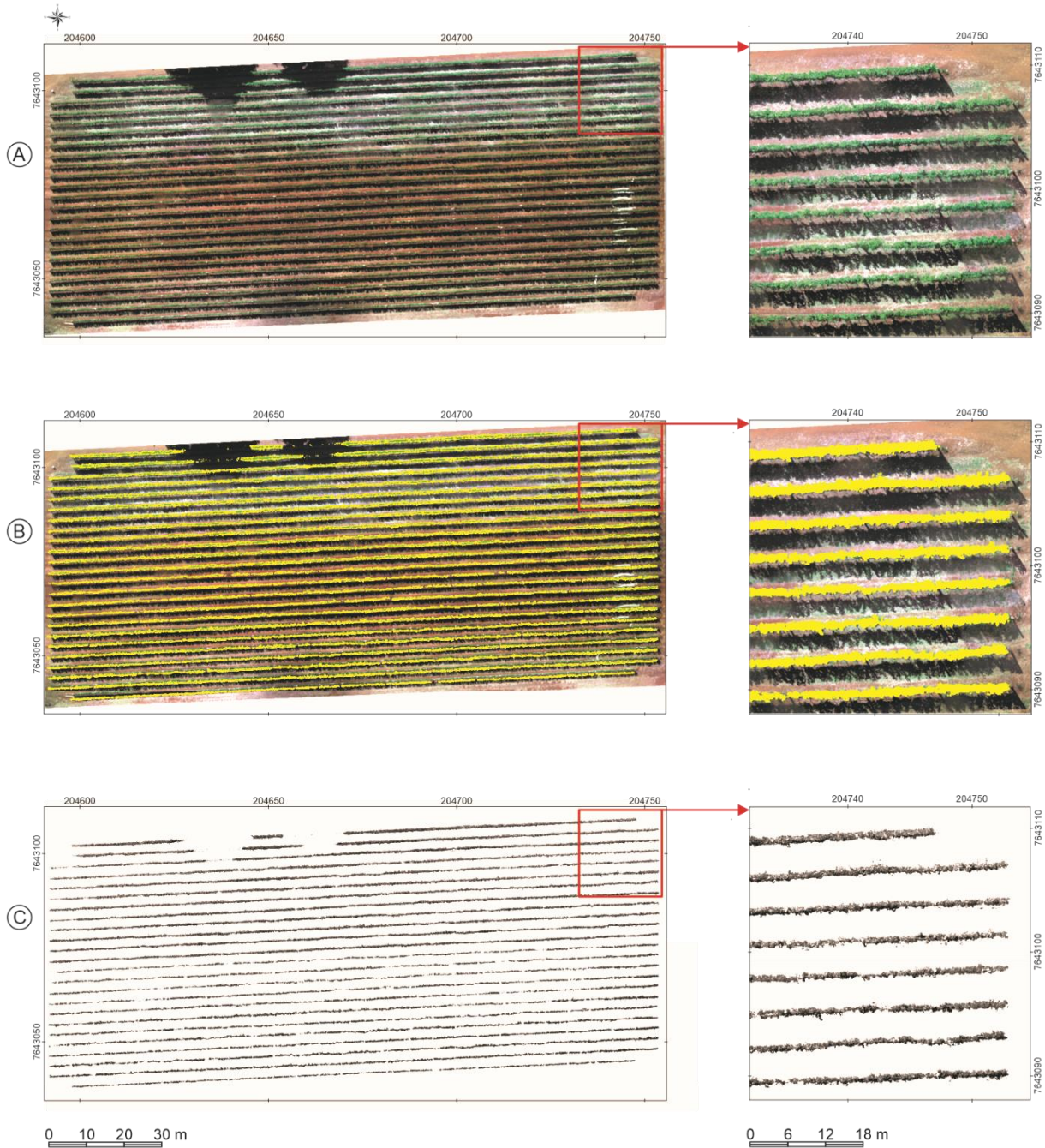
As imagens aéreas foram utilizadas para o processamento do ortomosaico (Figura 17). O resultado da imagem refere-se a uma composição de falsa cor, vermelho-verde-azul (RGB), com resolução de 0,021 m. O produto gerado permite uma análise acurada dos componentes da superfície do vinhedo, devido à alta resolução espacial, pois possibilita identificar os diferentes objetos que compõem a cena em detalhe. Assim, foi possível realizar uma classificação supervisionada do ortomosaico pela elaboração de quatro classes de treinamento: 1) sombra; 2) solo exposto/vegetação rasteira; 3) tela de proteção; 4) dossel das vinhas.

Para elaborar a segmentação, testaram três algoritmos: o *minimum distance*, *maximum likelihood* e *spectral angle mapping*. A análise visual da classificação, por meio da fotointerpretação, indicou o melhor desempenho do *maximum likelihood*, ratificado pela análise da matriz de confusão (Tabela 2), índice de Kappa e exatidão global.

A classificação supervisionada aplicada no ortomosaico pela utilização do algoritmo *maximum likelihood* apresentou estatística superior ao analisar 651.937 *pixels* compostos por 450 amostras de validação. A exatidão global foi de 98,31 % e índice de Kappa igual a 0,97. Segundo a classificação de Fonseca (2000), os dados referentes ao índice de Kappa são considerados excelentes ($0,8 < k \leq 1,0$). A assertividade da classificação pelos algoritmos *spectral angle mapping* e *minimum distance* através do emprego do índice de Kappa constituíram, em ordem, a 0,93 e 0,89.

Mesmo com o alto grau de precisão dos dados classificados, é possível notar que alguns *pixels* de vegetação rasteira foram classificados como dossel (Tabela 2) em função da semelhança entre a assinatura espectral das videiras e das plantas daninhas. Para obter um refinamento no isolamento do dossel, gerou uma reclassificação na imagem segmentada englobando duas classes, o dossel das videiras e a vegetação rasteira, mediante ao emprego do mesmo algoritmo (*maximum likelihood*). O resultado, após a remoção das classes de sombra, solo exposto/vegetação rasteira e tela de proteção das videiras, pode ser observado na figura 17c.

Figura 17 – A: ortomosaico da área de estudo; B: máscara do dossel elaborada pelo algoritmo *maximum likelihood* (ML); C: dossel segmentado (reclassificação), após remoção dos alvos que não são de interesse analítico



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 2 – Matriz de erro para a análise da acurácia obtida na classificação digital gerada pelo algoritmo *maximum likelihood*

Classe	C1	C2	C3	C4	Soma das linhas
C1	49.602	1.636	0	47	51.285
C2	282	498.123	6	130	498.541
C3	1	526	11.329	29	11.885
C4	80	315	0	89.831	90.226
Soma das colunas	49.965	500.600	11.335	90.037	651.937

C1: sombra; C2: solo exposto/vegetação rasteira; C3: tela de proteção; C4: dossel

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

4.2 Análise estatística descritiva dos índices de vegetação

Nas tabelas 3, 4 e 5, constam os resultados da estatística descritiva dos índices de vegetação gerados, respectivamente, pelo sensor acoplado à ARP, CropCicle e espectrorradiômetro. Apenas os índices GNDVI e NDVI obtidos pelo sensor suborbital apresentaram uma baixa dispersão em torno da média, ambas com variação de 7 % (Tabela 3). Conforme a classificação de Wilding (1985), os outros índices foram definidos como de moderada variabilidade em relação à média ($15 < CV \leq 35\%$), sendo que o VARI e o MSR detêm os maiores valores, concernentes, em ordem, a 25 e 21 %.

Os IVs apresentaram assimetria positiva ($cs > 0$), com exceção do GNDVI e NDVI, em que os dados se distribuem de forma assimétrica negativa, pois a cauda mais longa está à esquerda do ponto central ($cs < 0$) (Tabela 3). O grau de achatamento é determinado pela curtose, e o NDVI, o RDVI e o VARI obtiveram valores negativos ($ck < 0,263$).

Referente aos IV coletados *in loco* pelo sensor proximal (Tabela 4), observou-se um maior coeficiente de variação para o MSR e NDRE, respectivamente com 23 % e 16 %, sendo considerados como de variação moderada ($15 < CV \leq 35\%$). Os demais índices foram estimados como sendo de baixa variação ($CV \leq 15\%$). O NDVI seguido pelo RDVI são detentores dos menores valores, ordenadamente em 7 e 8 %. Constatou-se um padrão assimétrico à esquerda do NDVI ($cs < 0$), enquanto os outros índices apresentaram estimativas positivas. Outro fator importante refere-se a curtose elevada no NDVI.

Os valores dos índices de vegetação hiperespectrais analisados em ambiente laboratorial podem ser averiguados na tabela 5. A maior dispersão relativa em torno da média refere-se ao TCARI, classificado como moderado (15

$< CV \leq 35\%$); o CAI e o GI possuem coeficiente de variação de 14 %, seguido do SRI com 11 %; já o NDVI, o OSAVI, o RDVI e o SIPI1 possuem valor de 1 %, o que indica baixa variação ($CV \leq 15\%$).

O MSI, SIPI e TCARI obtiveram os valores mais elevados da curtose, que se refere à caracterização do achatamento da curva de distribuição. A distribuição assimétrica do SRWI2, WI, VARI e SIPI estão enviesados à direita com os valores de assimetria positivos, enquanto que o NDVI, CCCI, NDRE apresentam distribuição assimétrica negativa.

As tabelas 3, 4 e 5 demonstram a variabilidade dos dados. Entretanto, a comparabilidade do CV somente pode ser realizada entre o GNDVI, NDVI e NDRE, pelo fato de possuírem um mesmo limiar, variante entre -1 a 1, que padroniza os valores em uma mesma escala; além disso, todos os valores calculados para os dosséis foram positivos.

O NDVI, quando comparado ao NDRE e GNDVI, apresenta a menor variabilidade dos dados em torno da média diante de todas as estimativas. O NDVI gerado pelo sensor acoplado à ARP, CropCicle e espectrorradiômetro obteve um padrão assimétrico enviesado à esquerda ($cs < 0$). A assimetria negativa é observada nas três estimativas, e pode ser ratificada em virtude dos valores da média aritmética serem inferiores à mediana. Assim, comprova-se que o NDVI apresentou uma menor dispersão dos dados quando comparado com o GNDVI e NDRE.

Ao adotar o estágio fenológico de início da maturação para análise do vigor vegetativo de forma suborbital e proximal na videira cv. *Syrah*, o NDVI demonstrou uma menor sensibilidade para mapear a variabilidade do vigor vegetativo no dossel. Um comportamento semelhante do NDVI em relação ao NDRE foi encontrado por Costa (2021), quando examinou a variabilidade do vigor vegetativo das videiras da cv. *Cabernet Franc* e *Cabernet Sauvignon*.

Tabela 3 – Análise estatística descritiva dos índices de vegetação: dados obtidos por sensor suborbital

Índice de vegetação	\bar{X}	Med	sd	se	CV (%)	Cs	Ck	Quartil			n
								1°	2°	3°	
CCCI	0,410	0,409	0,067	0,0003	16	0.055599	0,0259	0,3486	0,3949	0,4496	376068
GI	1,242	1,225	0,246	0,0012	20	0.137452	-0.005	0,9409	1,0337	1,0994	376068
GNDVI	0,685	0,688	0,047	0,0002	7	-0.16326	0,6434	0,6516	0,6858	0,7182	376068
MSR	2,060	2,014	0,442	0,0021	21	0.299659	0.329	1,7638	2,0080	2,2778	376068
NDRE	0,300	0,300	0,056	0,0003	19	0.01374	0,0087	0,2489	0,2897	0,3316	376068
NDVI	0,729	0,730	0,049	0,0002	7	-0.03863	-0,2291	0,6892	0,7287	0,7646	376068
RDVI	0,493	0,488	0,075	0,0004	15	0.180655	-0,0374	0,4694	0,5277	0,5836	376068
VARI	0,159	0,157	0,040	0,0003	25	0.168504	-1,0873	0,1253	0,1573	0,1931	376068

\bar{X} : média; Med: mediana; sd: desvio padrão; se: erro padrão da média; CV: coeficiente de variação; Cs: assimetria; Ck: Curtose; n: número de amostras

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 4 – Análise estatística descritiva dos índices de vegetação: dados obtidos por sensor proximal CropCicle

Índice de vegetação	\bar{X}	Med	sd	se	CV (%)	Cs	Ck	Quartil			n
								1°	2°	3°	
CCCI	0,386	0,38	0,052	0,0003	14	0.141	0,584	0,350	0,383	0,417	35475
MSR	9,557	9,465	2,232	0,0122	23	0.124	0,500	8,161	9,465	10,756	34797
NDRE	0,311	0,307	0,051	0,0003	16	0.238	0,687	0,277	0,307	0,339	34997
NDVI	0,805	0,813	0,055	0,0003	7	-0.451	3,444	0,785	0,813	0,835	35332
RDVI	5,195	5,187	0,412	0,0022	8	0.056	1,054	4,963	5,187	5,403	34857

\bar{X} : média; Med: mediana; sd: desvio padrão; se: erro padrão da média; CV: coeficiente de variação; Cs: assimetria; Ck: Curtose; n: número de amostras

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 5 – Análise estatística descritiva dos índices de vegetação: dados obtidos por sensor proximal espectrorradiômetro

(continua)

Índice de vegetação	\bar{X}	Med	sd	se	CV (%)	Cs	Ck	Quartil			n
								1°	2°	3°	
CAI	0,015	0,014	0,002	0,0003	14	0.211	0.476	0,012	0,014	0,016	45
CAR	39,060	39,615	3,535	0,5270	9	-0.471	0.635	36,960	39,615	41,576	45
CCCI	0,348	0,355	0,033	0,0049	10	-0.608	1.941	0,334	0,354	0,369	45
Crt1	1,176	1,179	0,048	0,0073	4	-0.206	1.024	1,139	1,179	1,202	45
DVI	0,794	0,794	0,018	0,0027	2	-0.007	1.604	0,783	0,794	0,804	45
GI	2,349	2,291	0,335	0,0500	14	0.513	2.501	2,098	2,291	2,504	45
GNDVI	0,753	0,764	0,030	0,0045	4	-1.029	2.549	0,745	0,763	0,773	45
LIC2	0,059	0,059	0,003	0,0006	7	-0.394	0.313	0,056	0,059	0,061	45
MSI	0,619	0,615	0,031	0,0047	5	0.120	5.688	0,604	0,615	0,625	45
MSR	3,686	3,682	0,145	0,0217	4	0.084	0.349	3,571	3,682	3,756	45
NDII	0,239	0,237	0,012	0,0018	5	0.168	0.265	0,230	0,237	0,246	45
NDLI	0,088	0,087	0,003	0,0005	4	0.284	4.780	0,085	0,087	0,089	45
NDRE	0,308	0,315	0,030	0,0045	10	-0.624	1.642	0,296	0,315	0,329	45
NDVI	0,887	0,887	0,007	0,0010	1	-0.013	0.119	0,882	0,887	0,890	45
NDWI	0,036	0,035	0,002	0,0004	7	0.355	1.479	0,034	0,035	0,037	45
OSAVI	0,871	0,870	0,007	0,0011	1	0.119	0.216	0,865	0,870	0,876	45

Tabela 5 – Análise estatística descritiva dos índices de vegetação: dados obtidos por sensor proximal espectrorradiômetro

Índice de vegetação	\bar{X}	Med	sd	se	CV (%)	Cs	Ck	(conclusão)			n
								Quartil			
								1°	2°	3°	
RDVI	0,834	0,835	0,011	0,0017	1	-0.325	0.902	0,826	0,835	0,840	45
RVI	16,329	16,269	1,105	0,1647	7	0.163	0.580	15,584	16,269	16,794	45
SIPI	1,037	1,015	0,146	0,0219	14	1.026	3.403	1,013	1,015	1,016	45
SIPI1	0,888	0,887	0,006	0,0010	1	0.255	0.72	0,884	0,887	0,891	45
SR	17,031	16,916	1,218	0,1817	7	0.282	0.760	16,123	16,916	17,608	45
SRI	7,209	7,460	0,880	0,1313	12	-0.856	0.909	6,846	7,460	7,827	45
SRPI	0,756	0,754	0,033	0,0050	4	0.211	3.219	0,741	0,754	0,769	45
SRWI	1,074	1,073	0,005	0,0008	1	0.268	1.590	1,070	1,073	1,077	45
SRWI2	0,813	0,804	0,074	0,0111	9	0.391	2.761	0,796	0,804	0,808	45
TCARI	0,227	0,210	0,051	0,0076	23	0.980	3.734	0,193	0,210	0,244	45
VARI	0,551	0,541	0,060	0,0091	11	0.463	0.467	0,504	0,541	0,585	45
WI	1,026	1,015	0,072	0,0108	7	1.428	2.801	1,013	1,015	1,016	45
WI1	1,027	1,005	0,148	0,0221	14	0.466	2.998	1,002	1,005	1,0072	45

\bar{X} : média; Med: mediana; sd: desvio padrão; se: erro padrão da média; CV: coeficiente de variação; Cs: assimetria; Ck: Curtose; n: número de amostras

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Ao avaliar o comportamento dos índices de vegetação elaborados pelo sensor suborbital, que utilizou todos os *pixels* da imagem, e os dados gerados pelo CropCicle, ambos no estágio fenológico de início da maturação (pintor), constataram que os dados não seguem uma distribuição normal conforme o teste de Kolmogorov-Smirnov, ao considerar um nível de significância de 5 % ($p < 0,05$). Entretanto, dos 27 índices elaborados pelo espectrorradiômetro, somente o GI e TCARI não apresentaram normalidades dos dados pelo método de Kolmogorov-Smirnov, constituindo o nível de significância de 5 % ($p < 0,05$).

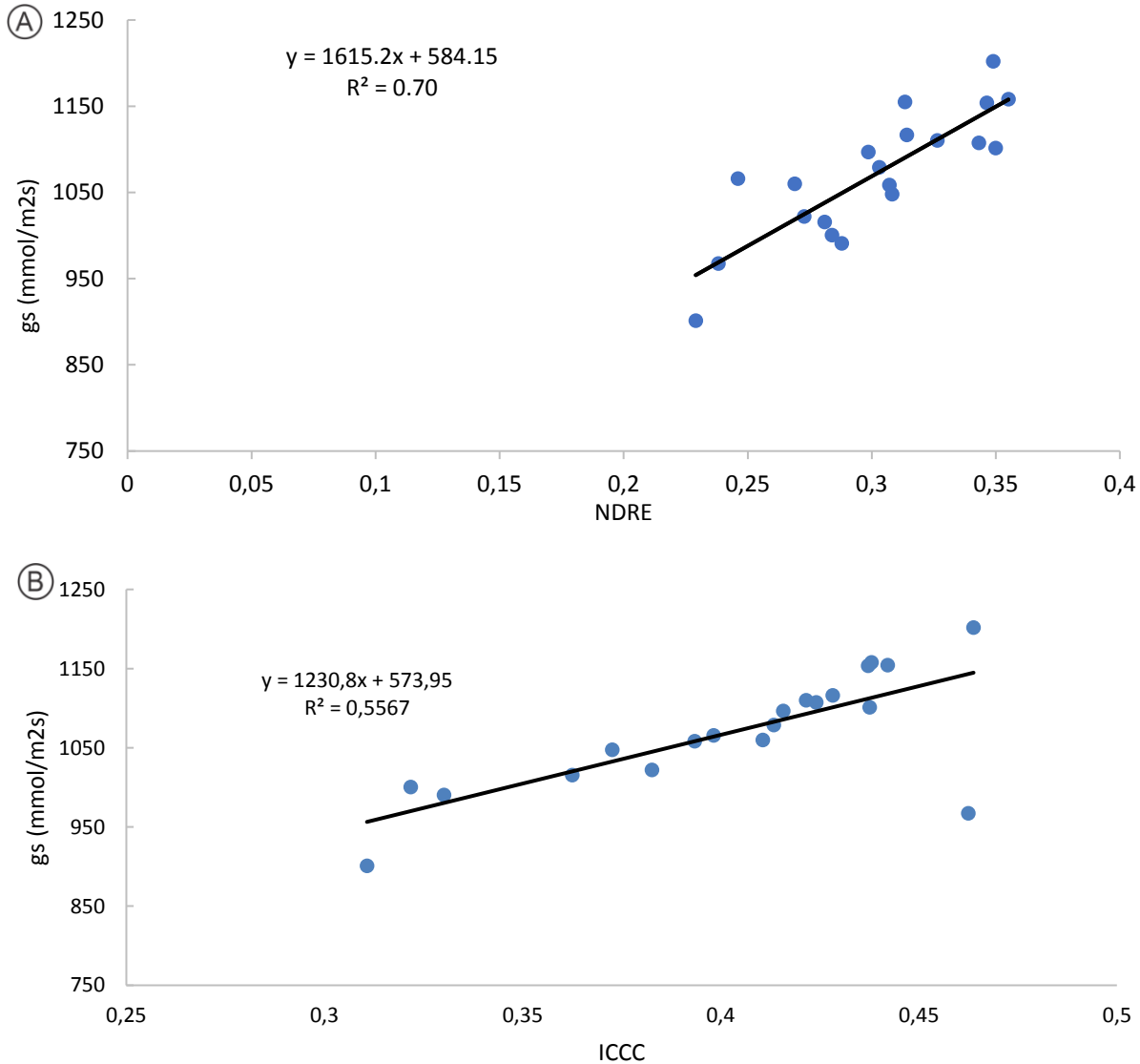
4.3 Estado da água e do teor de clorofila no vinhedo: análise dos índices multiespectrais gerados por sensor suborbital

Foram calculados a correlação de Pearson e o coeficiente de determinação por meio do melhor ajuste de modelo da análise de regressão. Consideraram os índices de vegetação como a variável independente X e os outros parâmetros coletados em campo como a variável dependente Y, referentes à condutância estomática, TRA, clorofila, CEa 20, CEa 40 e umidade do solo.

Na tabela 6, constam os resultados da análise estatística dos índices de vegetação obtidos por imagens aéreas associadas à condutância estomática e TRA. A condutância estomática resultou em uma correlação linear positiva de 0,83, 0,75 e 0,70, respectivamente, para o NDRE, CCCI e GNDVI, em um nível de significância de 0,1 %. Esses dados caracterizam a correlação de Pearson como forte ($0,70 \leq r < 0,89$). O MSR e o NDVI apresentaram uma correlação moderada ($0,40 \leq r < 0,69$), com valores, em ordem, de 0,69 ($p < 0,001$) e de 0,67 ($p < 0,01$). Os demais índices alcançaram uma correlação fraca.

Um dos primeiros indícios fisiológicos quando há uma redução do conteúdo hídrico é o fechamento estomático (CHAVES *et al.*, 2010). Isso permite relacionar a condutância estomática com a disponibilidade hídrica. Assim, os gráficos de dispersão para os dois maiores R^2 , conforme o melhor ajuste para o modelo, constam na figura 18, identificando o desempenho mais acentuado do NDRE suborbital.

Figura 18 – Gráfico de dispersão: A: relação entre condutância estomática e NDRE gerado por plataforma suborbital; B: relação entre condutância estomática e GNDVI gerado por plataforma suborbital



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Espinoza *et al.* (2017), ao avaliarem a dependência do GNDVI e NDVI, obtidos por imageamento aéreo, com a condutância estomática na videira cv. *Cabernet Sauvignon*, encontraram resultados semelhantes; os valores de (r) corresponderam a 0,65 para o GNDVI e 0,57 para o NDVI. Os dados também corroboram com a pesquisa desenvolvida por Zarco-Tejada *et al.* (2013), que ao correlacionarem o NDVI com a condutância estomática, alcançaram um coeficiente de determinação (R^2) de 0,33. Nesta pesquisa, determinou-se o valor de 0,45.

Entretanto, Bajula *et al.* (2012) obtiveram resultados distintos, uma vez que demonstraram valores superiores de coeficiente de determinação (R^2) ao correlacionar o NDVI e o GNDVI com a condutância estomática. Esses corresponderam, respectivamente, a 0,70 e 0,75. Já para o RDVI, os dados foram similares ao da pesquisa, com (R^2) inferior a 0,10.

O NDRE, GNDVI e CCCI tiveram o melhor desempenho para predizer o TRA do vinhedo (Tabela 6), todos com correlação forte, respectivamente em 0,73, 0,72 e 0,70, e significativa em um nível de confiança de 99,99 %. O VARI e GI alcançaram uma correlação negativa e muito fraca; já o MSR (0,60) e NDVI (0,56) obtiveram uma correlação moderada. O RDVI não obteve uma correspondência significativa ($p > 0,05$).

Não foram encontradas pesquisas na literatura que correlacionam o TRA com índices de vegetação. Geralmente, as comparações são realizadas com o potencial hídrico foliar, conforme especificam os trabalhos realizados por Bajula *et al.* (2012), Poblete *et al.* (2017), Romero *et al.* (2018) e López-García *et al.* (2021). Acredita-se que o aumento da aquisição de equipamentos com capacidade de obter a reflectância no comprimento de onda na região do visível, infravermelho próximo e *red edge*, tem suscitado interesse para o desenvolvimento de pesquisas relacionadas ao conteúdo hídrico das videiras e para mapear a variabilidade espacial.

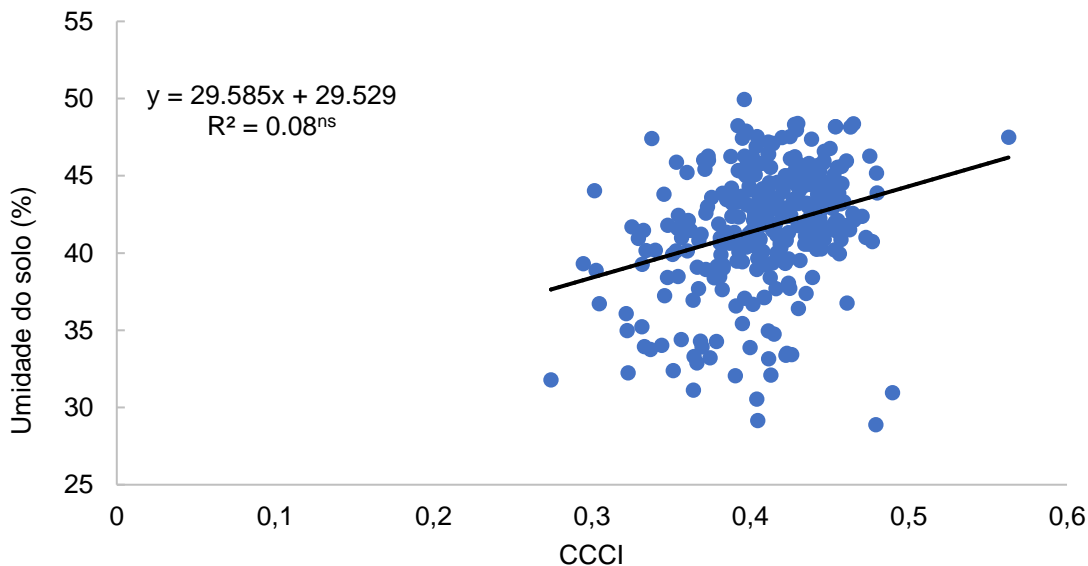
Embora, não haja absorção de água no espectro eletromagnético do visível, há índices de vegetação baseados na região do visível e, também, associados ao comprimento de onda do vermelho limítrofe e do infravermelho próximo que geram bons níveis de correlação com o *status* hídrico da videira; eles são comumente utilizados para auxiliar o manejo da irrigação (RODRÍGUEZ-PÉREZ *et al.*, 2007; GOVAERTS; VERHULST, 2010; BAJULA *et al.*, 2012; PÔÇAS *et al.*, 2015). A dependência baseia-se na interferência do déficit hídrico nos processos fotossintetizantes, principalmente aqueles associados à emissão de fluorescência da clorofila e ao estado de epoxidção no ciclo da xantofila (MOYA *et al.*, 2004)

Nessa perspectiva, os parâmetros fisiológicos-hídricos, como a condutância estomática e o TRA, ao serem relacionados com os IV, alcançaram uma melhor correlação com o NDRE, pois observaram os maiores coeficientes de determinação nas análises de regressão das duas variáveis (Tabela 6).

O CCCI alcançou uma forte correlação com a clorofila e resultou em um (r) de 0,80. Outros índices, a exemplo do NDRE, NDVI, RDVI, MSR e GNDVI, foram classificados como correlação moderada, significativos a 0,1% (Tabela 7). O NDVI é um índice tradicional e caracterizado por ser amplamente utilizado na agricultura para o monitoramento da biomassa e do vigor vegetativo. Esse índice não obteve um bom desempenho para o (R^2), pois equivaleu a 0,34; já o MSR correspondeu a 0,42 e, o RDV, a 0,24 (Tabela 7). Zarco-Tejada *et al.* (2005) identificaram resultados semelhantes de coeficiente de determinação, os quais referiram a 0,26 para o NDVI, 0,34 para MSR e 0,33 para o RDVI, ao correlacioná-los com o teor de clorofila total.

Ao comparar os índices com a umidade volumétrica do solo (Tabela 7), o CCCI obteve o maior valor de coeficiente de Pearson ($r=0,28$), todavia não foi significativa (Figura 19); tal situação ocorreu com os outros índices comparados. Casamitjana *et al.* (2020) constataram que o NDVI não produziu correlações significativas com a umidade do solo em áreas de plantação de batata, obtendo um valor de (r) de 0,11.

Figura 19 – Gráfico de dispersão: relação entre CCCI gerado por plataforma suborbital e umidade volumétrica do solo



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

A condutividade elétrica aparente (CEa), nas camadas de solo de 0-0,2 e 0-0,4 m, alcançou valores baixos e não significativos ao serem comparados com os IV (Tabela 8). Os dados corroboram com Cancela *et al.* (2017), que

identificaram um resultado semelhante ao correlacionar o NDVI com a CEa em diferentes tratamentos de irrigação na videira cv. *Albariño*.

Os índices que agregam informações dos comprimentos de onda do vermelho e infravermelho próximo, a exemplo do NDVI, MSR e RDVI, apresentaram baixas correlações com os parâmetros analisados, especialmente os hídricos. Esses índices estão, geralmente, relacionados às características estruturais da vegetação e são formulados para estimar o índice de área foliar, biomassa e vigor vegetativo. Todavia, demonstram uma capacidade menor na identificação em condições de estresse fisiológico (ZARCO-TEJADA *et al.*, 2015).

O GNDVI substitui a banda do vermelho pelo verde em comparação ao NDVI. O espectro de onda verde é caracterizado pela absorção da luz pelas antocianinas, que são pigmentos hidrossolúveis relacionados à resistência das folhas a estresses, como o déficit hídrico (VIÑA; GITELSON, 2011). Isso deve explicar o melhor desempenho do GNDVI com a condutância estomática e TRA em relação aos outros índices que compõe a banda do vermelho e do infravermelho próximo na equação.

O NDRE e o CCCI são considerados indicadores de concentração de clorofila, pois possuem alta sensibilidade em identificá-la, ao englobar a banda do vermelho limítrofe (*red edeg*), bem como o GNDVI, por ser composto pela banda do verde – todos eles utilizam a banda do infravermelho próximo. Nesta pesquisa, esses índices possuíram o melhor desempenho ao serem relacionados com a clorofila total e com os parâmetros hídricos do vinhedo. Zulini *et al.* (2007) afirmam que o desenvolvimento de pigmentos fotossintetizantes, como a clorofila, é afetado pelo estresse hídrico. A situação foi verificada também por Espinoza *et al.* (2017).

Tabela 6 – Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R²): índices de vegetação suborbitais, condutância estomática (g_s) e teor relativo de água (TRA)

Índice de vegetação	g _s (mmol/m ² s)			TRA (%)		
	r	R ²	Equação	r	R ²	Equação
CCCI	+0.75	0.56 ^{***}	y=1230.8x+573.9	+0.70	0.48 ^{***}	y=133.806x-20.244
GI	-0.22	0.04 ^{ns}	y=-89.37x+1186.63	-0.1	0 ^{ns}	y=-0.3033x+30.9143
GNDVI	+0.70	0.60 ^{***}	y=-25442x ² +25442x-11986	+0.72	0.52 ^{***}	y=95.893x-35.871
MSR	+0.69	+0.47 ^{***}	y=110.20x+822.40	+0.60	0.35 ^{***}	y=7.160x+14.897
NDRE	+0.83	0.70 ^{***}	y=1615.24x+584.15	+0.73	0.57 ^{***}	y=-364.48x ² +282.55 -21.38
NDVI	+0.67	0.44 ^{**}	y=1393.50x+33.43	+0.56	0.31 ^{***}	y=54.972x-10.550
RDVI	-0.30	0,09 ^{ns}	y=-362.8x+1256.5	+0.33	0.11 [*]	y=17.432x-4.457
VARI	-0.25	0.06 ^{ns}	y=-241.50x+1105.43	-0.14	0.02 ^{ns}	y=-5.920x+31.357

***, **, *: significância estatística ao nível de 0,1 % (α = 0,001), 1% (α = 0,01), 5% (α = 0,05) e, respectivamente; ns: não significativo

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 7 – Coeficiente de correlação de Pearson (r), coeficiente de determinação (R²): índices de vegetação suborbitais, clorofila total (a + b) e umidade volumétrica do solo (θ)

Índice de vegetação	Clorofila			θ (m ³ m ⁻³)		
	r	R ²	Equação	r	R ²	Equação
CCCI	+0.80	0.64***	y=51.957x+14.503	+0.28	0,08 ^{ns}	y=29.585x+29.529
GI	+0.15	0,02 ^{ns}	y= 0.4267+35.0140	-0.05	0.03 ^{ns}	y=-0.08114x+41.7823
GNDVI	+0.63	0.40***	y= 62.600 -7.570	+0.26	0.03 ^{ns}	y=40.873x+13.260
MSR	+0.65	0.42***	y=6.789x+20.900	0	0 ^{ns}	y=0.3665x+40.8472
NDRE	+0.66	0.44***	y= 50.257x+20.343	+0.27	0.01 ^{ns}	y= 31.639x+31.855
NDVI	+0,58	0.34***	y= 48.4506x-0.4675	+0.08	0 ^{ns}	y=10.887+33.460
RDVI	+0,49	0.24***	y=27.520x+21.625	0	0 ^{ns}	y=-8.993x+46.265
VARI	+ 0.08	0,01 ^{ns}	y= 2.9994x+35.1722	-0.11	0.03 ^{ns}	y=-5.9653x+42.6406

***, **, *: significância estatística ao nível de 0,1 % ($\alpha = 0,001$), 1% ($\alpha = 0,01$), 5% ($\alpha = 0,05$) e, respectivamente; ns: não significativo

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 8 – Coeficiente de correlação de Pearson (r), coeficiente de determinação (R²): índices de vegetação suborbitas e condutividade elétrica aparente do solo (CEa) a 0-0,2 m e 0-0,4 m

Índice de vegetação	CEa 0-0,2 m (mS.m ⁻¹)			CEa 0-0,4 m (mS.m ⁻¹)		
	r	R ²	Equação	r	R ²	Equação
CCCI	+0.05	0,00 ^{ns}	y=10.691x+4.261	+ 0.13	0,02 ^{ns}	y=24.514x+1.691
GNDVI	+0,03	0,06 ^{ns}	y=-8.945x-14.742	+ 0.12	0,00 ^{ns}	y=33.85x-11.79
IV	-0.08	0,01 ^{ns}	y=-0.2399x+8.9247	- 0.12	0,00 ^{ns}	y=-0.2453x+12.0765
MSR	+0.07	0,01 ^{ns}	y=1.593x+5.013	+ 0.01	0,00 ^{ns}	y=0.1458x+11.3559
NDRE	-0.01	0,00 ^{ns}	y=-3.105x+9.498	+ 0.12	0,06 ^{ns}	y=26.606x+3.497
NDVI	-0.09	0,00 ^{ns}	y=-25.21x+27.58	+ 0.07	0,02 ^{ns}	y=17.319x-1.356
RDVI	+0.01	0,00 ^{ns}	y=2.053x+7.531	- 0	0,00 ^{ns}	y=-0.3303x+11.8511
VARI	-0.11	0,00 ^{ns}	y=-11.949x+10.618	- 0.026	0,00 ^{ns}	y=-2.728x+12.157

***, **, *: significância estatística ao nível de 0,1 % ($\alpha = 0,001$), 1% ($\alpha = 0,01$), 5% ($\alpha = 0,05$) e, respectivamente; ns: não significativo

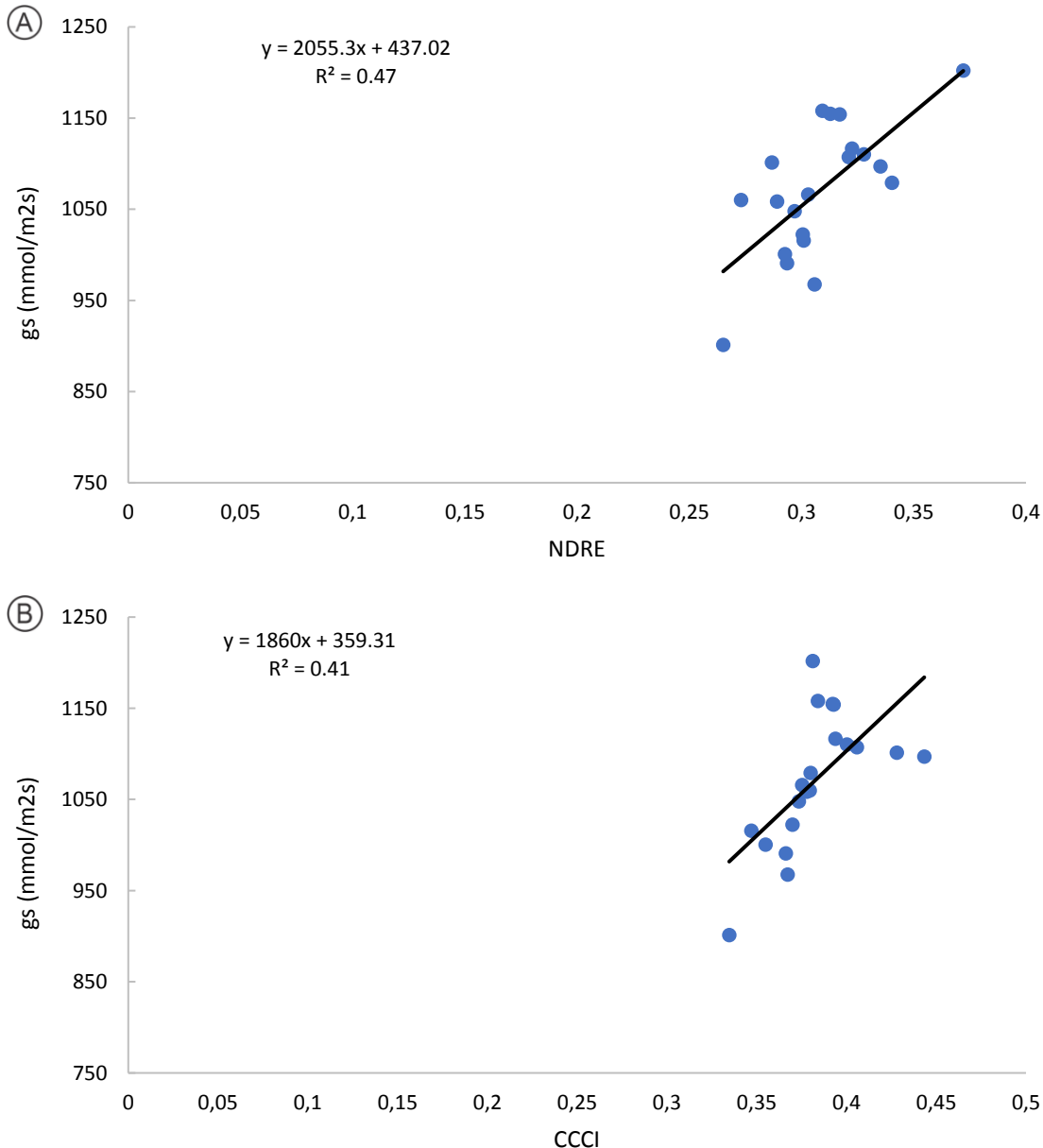
Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

4.4 Análise do *status* hídrico e do conteúdo de clorofila por índices multiespectrais: aplicação do sensor proximal de reflectância do dossel em vinhedos irrigados

O sensor ativo proximal é responsável por obter a refletância do dossel, a qual foi utilizada para aplicar os índices de vegetação. A comparação entre a (g_s) e os IV é demonstrada na tabela 9. A condutância estomática indicou uma relação significativamente positiva com os valores médios dos índices NDRE ($r= 0,69$), CCCI ($r=0,64$), MSR ($r=0,56$) e NDVI ($r=0,50$) (Tabela 9), classificados como uma correlação moderada. Os dois maiores coeficientes de determinação referem-se ao NDRE e ao CCCI (Figura 20). Ao comparar a análise de regressão (condutância estomática *versus* índices de vegetação), verificou-se que as relações foram superiores para os dados suborbitais em relação aos proximais.

Algumas correlações realizadas com as informações suborbitais foram classificadas como forte, sendo o NDRE responsável por apresentar uma correlação de magnitude positiva, referida a 0,83, enquanto que não houve correlações fortes ao utilizar o método proximal. Ao analisar a dependência entre os valores médios do NDVI com a condutância estomática em um vinhedo composto pela cv. *Cabernet Sauvignon*, *Cabernet Franc* e *Petit Verdot*, foi identificado uma correlação significativa negativa, com coeficiente de Pearson igual a -0,39 (YU *et al.*, 2021).

Figura 20 – Gráfico de dispersão: A: relação entre NDRE gerado por plataforma proximal e a condutância estomática; B: relação entre CCCI gerado por plataforma proximal e a condutância estomática



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Ao avaliar a dependência entre os índices proximais e o teor relativo de água, nota-se que os índices apresentaram uma correlação positiva e significativa, com exceção do RDVI ($r=0,16$). O MSR, CCCI e NDRE obtiveram relação moderada, correspondente, em ordem, a 0,63, 0,56 e 0,52 (Tabela 9).

Todos os índices de vegetação obtiveram correlações significativas com a clorofila total (Tabela 10). Ressalta-se que o CCCI e NDRE obtiveram os maiores valores de R^2 , que referiram, respectivamente, a 0,46 e 0,42 ($p < 0,001$), seguidos

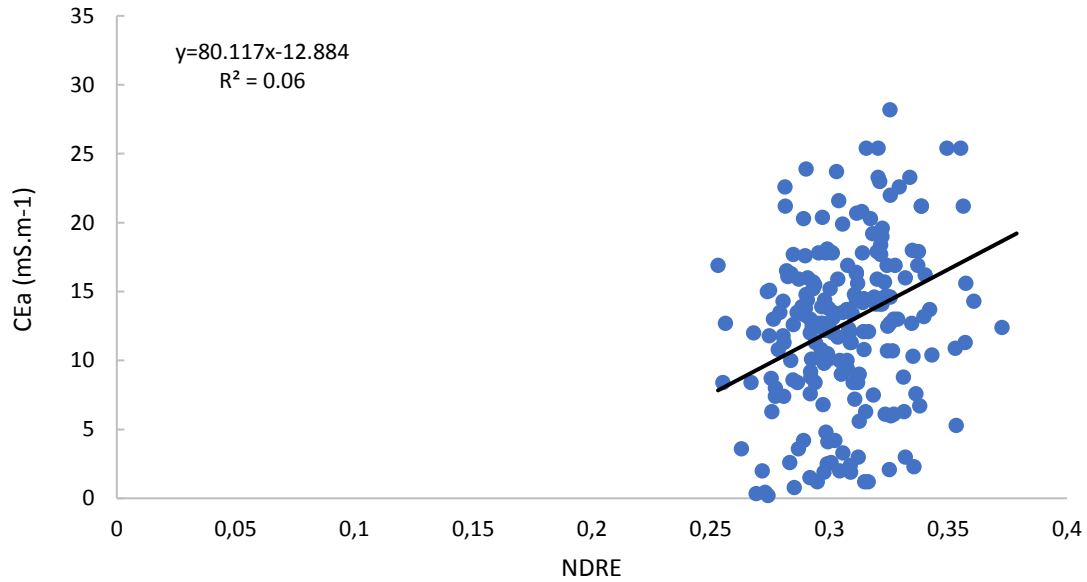
pelo MSR ($R^2=0,33$) e NDVI ($R^2=0,19$). Embora, os índices gerados pelo sensor proximal tenham alcançados valores significativos, os maiores resultados apresentaram uma correlação moderada ($0,40 \leq r < 0,69$). Para o NDVI obteve-se um (r) de 0,43 ($p < 0,001$). Os dados são semelhantes aos da pesquisa desenvolvida por Juges *et al.* (2019), em que realizaram medições em campo do teor total de clorofila estimado por equipamento portátil proximal e constataram uma correlação positiva com o NDVI de 0,48 ($p < 0,01$) na videira cv. *Chardonnay*.

Os IV que constataram um melhor desempenho com o teor de clorofila foram o NDRE e CCCI. Ambos apresentam uma característica em comum, utilizam o comprimento de onda na região do vermelho limítrofe (*red edge*) nas proximidades de 700 nm. A refletância nesta região é considerada como um indicador sensível do conteúdo de clorofila foliar (GATES *et al.*, 1965; HORLER *et al.*, 1983; GITELSON *et al.*, 1996).

Os índices gerados por meio da refletância do sensor proximal seguiram o mesmo comportamento dos produzidos por técnicas suborbitais, pois não apresentaram valores significativos para a correlação com a umidade volumétrica do solo (Tabela 10). Kotsaki (2016) analisou a correlação entre o NDVI e a umidade do solo durante alguns meses e identificou variações nos dados analisados. Na maioria, foram constatados uma correlação positiva, obtendo um valor máximo para a videira cv. *Cabernet Franc* de 0,23, o que caracteriza uma correlação fraca.

Inexiste correlação significativa da condutividade elétrica aparente do solo a 0-0,2 m de profundidade com os índices de vegetação (Tabela 11). Ao avaliar a relação com a CEa a 0-0,4 m de profundidade, houve correlação positiva e significativa entre todos os parâmetros, entretanto com uma correlação fraca (Tabela 11). O gráfico de distribuição do NDRE, que teve o melhor desempenho entre os índices, consta na figura 21. Os resultados são similares aos documentados por Yu *et al.* (2021), que especificaram (r) de 0,02 na análise da dependência entre o NDVI e CEa em três blocos distintos com a videira cv. *Cabernet-Sauvignon*, *Cabernet Franc*, e *Petit Verdot*.

Figura 21 – Gráfico de dispersão: relação entre NDRE gerado por plataforma proximal e condutividade elétrica aparente do solo (CEa) a 0- 0,4 m



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 9 – Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R²): índices de vegetação multiespectrais proximais, condutância estomática (g_s) e teor relativo de água (TRA)

Índice de vegetação	g _s (mmol/m ² s)			TRA (%)		
	r	R ²	Equação	r	R ²	Equação
CCCI	+0.64	0.41**	y=1860.0x+359.3	+0.56	0.31***	y=166.36x-103.27
MSR	+0.56	0.32**	y=219.89x-239.69	+0.63	0.40***	y=129.455x-8.988
NDRE	+0.69	0.47***	y=2055.3x+437	+0.52	0.26***	y=4.983x+38.146
NDVI	+0.50	0.25*	y=2363.6x-833.5	+0.33	0.11*	y=17.432x-4.457
RDVI	+0.16	0,03 ^{ns}	y=71.6x+699.4	+0.16	0.03***	y=71.6x+699.4

***, **, *: significância estatística ao nível de 0,1 % ($\alpha = 0,001$), 1% ($\alpha = 0,01$), 5% ($\alpha = 0,05$) e, respectivamente; ns: não significativo

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 10 – Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R²): índices de vegetação multiespectrais proximais, clorofila total (a + b), e umidade volumétrica do solo (θ , m³ m⁻³)

Índice de vegetação	Clorofila Total			θ (m ³ m ⁻³)		
	r	R ²	Equação	r	R ²	Equação
CCCI	+0.68	0.46***	y=84.527x+3.344	-0.04	0 ^{ns}	y=-16.043x+35.527
MSR	+0.59	0.33***	y=2.0884x+15.5024	-0.02	0 ^{ns}	y=-0.2354x+43.8984
NDRE	+0.64	0.42***	y=81.956+10.394	+0.06	0.03 ^{ns}	y=11.146x+38.236
NDVI	+0.43	0.19***	y= 90.73-37.47	-0.04	0 ^{ns}	y=-11.27x+50.71
RDVI	+0.35	0.12**	y=6.588x+1.473	-0.03	0 ^{ns}	y=0.5539x+38.7987

***, **, *: significância estatística ao nível de 0,1 % ($\alpha = 0,001$), 1% ($\alpha = 0,01$), 5% ($\alpha = 0,05$) e, respectivamente; ns: não significativo

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 11 – Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R²): índices de vegetação multiespectrais proximais e condutividade elétrica aparente do solo (CEa) a 0-0,2 m e 0-0,4 m

Índice de vegetação	CEa 0-0,2 m (mS.m ⁻¹)			CEa 0-0,4 m (mS.m ⁻¹)		
	r	R ²	Equação	r	R ²	Equação
NDVI	+0.03	0 ^{ns}	y=18.511-6.354	+ 0.22	0.05 ^{**}	y=106.31-73.71
NDRE	+0.04	0 ^{ns}	y=14.998+ 3.930	+ 0.24	0.06 ^{***}	y=80.117x-12.884
MSR	+0.04	0 ^{ns}	y=0.3523x+5.1733	+ 0.21	0.05 ^{**}	y=1.8638x-5.9895
RDVI	+0.04	0 ^{ns}	y=2.239x-3.054	0.19 ^{***}	0.036 ^{***}	y=11.69x-48.74
ICCC	+0.04	0 ^{ns}	y=14.80x+2.89	+ 0.23	0.05 ^{***}	y=73.730x-16.439

***, **, *: significância estatística ao nível de 0,1 % ($\alpha = 0,001$), 1% ($\alpha = 0,01$), 5% ($\alpha = 0,05$) e, respectivamente; ns: não significativo

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

4.5 Avaliação do estado da água e do teor de clorofila em dados hiperespectrais analisados em laboratório: uma aplicação no vinhedo

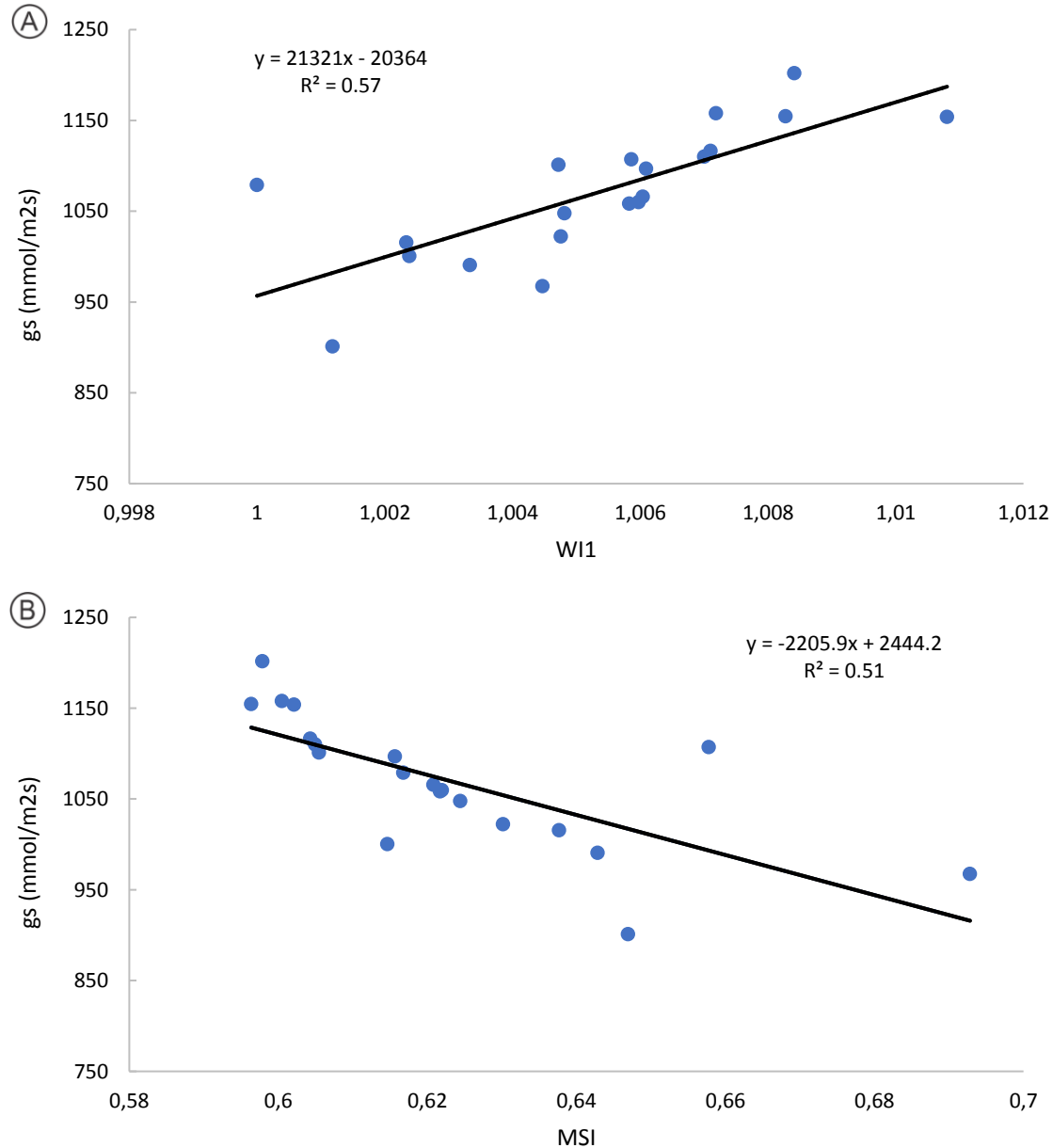
O desempenho da comparação da condutância estomática e do teor relativo de água (TRA) com os índices de vegetação calculados mediante ao emprego de bandas estreitas estão disponibilizados na tabela 12. Dos índices elaborados inicialmente para identificar o conteúdo hídrico, o WI1, NDWI e MSI obtiveram as maiores correlações fortes significativas ($p < 0,001$), condizentes, em ordem, a 0,75, 0,74 e -0,71. O índice de umidade (MSI) apresentou uma correlação negativa, pois o valor mais alto indica um maior estresse hídrico e, conseqüentemente, um menor teor de água na folha. Na Figura 22, pode ser observado o gráfico de dispersão referente ao MSI e ao WI1. O WI ($r=0,55$), NDII ($r=0,51$) e o SRWI2 ($r=0,68$) apresentaram uma correlação positiva moderada.

O WI é um índice de sensoriamento remoto desenvolvido por Peñuelas *et al.* (1992) capaz de identificar o estado de água na planta ao utilizar informações do infravermelho próximo. Ele é obtido pela razão entre o comprimento de onda em 970 nm, reflectância onde ocorre a absorção de água, e em 900 nm.

Serrano *et al.* (2010), em ambiente controlado, submeteram as videiras a diferentes níveis de déficit hídrico e constataram relações altas e significativas entre o WI e a condutância estomática. A maioria das pesquisas que obtém um alto coeficiente de correlação utiliza videiras cultivadas em ambientes controlados (DZIKITI *et al.*, 2010; SERRANO *et al.*, 2012). Neste estudo, o WI não alcançou bom desempenho ao comparar com a condutância estomática em um vinhedo irrigado. Estudos desenvolvidos por Rapaport *et al.* (2015) e González-Flor *et al.* (2019) tiveram resultados semelhantes ao analisar o dossel das videiras. Assim, acredita-se que há uma baixa sensibilidade do WI em detectar as variações no teor de água em condições irrigadas em campo.

Ao analisar os índices relacionados ao vigor vegetativo, biomassa e conteúdo dos pigmentos fotossintetizantes com a condutância estomática, o CCCI ($r=0,70$) e o SIPI ($r=0,72$) obtiveram uma relação forte positiva ($P < 0,001$). O NDRE, GNDVI e NDVI apresentaram uma correlação moderada, respectivamente, de 0,68, 0,66 e 0,65 (Tabela 12).

Figura 22 – Gráfico de dispersão: A: relação entre WI1 gerado pelo espectrorradiômetro e condutância estomática (g_s); B: relação entre MSI gerado pelo espectrorradiômetro e condutância estomática (g_s)

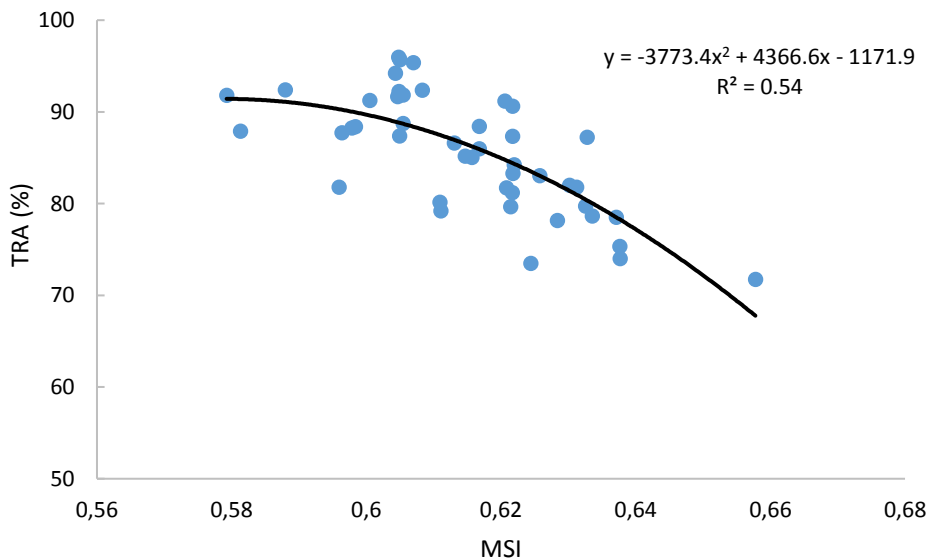


Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Somente o índice de água modificado (WI1) e o índice de umidade (MSI) desempenharam correlação de magnitude positiva forte com o TRA, respondendo a 0,79 e a 0,7 em respectiva ordem (Tabela 12). Os outros índices relacionados ao conteúdo hídrico, como SRWI2, WI, NDWI e NDII, constatarão uma correlação moderada (Tabela 12). O MSI obteve um bom desempenho com a condutância e TRA. A característica de absorção próxima ao comprimento de onda de 1660 nm

está altamente associada aos constituintes da matéria seca da folha, como a lignina e celulose, pois, à medida que essas tornam-se proeminentes, o teor de água tende a diminuir e a refletância aumentar (PU *et al.*, 2010; KAWAMURA *et al.*, 2008). Assim, os valores mais elevados do MSI indicam uma menor presença de água na folha e os classificam como um índice de correlação de magnitude negativa. O gráfico de dispersão do MSI e TRA pode ser visualizado na figura 23.

Figura 23 – Gráfico de dispersão: relação entre MSI gerado pelo espectrorradiômetro e o teor relativo de água (TRA)



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

A utilização do WI com a formulação padrão resultou em correlação moderada com o TRA ($r = 0,64$). Obteve um resultado superior de correlação quando empregou a formulação otimizada do índice de água desenvolvida por Pôças *et al.* (2015), em que substitui os comprimentos de onda da formulação original por (943 nm / 1038 nm). Rodríguez-Pérez *et al.* (2007) e Rallo *et al.* (2014), ao efetuarem uma substituição das bandas estreitas do espectro em formulações padrões, alcançaram um melhor desempenho da estimativa do conteúdo hídrico.

O GNDVI é um indicador da concentração de clorofila na vegetação que combina o espectro do verde e do infravermelho próximo, e no estudo obteve uma relação positiva e forte com o TRA ($r = 0,73$) (Tabela 13). O LIC2 e o SAVI

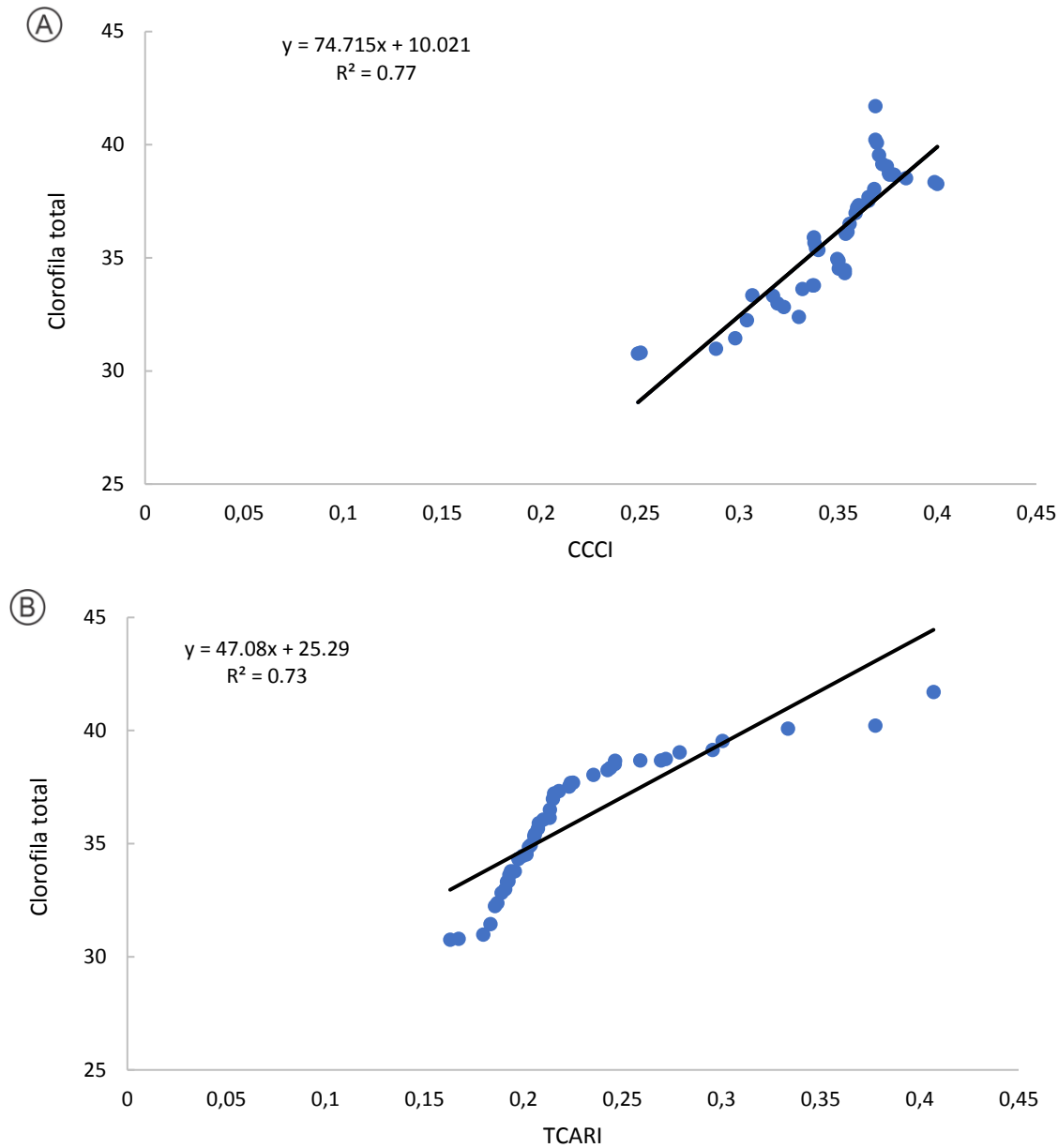
obtiveram um coeficiente de determinação (R^2) inferior a 0,01, ou seja, 99,99% da variação total permanece sem explicação.

Dos índices desenvolvidos para estimar o teor de clorofila, o CCCI, o TCARI e o CAR possuem uma correlação com magnitude forte com a clorofila determinada através do ClorofiLog; em ordem, correspondem a 0,88; 0,85 e 0,80 (Tabela 13). O NPCI obteve uma correlação linear simples de impacto forte ($r=0,77$). Os índices GNDVI, LIC2, SIPI, SRPI e MSR, resultaram nos cinco maiores valores dos índices classificados como magnitude moderada.

Índices tradicionais utilizados comumente no acompanhamento da vegetação, como o SR, RDVI e NDVI, não tiveram resultados superiores quando comparado com índices que abordam a faixa do vermelho limítrofe (*red edge*), o que também foi observado por Zarco-Tejada *et al.* (2005) e Martín *et al.* (2007) quando analisaram as videiras. O CCCI apresentou o melhor desempenho. Acredita-se que os índices baseados no *red edge* são mais sensíveis à absorção de clorofila em densidade mais altas do dossel (ZILLMANN *et al.*, 2015) e são particularmente adequados na detecção de estresse da cultura (HORLER *et al.*, 2007). Supõem-se que essa característica pode explicar o bom desempenho das correlações realizadas através dos índices que utilizam as faixas espectrais do vermelho limítrofe.

O índice de taxa de absorção de clorofila transformada em refletância (TCARI) é sensível às variações da clorofila em uma ampla gama de concentrações, até mesmo as baixas, além de reduzir os efeitos das interferências dos materiais fotossintéticos (HABOUDANE *et al.*, 2002). O TCARI representou um coeficiente de determinação (R^2) de 73%, ou seja, apenas 27 % das variações totais não foram explicadas pelo modelo. Na figura 24, constam os gráficos de dispersão dos modelos com $R^2 > 0,73$.

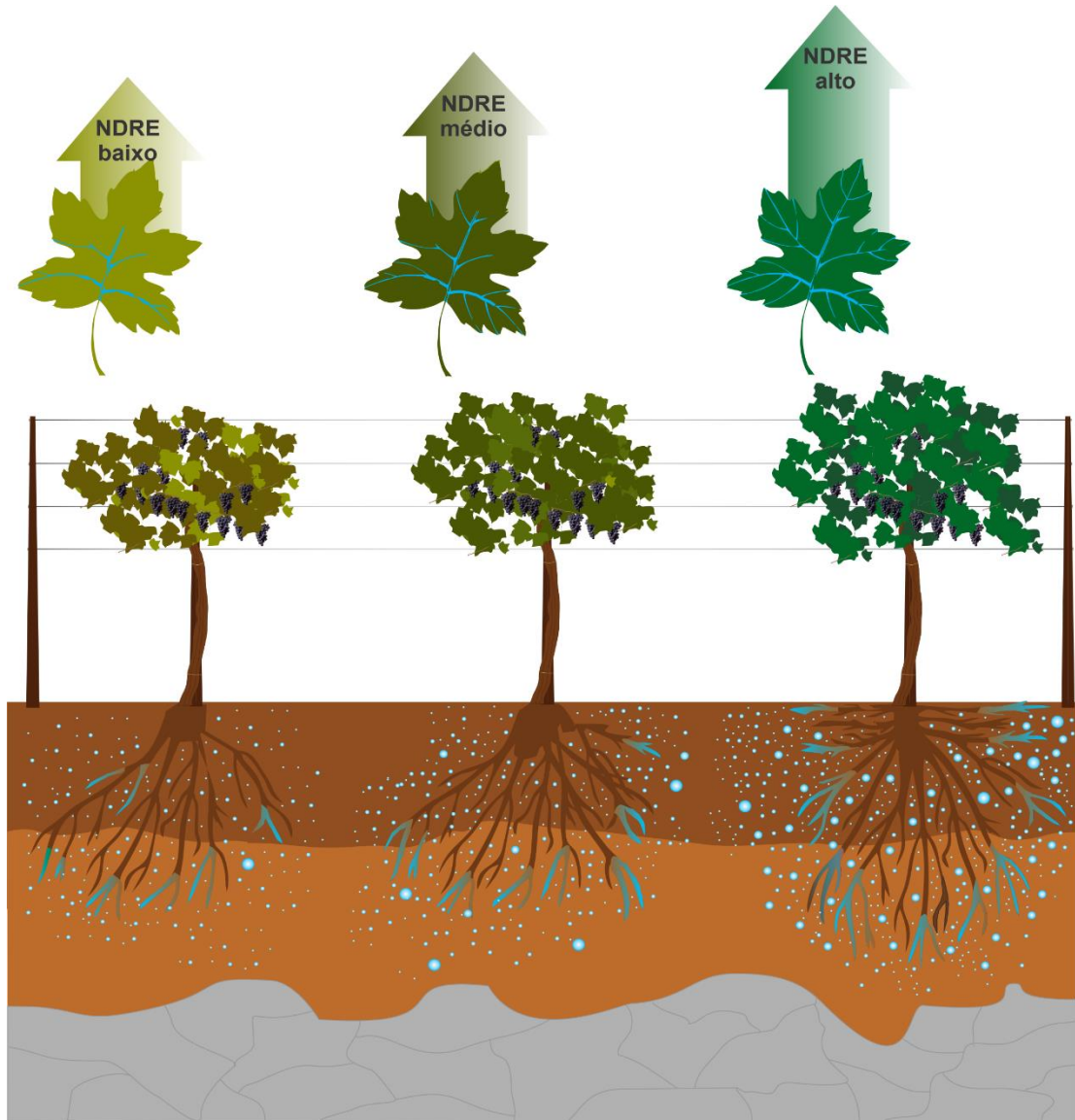
Figura 24 – Gráfico de dispersão: A: relação entre CCCI gerado pelo espectrorradiômetro e clorofila total; B: relação entre TCARI gerado pelo espectrorradiômetro e clorofila total



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

O NDRE foi o índice suborbital que obteve as melhores correlações com os parâmetros hídricos (TRA e Condutância estomática) e com a Clorofila total (Figura 25). As correlações foram de magnitudes positivas, assim, à medida em que aumenta o vigor do NDRE há uma ampliação do conteúdo hídrico absorvido pelas raízes e transportado pelo xilema. Essa situação reflete em uma maior hidratação foliar e, conforme decorre a redução do NDRE, indica uma diminuição na disponibilidade hídrica.

Figura 25 – Esquema dos diferentes níveis de vigor vegetativo do NDRE e a relação positiva com a hidratação foliar



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 12 – Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R²): índices de vegetação multiespectrais proximais, condutância estomática (g_s), e teor relativo de água (TRA)

(continua)

Índice de vegetação	(g _s) mmol/m ² s			TRA (%)		
	r	R ²	Equação	r	R ²	Equação
CAI	+0.49	0.24*	y=10895.09x+1240.70	+0.31	0.1*	y=950.116x+99.431
CAR	+0.09	0 ^{ns}	y=2.044x+990.621	+0.61	0.38***	y=1.0890x+42.9792
CCCI	+0.7	0.49***	y=1461.2x+552.0	+0.61	0.37***	y=113.860x+45.892
CRT1	+0.52	0.27*	y=621.3x+353.0	+0.62	0.39***	y=80.21x-8.82
DVI	-0.49	0.24*	y=-1803.7x +2510.0	-0.28	0.08 ^{ns}	y=-99.38x+164.42
GI	-0.29	0.08 ^{ns}	y = -1203.54x -58.0	-0.39	0.15**	y=-7.267x+102.588
GNDVI	+0.66	0.44***	y=1626.4x-161.5	+0.73	0.61***	y=1361.9x-1838.2+ 696.2
LIC2	-0.35	0.12 ^{ns}	y=-9141.0x+1621.4	+0.01	0 ^{ns}	y=19.02x+84.39
MSI	-0.71	0.51***	y=-2205.9x+2444.2	-0.70	0.54*	y=-3773.4x ² + 4366.6-1171.9
MSR	+0.70	0.50***	y=559.7x-982.5	+0.57	0.32***	y=24.503x-4.805
NDII	+0.51	0.26*	y=2121.4x+577.1	+0.62	0.38***	y=317.615x+9.744
NDRE	+0.68	0.46**	y=1622.5x+560.7	+0.66	0.60***	y= 1983.10x -1020.15+209.67
NDVI	+0.65	0.42*	y=1595.7x-137.2	+0.61	0,37***	y=546.43x-399.29
NDWI	+0.74	0.55***	y= 17382x+457	+0.65	0.52**	y=-168630.99x ² +13893.18-194.74
NPCI	+0.29	0.08 ^{ns}	y=128.37x+1137.80	+0.38	0.14**	y=15.622x+94.185
OSAVI	-0.30	0.09 ^{ns}	y=-3631x+4233	-0.12	0.01 ^{ns}	y=-103.3x+175.5

Tabela 12 – Coeficiente de correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação (R²): índices de vegetação multiespectrais proximais, condutância estomática (g_s), e teor relativo de água (TRA)

(conclusão)

Índice de vegetação	(g _s) mmol/m ² s			TRA (%)		
	r	R ²	Equação	r	R ²	Equação
RDVI	-0.21	0.04 ^{ns}	y=-1306x+2162	-0.25	0.06	y=-141.86x+203.83
RVI	-0.05	0 ^{ns}	y=-5.693x+1162.436	+0.02	0 ^{ns}	y=0.1420x+83.1980
SIPI	+0.72	0.52 ^{***}	y=19157x+18381	+0.63	0.40 ^{***}	y=1507.9x-1445.7
SR	-0.10	0 ^{ns}	y=-9.892x+1237.751	+0.03	0 ^{ns}	y=0.1470x+83.0142
SRI	+0.49	0.24 ^{***}	y=70.58x+551.89	+0.43	0.18 ^{***}	y=1.8755x ² -20.2682x+132.7435
SRPI	+0.57	0.33 ^{**}	y=-1011.7x+1844.7	-0.46	0.21 ^{**}	y=-86.25x+150.79
SRWI2	+0,68	0.46 ^{***}	y=4014.3x-2168.2	-0.52	0.27 ^{***}	y=368.15x-209.93
TCARI	+0.69	0.49 ^{***}	y = 962.54x+857.84	+0.66	0.43 ^{***}	y=80.578x+67.247
VARI	+0.39	0.11 ^{ns}	y=-377.2x+1275.0	-0.41	0.17 ^{**}	y=-42.309x+108.832
WI	+0,55	0.30 ^{***}	y=17435x-16634	+0.64	0.41 ^{***}	y=1595.2x-1534.4
WI1	+0.75	0.57 ^{***}	y=21321x-20364	+0.79	0.63 ^{**}	y=1505.6x-1427.1

***, **, *: significância estatística ao nível de 0,1 % (α = 0,001), 1% (α = 0,01), 5% (α = 0,05) e, respectivamente; ns: não significativo

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Tabela 13 – Coeficiente de correlação de Pearson (r), coeficiente de determinação (R²) entre os índices de vegetação hiperespectrais proximais e conteúdo de clorofila total (a +b)

(continuação)

Índice de vegetação	r	R ²	Equação
CAI	-0.31	0.09*	$y = -421.382x + 29.794$
CAR	+0.80	0.65***	$y = 0.63981x + 10.97388$
CCCI	+0.88	0.77***	$y = 74.869x + 9.967$
Crt1	-0.24	0.06 ^{ns}	$y = -13.96x + 52.38$
DVI	-0.24	0.06 ^{ns}	$y = -37.76 + 65.95$
GI	-0.33	0.45***	$y = 9.842x^2 - 53.437 + 106.098$
GNDVI	+0.62	0.71***	$y = 1283.0x^2 - 1817.3 + 675.8$
LIC2	+0.65	0.42***	$y = 469.162x + 8.255$
MSI	-0.55	0.30***	$y = -97.28x + 95.78$
MSR	+0.66	0.44***	$y = 12.837x - 11.354$
NDII	-0.12	0.01 ^{ns}	$y = -29.021x + 42.889$
NDRE	+0.64	0.66***	$y = 1083.14x^2 - 571.81 + 108.29$
NDVI	+0.52	0.27***	$y = 210.40x - 150.71$
NDWI	+0.51	0,26 ^{ns}	$y = 548.865x + 16.276$
NPCI	+0.77	0.59***	$y = 14.152x + 43.817$
OSAVI	+0.38	0.14**	$y = -144.30x + 161.63$
RDVI	+0.55	0.30***	$y = 137.41x - 78.64$

Tabela 13 – Coeficiente de correlação de Pearson (r), coeficiente de determinação (R²) entre os índices de vegetação hiperespectrais proximais e conteúdo de clorofila total (a +b)
(conclusão)

Índice de vegetação	r	R ²	Equação
RVI	-0.28	0.08 ^{ns}	$y = -0.7043x + 47.4655$
SIPI	+0.47	0.41 ^{***}	$y = 131712x - 266915 + 135261$
SR	+0.58	0.34 ^{***}	$y = 1.3440x + 13.0752$
SRI	+0.56	0.32 ^{***}	$y = 1.8022x + 22.9737$
SRPI	+0.69	0.48 ^{***}	$y = 58.645x - 8.413$
SRWI2	+0.44	0.20 ^{**}	$y = -140.15x - 76.51$
TCARI	+0.85	0.73 ^{***}	$y = 47.080x + 25.290$
VARI	+0.33	0.11 [*]	$y = -15.373x + 44.436$
WI	+0.54	0.29 ^{***}	$y = 600x - 573.3$
WI1	+0.56	0.32 ^{***}	$y = 484.3x - 450.6$

***, **, *: significância estatística ao nível de 0,1 % ($\alpha = 0,001$), 1% ($\alpha = 0,01$), 5% ($\alpha = 0,05$) e, respectivamente; ns: não significativo

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

4.6 Mapas de variáveis do solo e índices de vegetação: um caminho para determinar zonas de manejo nos vinhedos

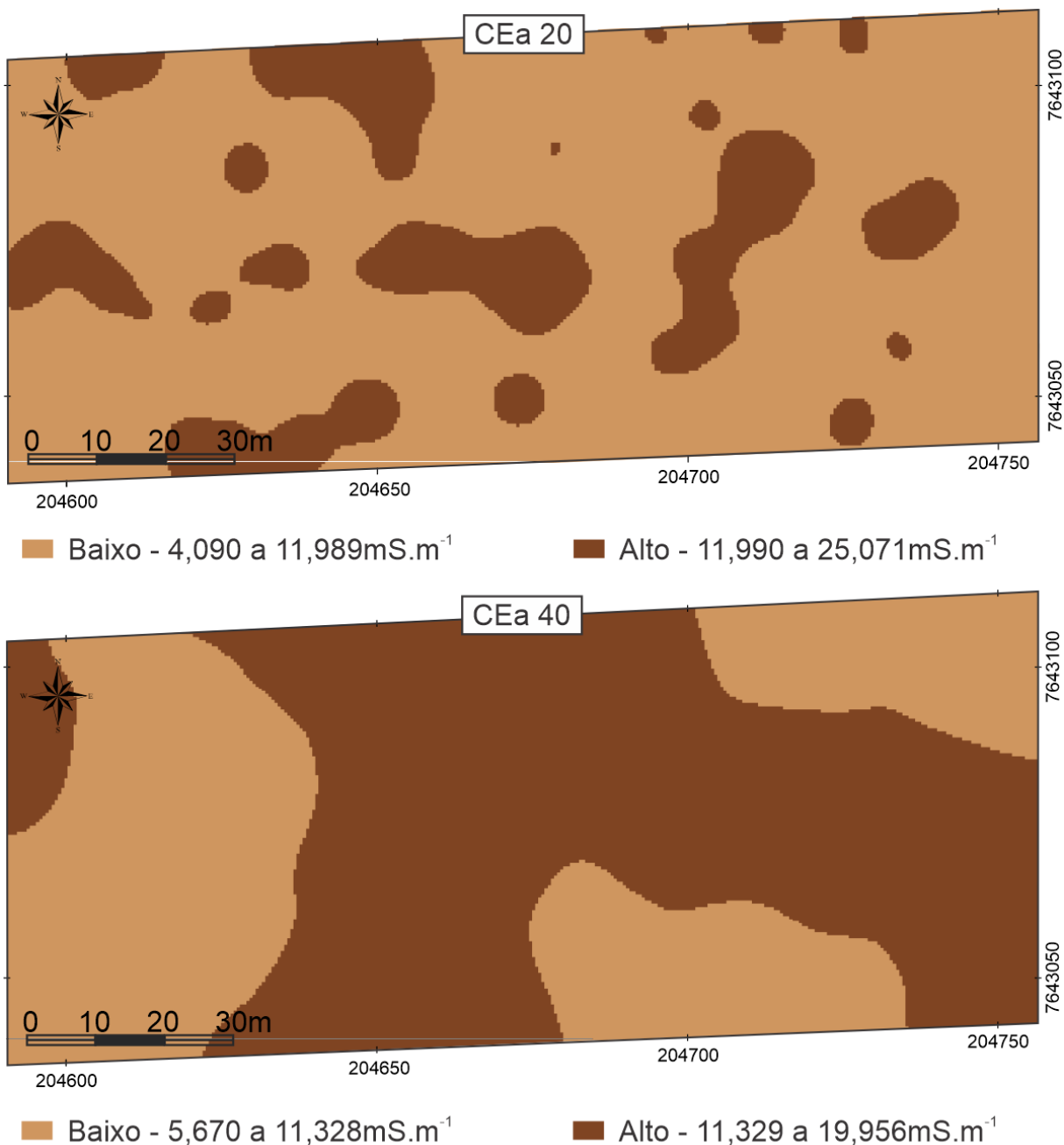
Os dados de umidade do solo e CEa foram interpolados com base em critérios de um semivariograma local devido à quantidade de dados ser inferior a 5.000 pontos. O modelo teórico exponencial foi o que melhor se adequou aos parâmetros de (θ) , CEa a 0-0,2 m e a 0-0,4 m. A seleção do melhor modelo baseou-se na menor raiz do erro do médio quadrático da validação cruzada (RMSE) e resultou em 0,6322 para a umidade; 4,817 para CEa 0-0,2 m; 2,478 para CEa 0-0,4 m.

O comportamento espacial da CEa 0-0,2 m foi bastante heterogêneo, pois os valores mais altos distribuem-se por diversos pontos do vinhedo, sem um padrão zonal (Figura 26). Destacou-se os valores baixos, que possuem contiguidade espacial. Quando analisa o CEa 0-0,4 m, observa-se a individualização da classe baixa em três zonas em áreas extremas do vinhedo, no nordeste, oeste e parte do sul (Figura 26). Elas são intercaladas pela classe alta, que possui uma área contínua, que se dirige para diversos pontos, sobretudo sul, centro, norte e sudeste.

Os mapas de CEa especificam comportamentos diferenciados entre si, pois há uma distribuição irregular da CEa a 0-0,2 m, diferente da CEa a 0-0,4 m. A condutividade elétrica aparente do solo pode ser influenciada pelo tipo e teor da argila, que tem relação com a capacidade de armazenamento de água no solo e capacidade de troca de cátions; a CEa também pode estar relacionada com a concentração iônica na solução do solo (BRAGA, 2009).

Um dos fatores que pode estar relacionado ao padrão comportamental da CEa a 0-0,4 m refere-se a à homogeneização das características pedológicas quando aumenta a profundidade, como é o caso da granulometria dos minerais constituintes dos solos.

Figura 26 - Distribuição espacial da condutividade elétrica aparente do solo (CEa) medida nas camadas de 0,0-0,2 m e 0,0-0,4 m



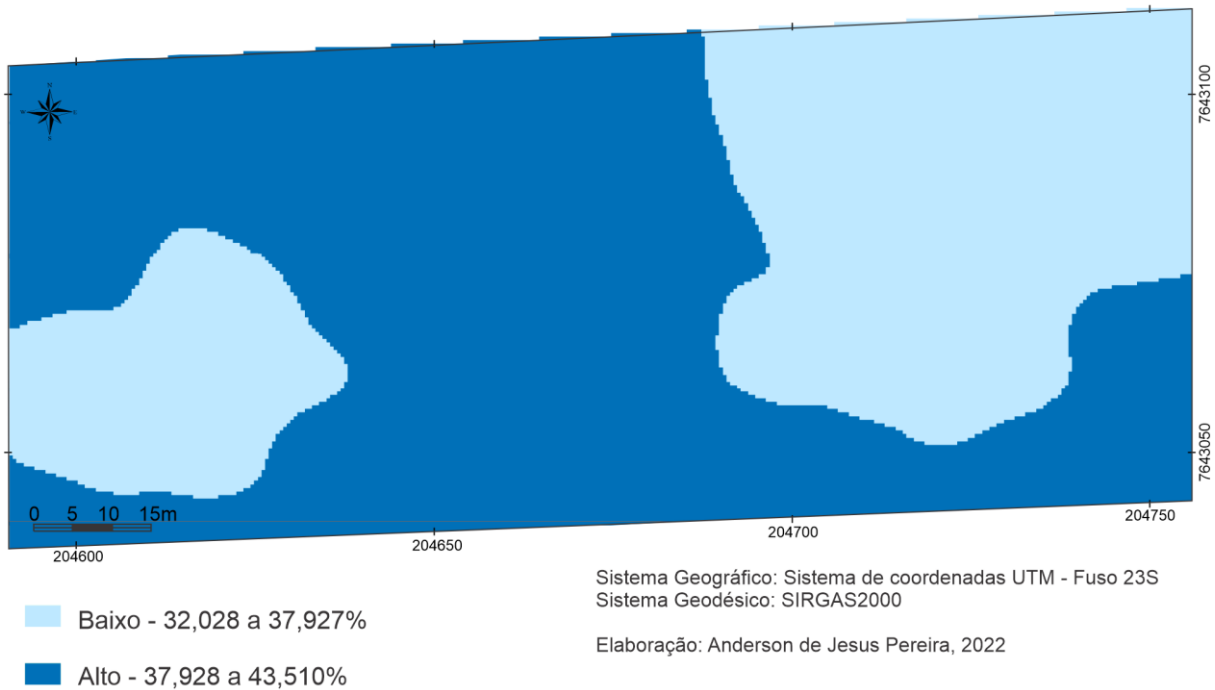
Sistema Geográfico: Sistema de coordenadas UTM - Fuso 23S
Sistema Geodésico: SIRGAS2000

Elaboração: Anderson de Jesus Pereira, 2022

No mapa de umidade volumétrica do solo, a classe baixa distribui-se em duas zonas, localizadas no extremo oeste e no nordeste (Figura 27). Destaca-se os valores mais altos, pois são encontrados com maior intensidade na área. Há um padrão distributivo aproximado ao da CEa 0-0,40 m, que se assemelham na

localização dos maiores e menores intervalos de classes referentes aos dois mapas.

Figura 27 - Distribuição espacial da umidade volumétrica do solo

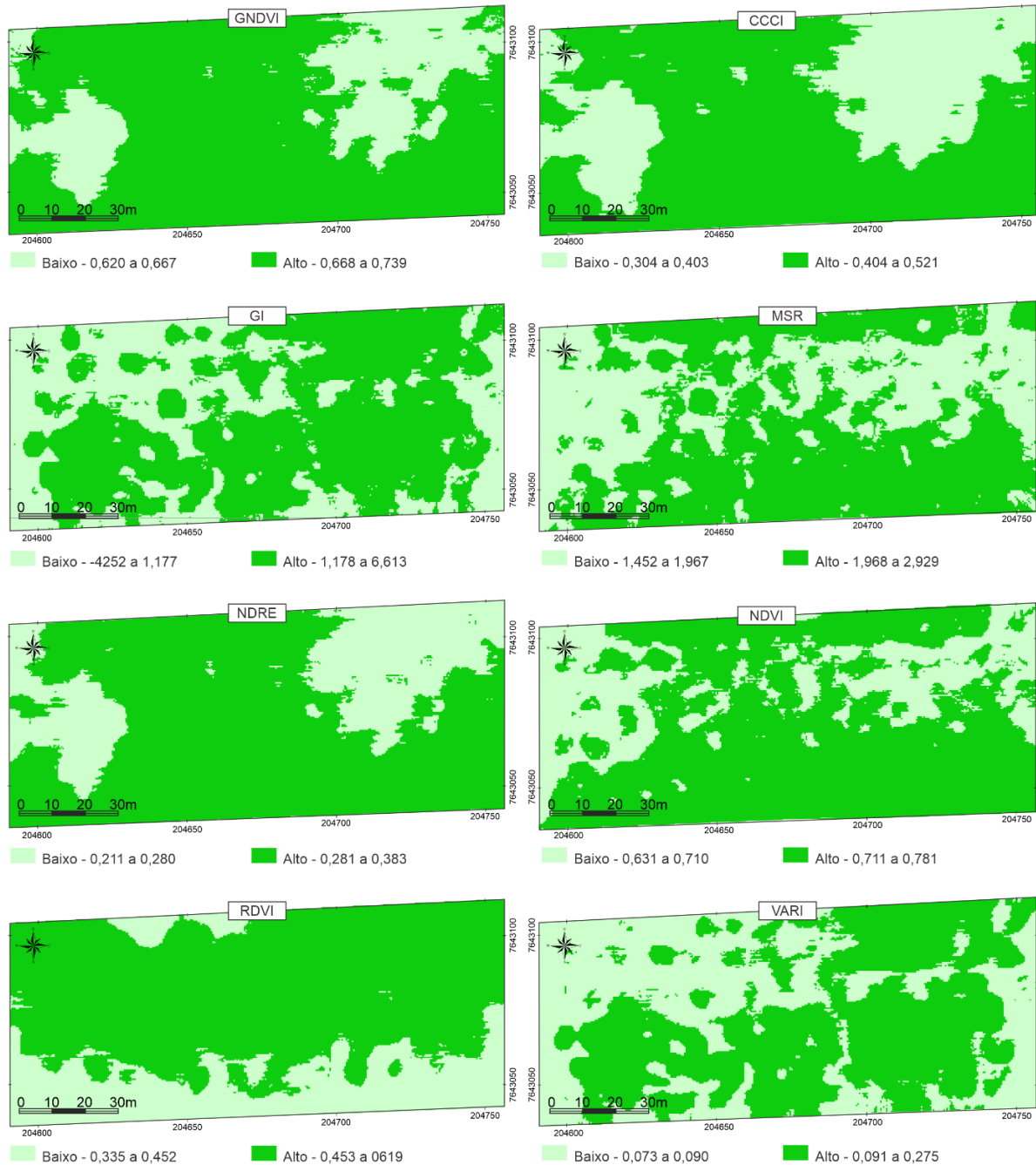


Os dados dos índices de vegetação extraídos por sensor suborbital e proximal foram submetidos à técnica da krigagem para gerar os mapas finais. Adotou-se o modelo exponencial como padrão para adequação dos semivariogramas locais, em função do grande número de amostras (número de pontos amostrais > 5000). A raiz do erro do médio quadrático da validação cruzada (RMSE) dos modelos teóricos não são apresentados devido ao grande número de semivariogramas gerados, que é originada automaticamente a cada ponto interpolado pelo método local.

Pela análise visual, observa-se que os índices de vegetação GNDVI, CCCI e NDRE aplicados com dados suborbitais têm comportamentos semelhantes (Figura 28), em função das classes de baixo vigor encontrarem-se mais na porção nordeste e centro-oeste. Visualmente, as distribuições das classes baixas dos índices supracitados também se aproximam da umidade volumétrica do solo, embora não tenham obtidos correlações significativas entre a umidade volumétrica do solo e os IV. A análise, em termos de agrupamento, mostrou um

padrão comportamental semelhantes entre esses índices e a umidade volumétrica.

Figura 28 – Distribuição espacial dos índices de vegetação: aplicação pelo sensor suborbital



Sistema Geográfico: Sistema de coordenadas UTM - Fuso 23S
Sistema Geodésico: SIRGAS2000

Elaboração: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Percebe-se que os dados oriundos da faixa espectral do *red edge* são detentores dos melhores desempenhos na avaliação visual. Anastasiou *et al.* (2019) realizaram uma avaliação espacial e temporal de um vinhedo, e

constatarem que os índices que compõem a banda do vermelho limítrofe na equação foram os mais estruturados. Essa situação confirma a eficácia da refletância encontrada entre o vermelho (R) e infravermelho limítrofe (*red edge*) como um indicador efetivo das plantas (DELEGIDO *et al.*, 2013).

O GI e o VARI possuem um padrão semelhante de distribuição, que se assemelha tanto na localização das classes, quanto na ausência de uma configuração zonal. O NDVI possui uma maior distribuição da classe de alto vigor com algumas manchas de baixo vigor no centro, caracterizada pela falta de constituição de uma zona contígua.

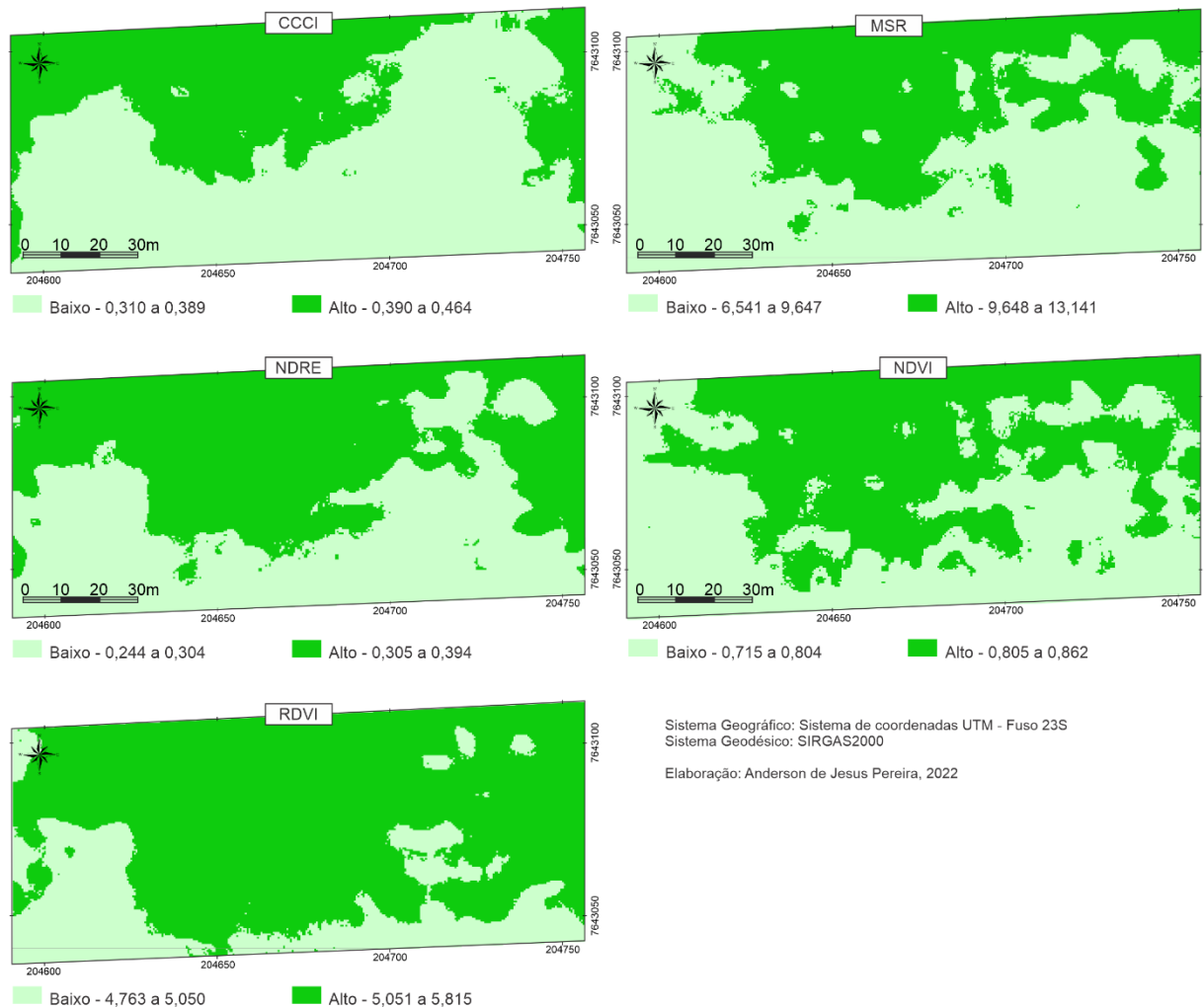
A análise descritiva do NDVI medido aos 100 dias após a poda de produção demonstrou uma baixa dispersão dos dados e valor médio-alto igual a 0,73. Nessa perspectiva, o resultado aponta que as medidas realizadas na videira cv. *Syrah* composta pelo porta-enxerto IAC 572 e porta-enxerto Paulsen 1103 sucederam em condições de elevado teor de pigmentos fotossintetizantes e índice de área foliar (IAF). Essas características contribuem para a saturação do NDVI, que tornou-se evidente na determinação da variabilidade espacial de videiras vigorosas. Uma peculiaridade designada ao NDVI refere-se ao rápido alcance da saturação em condições de média à alta densidade de biomassa e elevados IAF (GITELSON *et al.*, 2002). Assim, com a ampliação da densidade do dossel, o índice estabiliza em um nível, pelo qual apresenta o mesmo valor, demonstrando insensibilidade em detectar as variações.

A baixa correlação do NDVI com os parâmetros analisados, decorre da ausência de relação linear entre os dados comparados. As variações dos parâmetros biofísicos coletados *in loco* não são acompanhadas pelas modificações proporcionais dos valores de NDVI, pois a estabilização do índice pode indicar a estagnação da capacidade em identificar a variabilidade do vigor.

Em relação aos dados proximais, os índices de vegetação CCCI e NDRE possuem comportamentos semelhantes (Figura 29). A classe de alto vigor encontrar-se mais na porção norte do vinhedo, onde localizam o porta-enxerto IAC 572. Eles possuíram os melhores desempenhos nas análises estáticas relacionadas ao *status* hídrico da vinha, a exemplo do TRA e condutância estomática, bem como o teor de clorofila. Há uma leve semelhança dos padrões de distribuição espacial com os dados de umidade do solo e CEa 0-0,4 m, embora,

nos índices, haja uma grande concentração da classe de baixo vigor no centro-sul.

Figura 29 – Distribuição espacial dos índices de vegetação: aplicação pelo sensor proximal



A distribuição das classes do RDVI também se distingue dos outros IV nos dados proximais. O MSR e o NDVI se assemelham entre a localização das classes, sendo que o baixo vigor se destaca mais no sul e em partes oeste e leste.

O NDVI proximal alcançou valor da média aritmética alto, igual a 0,80, e uma baixa dispersão. Resultados semelhantes foram encontrados por Junges *et al.* (2017), Junges *et al.* (2019) e Costa (2021) ao aplicarem o sensor de refletância do dossel para avaliarem o vigor vegetativo das videiras, indicando indícios de saturação do índice.

Há uma semelhança no padrão de comportamento entre os mapas gerados pelo sensor proximal e suborbital. Ao comparar o NDRE de ambos os métodos, houve uma disparidade na classificação do vigor no centro da região sul, em que, o método proximal classifica como baixo e o suborbital como alto. De uma forma geral, a disparidade no padrão comportamental, também ocorre no CCCI, NDVI, MSR e RDVI. O comportamento do sensor proximal pode estar relacionado à presença da tela de proteção nas 10 fileiras do porta-enxerto Paulsen 1103, e em 1 fileira do porta-enxerto IAC 572, pois no dia da coleta dos dados ocorria o processo de instalação da tela. Embora, na análise haja a remoção dos valores discrepantes, essa situação pode impactar na refletância do dossel e interferir nos resultados dos índices. No sensor suborbital, os *pixels* da tela de proteção foram removidos pelo processo de classificação supervisionada.

A refletância que compõe os IV pode ser derivada de diversas configurações e plataformas de sensores, a exemplo dos proximais e remotos (orbital e suborbital). Os coeficientes de correlação e os mapas de distribuição espacial do vigor vegetativo demonstraram que sensores distintos proporcionam resultados diferentes na dependência e na distribuição espacial. Isso significa que a escolha do sensor influencia na geração de zonas homogêneas distintas.

No âmbito da viticultura, devido à baixa resolução espacial de alguns satélites, não há a possibilidade de realizar a exclusão de *pixels* indesejados e segmentar o dossel, em razão da grande mistura espectral. Kasimati *et al.* (2021) afirmam que, ao aplicar o NDVI, os dados derivados dos satélites foram mais distintos do que aqueles oriundos da ARP e do sensor de refletância do dossel.

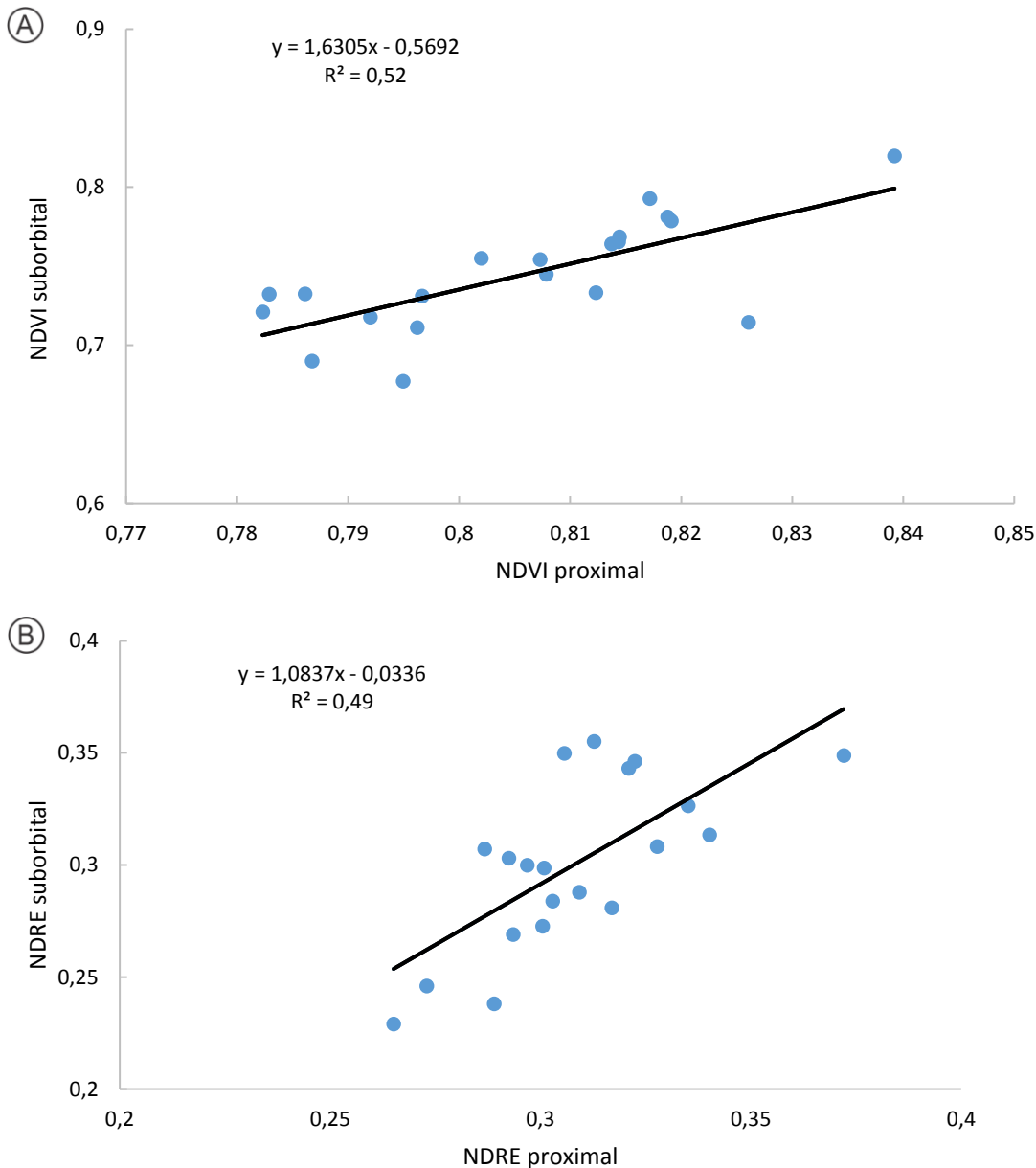
A aquisição de dados pelo sensoriamento proximal pode perder a precisão devido ao tempo de coleta dos dados, pois há a possibilidade de ocorrer alterações das condições ambientais entre o início e final da aquisição de informações, com possibilidades de comprometer o valor de refletância (TATTARIS *et al.*, 2016). Já o imageamento aéreo em baixas altitudes tem a vantagem de obter um dado de alta resolução em uma escala menor de tempo.

Na figura 30, consta o gráfico da correlação entre o NDVI e NDRE gerados pelo sensor proximal e suborbital. A comparação gerou uma dependência de magnitude significativa a 0,1 % ($p < 0,001$) de 0,72 para o NDVI e 0,70 para o NDRE, classificando a dependência entre as duas plataformas como forte. Os resultados da pesquisa se assemelham ao encontrado por Tattaris *et al.* (2016),

que realizaram uma comparação entre o NDVI gerado por sensor proximal ativo com imagem multiespectral coletada por uma câmera acoplada à ARP em uma área plantada com trigo sob ótimas condições de irrigação; os autores encontraram uma correlação positiva significativa entre os métodos, resultando em (r) igual a 0,77.

As correlações entre os índices e as variáveis contrastadas, geralmente, foram maiores entre os dados aerotransportados quando comparados com as medições de refletância terrestre. Kasimati *et al.* (2021) analisaram, com o NDVI, a dependência de alguns parâmetros de qualidade das uvas destinadas à produção de vinho e identificaram que os dados oriundos da ARP obtiveram uma maior precisão quando comparados com os resultados do CropCicle. Isso também foi identificado por Tattaris *et al.* (2016), ao avaliarem a correlação do NDVI proximal e suborbital com os parâmetros de rendimento e biomassa no trigo.

Figura 30 – Gráfico de dispersão: A: comparação NDVI obtido por imagens aéreas e por refletância proximal; B: comparação NDRE obtido por imagens aéreas e por refletância proximal



Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

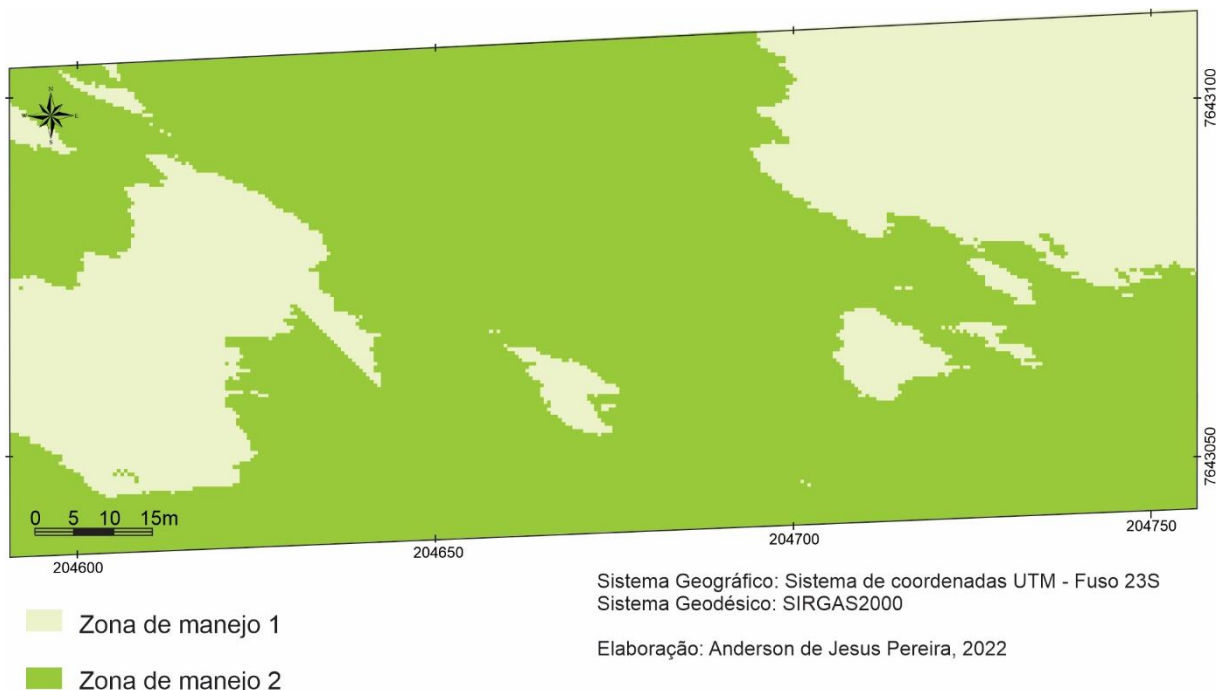
4.7 Zona de manejo no vinhedo: determinação espacial e validação

A demarcação de zonas análogas no vinhedo necessita de uma avaliação com bastante precisão para entender as diversas relações e expressões que envolvem as variáveis. Assim, mapear a variabilidade das videiras tem se tornado o principal desafio da viticultura de precisão (URRETAVIZCAYA *et al.*, 2017), e tem como objetivo proporcionar o manejo diferenciado para cada parcela.

Inicialmente, a delimitação baseava-se em apenas um plano de informação, como o índice de vegetação (HALL *et al.* 2003; SANTESTEBAN *et al.* 2010); e para delimitar as zonas homogêneas para o manejo da irrigação pautava-se no mapeamento da condutividade elétrica aparente do solo (RODRÍGUEZ-PÉREZ *et al.*, 2011; MARTINI *et al.*, 2013). Todavia, a grande problemática em usar uma variável é que essa explica apenas um parâmetro e não leva em consideração uma visão holística (ANASTASIOU *et al.*, 2019).

O desenvolvimento tecnológico possibilitou a integração das variáveis solo-planta para realizar o mapeamento da heterogeneidade e auxiliar no manejo, como aquele baseado no uso sustentável da água. Integrou-se três planos de informações para a confecção da zona de manejo. O NDRE suborbital, devido às melhores correlações com os parâmetros fisiológico, hídrico e do vigor vegetativo da planta; a CEa a 0-0,4 m, pela ocorrência de um padrão comportamental contínuo no vinhedo; e a umidade volumétrica do solo. A distribuição espacial da zona de manejo pede ser visualizada na figura 31.

Figura 31 – Zona de manejo: Integração do NDRE suborbital, CEa a 0-0,4 m e umidade volumétrica do solo gerado pelo método da padronização

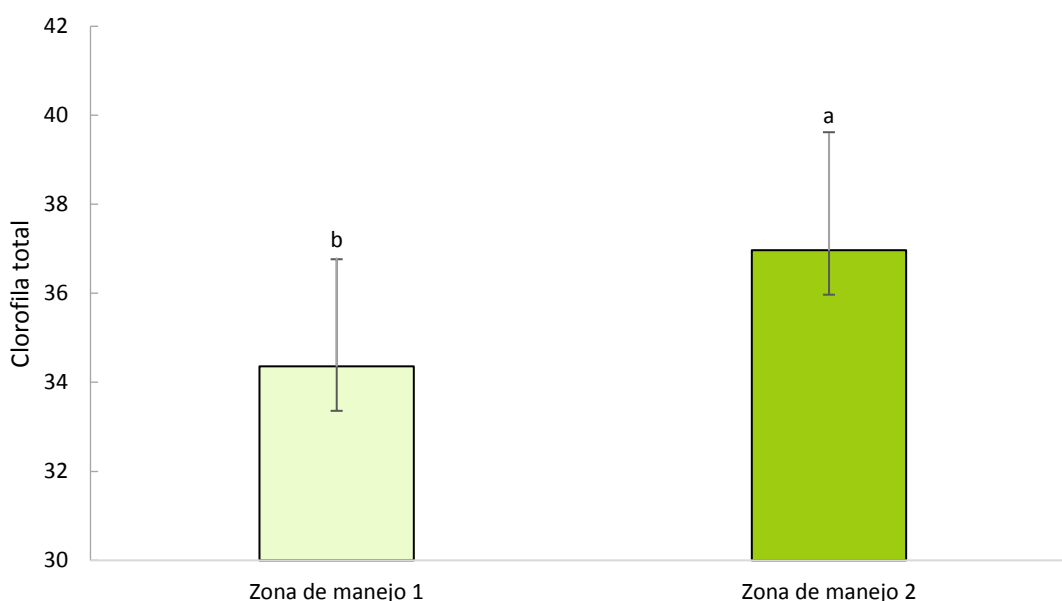


Em função da semelhança espacial entre os planos de informações, é possível identificar que a ZM 1 coincidiu com a menor classe da umidade do solo, do NDRE suborbital e em partes com a CEa. A ZM 2 é caracterizada, em grande

parte, pela classe de valores mais elevados. A ZM 1 representa 38 % da área, enquanto a ZM 2 detém a maior proporção, referente a 62 %.

O vinhedo apresenta uma área de 1,1 ha, assim, o delineamento considerou somente duas classes, pois não é vantajoso, em termos operacionais, uma área relativamente pequena ter uma zona de manejo com números maiores de subdivisões. A integração dos planos de informações permitiu diferenciar estatisticamente dados entre as duas zonas de manejo. Assim, o NDRE suborbital, umidade volumétrica e condutividade elétrica aparente do solo, quando associados, permitiram diferenciar a clorofila total a um nível de confiabilidade de 95 % ($p < 0,05$) entre as classes (Figura 32).

Figura 32 – Comparação de médias da clorofila total (a + b) entre as duas classes da zona de manejo



Significativo a 5% ($\alpha = 0,05$)

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

Os maiores valores da concentração de clorofila referem-se a zona de ZM 2, pois o padrão de distribuição assemelha-se ao mapa do NDRE suborbital. A distinção dos valores de clorofila é justificável em virtude da interação do dossel com a bandas do vermelho e do vermelho limítrofe utilizado no cálculo do NDRE. O manejo diferenciado pode ser aplicado no vinhedo referente ao estado nutricional das plantas, especialmente do nitrogênio foliar, pois há uma

diferenciação significativa da zona de manejo em razão do conteúdo de clorofila (COSTA 2021).

O nitrogênio é um macro nutriente essencial para o crescimento adequado das culturas, pois possibilita a multiplicação celular e o crescimento dos órgãos (TERRA, 2003), além de participar da formação dos pigmentos fotossintetizantes a exemplo da clorofila, carotenoide e as ficobilinas (TAIZ; ZEIGER, 2008). Nesse sentido, a variabilidade espacial da clorofila se relaciona com o N e pode auxiliar em um manejo nutricional no vinhedo (COSTA, 2021).

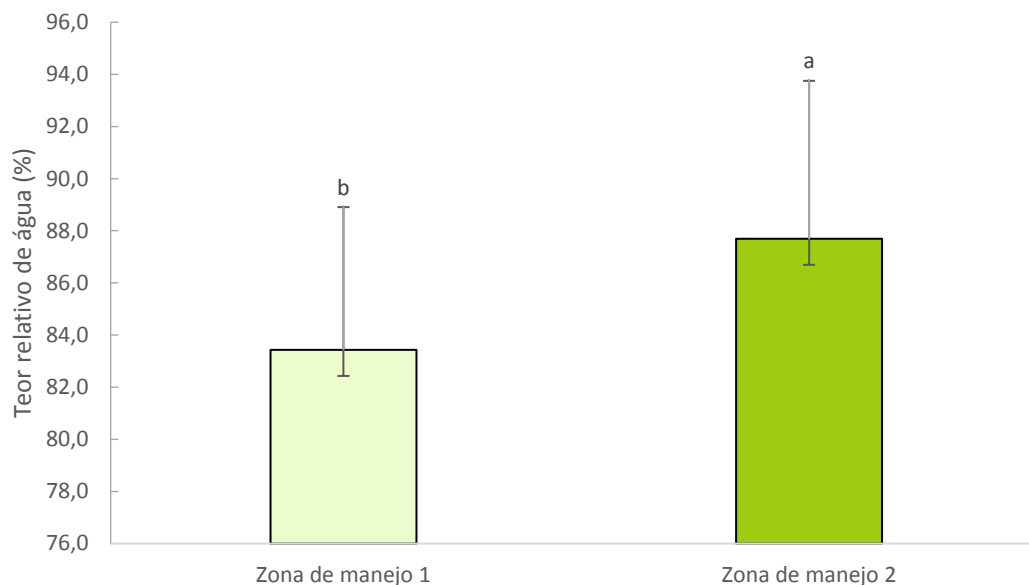
O estresse hídrico nas videiras altera os conteúdos fotossintetizantes, reduz os elementos bioquímicos, turgor, potencial hídrico, afeta de forma negativa o desenvolvimento e reduz a fotossíntese (FLEXAS *et al.*, 2010; LISAR *et al.*, 2012). Assim, medir o teor de água na folha constitui um método interessante para o monitoramento da variabilidade hídrica. No entanto, a aplicação dos métodos tradicionais é lenta e de baixa resolução espacial e temporal e o monitoramento pode ser substituído pela aplicação das técnicas de sensoriamento remoto.

Foram constatadas diferenças significativas entre as zonas de manejo para o teor relativo de água na folha, a 5 % de probabilidade ($p < 0,05$) (Figura 33). As menores concentrações do TRA estão agrupadas na ZM 1, locais em que há uma menor umidade volumétrica, menor CEa e menor vigor vegetativo, confirmados pelo NDRE suborbital. A variação no estado de hidratação das folhas pode estar relacionada a três variáveis: a) diferenças da CEa, que proporcionam capacidade de armazenamento de água em padrões distintos durante o vinhedo; b) variação do conteúdo hídrico armazenada na camada superficial pedológica, que sofre interferências da topografia ao influenciar no processo de deposição de sedimentos e acúmulo de umidade; c) índice de vegetação, em razão da dependência dos pigmentos fotossintetizantes com o conteúdo hídrico.

A associação das variáveis possibilitou a criação da zona de manejo, que reflete a variação hídrica em macro-áreas. A interpretação deste produto permite a elaboração de um plano de gestão pautado em aplicar diferentes tratamentos na zona, como uma irrigação de taxa variável, para permitir que determinado setor receba um maior ou menor volume de água com base no tempo de funcionamento, operações culturais e manejo nutricional.

A variabilidade de diferentes níveis de água na folha afeta a qualidade sensorial e o rendimento dos cachos (LEEUVEN *et al.*, 2009; SERRANO *et al.*, 2010). Nessa perspectiva, a zona de manejo pode orientar a colheita seletiva, para que as bagas cheguem, na vinícola, com características uniformes em lotes específicos e atenda aos níveis de qualidade pré-estabelecido do produto final.

Figura 33 – Comparação de médias do teor relativo de água (TRA) entre as duas classes da zona de manejo



Significativo a 5% ($\alpha = 0,05$)

Fonte: Anderson de Jesus Pereira, 2022

No vinhedo, a irrigação deficitária é uma prática comum com a finalidade de melhorar a qualidade da uva para vinificação; todavia, pode haver uma pequena redução na produtividade (CHAVES *et al.*, 2010). Alguns dos parâmetros da qualidade do vinho como a concentração de taninos, antocianinas e açúcares, são influenciados de maneira positiva, quando há um déficit hídrico adequado no período de maturação (CHAVES *et al.*, 2010).

A intensidade do estresse hídrico varia conforme o objetivo do produto final. Para vinhos mais concentrados, o déficit deve ser de moderado a forte durante o crescimento da baga e maturação dos frutos, no intuito de obter bagas menores devido à redução da concentração de água e um aumento da relação entre casca e polpa (GIRONA *et al.*, 2006; OJEDA, 2007). Contudo, para produção de vinhos

menos concentrados, a escassez hídrica necessita ser de leve a moderada na maturação dos frutos (OJEDA, 2007).

Nesse sentido, o mapeamento da condição hídrica pode auxiliar no aumento na produtividade da água, evita aplicação em excesso ou déficit hídrico involuntário em algumas parcelas, proporciona um desenvolvimento sustentável do vinhedo e aumento do retorno econômico para o produtor.

5 CONCLUSÕES

A utilização de câmeras multiespectrais acopladas a uma aeronave remotamente pilotada possibilitou a aquisição de imagens de alta resolução espacial que, associadas às técnicas de geoprocessamento, permitiu segmentar o dossel para uma análise mais acurada das vinhas. Foram constatadas correlações significativas entre alguns índices de vegetação e parâmetros biofísicos, como aqueles relacionados ao estado hídrico do dossel. Assim, diferentes níveis de hidratação foliar podem interferir na refletância do dossel. De uma forma geral, os índices de vegetação tiveram uma melhor relação com a condutância estomática quando comparado com o TRA, essencialmente o NDRE suborbital.

Referente ao sensoriamento remoto proximal, o sensor de refletância do dossel, também alcançou correlações significativas entre as variáveis contrastadas, porém com magnitude inferior à câmera multiespectral, com exceção da relação com a CEa 0-0,4 m, que apesar de apresentar uma correlação baixa, a mesma foi significativa. O NDVI, índice mais empregado na agricultura, não apresentou a melhor concordância entre os dados coletados.

Notou-se a importância do uso do espectrorradiômetro em laboratório para monitorar as condições da vinha através de uma diversidade de índices específicos para estimar o conteúdo hídrico. O MSI, NDWI e WI1 obtiveram bons resultados quando comparados à condutância estomática e TRA, assim como houve ótimos resultados para índices que utilizam dados na faixa do visível associado a outros comprimentos de ondas na formulação. Essa metodologia possibilitou alcançar coeficientes de determinação de 77 % entre o CCCI e o conteúdo de clorofila.

O mapeamento da heterogeneidade das características do vinhedo é um caminho para estabelecer meios para efetivar um manejo adequado, em função dos tratamentos diferenciados a cada parcela. A integração dos planos de informações, por meio do método da padronização, assegurou predizer zonas de manejo que se aproximaram da realidade do vinhedo, confirmado através de métodos estatísticos, uma vez que houve diferenças significativas entre os atributos adotados para validar a regionalização da zona de manejo.

Os mapas de zonas de manejo fornecem uma visão holística em função da integração de algumas variáveis, para auxiliar a entender sobre a dinâmica do vinhedo, além de permitir a realização de práticas agrícola espacialmente diferenciadas.

Os métodos remotos e proximais são úteis para o mapeamento das características das videiras, todavia os resultados demonstram um melhor monitoramento pela câmera acoplada à ARP. Assim, este estudo permitiu inferir que sensores multiespectrais a bordo de ARP avaliou a variabilidade espacial do estado da água no vinhedo e a fusão com outros planos de informações gerou um mapa de zona de manejo. Esse processamento pode fundamentar a tomada de decisão do agricultor, realizar a irrigação diferenciada e colheita seletiva.

REFERÊNCIAS

- ACEVEDO-OPAZO, C.; TISSEYRE, B.; GUILLAUME, S.; OJEDA, H. The potential of high resolution information to define withinvineyard zones related to vine water *status*. **Precision Agriculture**, v. 9, p. 285–302, 2008. DOI:10.1007/s11119-008-9073-1.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS – ANA. Irrigação responde por 69% do consumo de água do Brasil. **ANA**, 2019. Disponível em: <https://www.ana.gov.br/>. Acesso em: 8 out. 2020.
- ALBUQUERQUE, T. C. S. **Uva para exportação: aspectos técnicos da produção**. Brasília: EMBRAPA-SPI, 1996. 53p.
- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements: irrigation and drainage paper 56**. Rome: FAO, 1998. 300p.
- ALVARES, C.A.; STAPE, J.L.; SENTELHAS, P.C.; GONÇALVES, J.L.M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, p. 711-728, 2013. DOI: 10.1127/0941-2948/2013/0507.
- BADR, G.; HOOGENBOOM, G.; DAVENPORT, J. SMITHYMAN, J. Estimating growing season length using vegetation indices based on remote sensing: a case study for vineyards in Washington State. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 58, n. 3, p. 551-564, 2015. DOI: 10.13031/trans.58.10845.
- BALUJA, J.; DIAGO, M. P.; BALDA, P.; ZORER, R.; MEGGIO, F.; MORALES, F.; TARDAGUILLA, J. Assessment of vineyard water *status* variability by thermal and multispectral imagery using an unmanned aerial vehicle (UAV). **Irrigation Science**, v. 30, n. 6, p. 511-522, 2012. DOI: 10.1007/s00271-012-0382-9.
- BARNES, E. M.; CLARKE T. R.; RICHARDS, S. E.; COLAIZZI, P. D.; HABERLAND, J.; KOSTRZEWSKI, M. WALLER, P.; CHOI, C.; RILEY, E.; THOMPSON, T.; LASCANO, R. J.; LI, H. MORAN, M. S. Coincident detection of crop water stress, nitrogen *status* and canopy density using ground-based multispectral data. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 5. (ICPA), 2000, Madison. **Anais...** Madison: South Segoe Road, 2000.
- BASSOI, L. H.; CORREIA, J. S.; SANTOS, A. R. L.; SILVA, J. A.; COSTA, B. R. S. DEFICIT IRRIGATION IN GRAPEVINE CV. SYRAH DURING TWO GROWING SEASONS IN THE BRAZILIAN SEMIARID. **Journal of the Brazilian Association of Agricultural Engineering**, Jaboticabal, v. 35, n. 3, p. 430-441, 2015. DOI: 10.1590/1809-4430.
- BASSOI, L. H.; INAMASU, R.Y.; BERNARDI, A. C. C.; VAZ, C. M. P. Agricultura de precisão e agricultura digital. **Revista Digital de Tecnologias Cognitivas**, n. 20, p. 17-36, 2019. DOI: 10.23925/1984-3585.2019i20p17-36.

BELLVERT, J., ZARCO-TEJADA, P. J., GIRONA, J., FERERES, E. Mapping crop water stressindex in a Pinot-noir vineyard: comparing ground measurements with thermalremote sensing imagery from an unmanned aerial vehicle. **Precision Agriculture**, v. 15, n. 4, p. 361–376, 2014. DOI: 10.1007/s11119-013-9334-5.

BEM, B. P.; BOGO, A.; EVERHART, S.; CASA, R. T.; GONÇALVES, M. J.; MARCON FILHO, J. L.; CUNHA, I. C. Effect of Y-trellis and vertical shoot positioning training systems on downy mildew and botrytis bunch rot of grape in highlands of southern Brazil. **Scientia Horticulturae**, v. 185, p. 162-166, 2015. DOI: 10.1016/j.scienta.2015.01.023.

BIRTH, G. S.; MCVEY, G.R. Measuring the Color of Growing Turf with a Reflectance Spectrophotometer. **American Society of Agronomy**, v. 60, n. 6, p. 640-643, 1968.

BONILLA, I.; MARTÍNEZ, T. F.; MARTÍNEZ-CASASNOVAS, J.A. Vine vigor, yield and grape quality assessment by airborne remote sensing over three years: analysis of unexpected relationships in cv. Tempranillo. **Spanish Journal of Agricultural Research**, v. 13, n. 2, p. 1-8, 2015. DOI: 10.5424/sjar/2015132-7809.

BORTOLETTO, A. M.; ALCARDE, A. R.; CARAZZATO, C.; MENDONÇA, J. A.; SCARPARE FILHO, J. A. **Produção de vinho de qualidade**. Piracicaba: ESALQ, 2015.

BOURGEON, M. A.; GÉE, C.; DEBUISSON, S.; VILLETTE, S.; JONES, G. PAOL, J. N. “On-the-go” multispectral imaging system to characterize the development of vineyard foliage with quantitative and qualitative vegetation indices. **Precision Agriculture**, v. 18, p. 293-308, 2017. DOI: 10.1007/s11119-016-9489-y.

BRAGA, R. **Viticultura de precisão**. Lisboa: AJAP, 2009.

BRAMLEY, R. G. V.; HAMILTON, R. P. Understanding variability in winegrape production systems. **Australian Journal of Grape and Wine Research**, v. 10, n. 1, p. 32-45, 2004. DOI: 10.1111/j.1755-0238.2004.tb00006.x.

BRAMLEY, R. G. V.; LAMB, D. W. Making sense of vineyard variability in Australia. *In*: CONGRESSO LATINOAMERICANO DE VITICULTURA E ENOLOGIA, 9. (CLVE), 2003, Santiago. **Anais...** Santiago: Pontificia Universidad Católica de Chile, 2003.

BRAMLEY, R. G. V.; PRO FFITT, A. P. B. Managing variability in viticultural production. **The Australian & New Zealand Grapegrower & Winemaker**, n. 427, p. 11-16, 1999.

BRAMLEY, R.; LAMB, D.; PROFFITTT, T.; WINTER, E. **Precision viticulture: a new era in vineyard management and wine production**. Ashford: Winetitles, 2006.

BROGE, N. H., LEBLANC, E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. **Remote Sensing of Environment**, v. 76, n. 2, p. 156-172, 2001. DOI: 0.1016/S0034-4257(00)00197-8.

BROGE, N.H.; MORTENSEN, J.V. 2002. Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data. **Remote Sensing of Environment**, v. 81, n. 1, p. 45-57. DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00332-7.

CALDEIRON, V. J. V. **Interpretação dos resultados de ensaios TDR para a determinação do teor de umidade dos solos**. Orientador: Edmundo Rogério Esquivel. 2010. Dissertação: (Mestrado em Geotecnica) – Programa de Pós-graduação em Geotecnica, Escola de Engenharia, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010.

CAMARGO, U. A.; TONIETTO, J.; HOFFMANN, A. Progressos na viticultura brasileira. **Revista Brasileira de Fruticultura**, v. 33, n. 1, p 145-148. 2011. DOI: 10.1590/S0100-29452011000500017.

CAMPBELL, J. B.; WYNNE, R. H. **Introduction to remote sensing**. New York: The Guildford Press: 1996.

CANCELA, J. J.; FANDINO, M.; REY, B. J.; DAFONTE, J.; GONZÁLEZ X. P. Discrimination of irrigation water management effects in pérgola trellis system vineyards using a vegetation and soil index. **Agricultural Water Management**, v. 183, n. 31, p. 70-77, 2016. DOI: 10.1016/j.agwat.2016.11.003.

CANDIAGO, S.; REMONDINO, F.; GIGLIO, M.; DUBBINI, M.; GATTELLI, M. Evaluating Multispectral Images and Vegetation Indices for Precision Farming Applications from UAV Images. **Remote Sensing**, v. 7, n. 4, p. 4026-4047, 2015. DOI: 10.3390/rs70404026.

CAPELLI, N. L. **Agricultura de precisão**: novas tecnologias para o processo produtivo. Capinas: FEAGRI/UNICAMP, 1999.

CARLSON, T.; GILLIES, R.; PERRY, E. A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. **Remote Sensing Reviews**, v. 9, n. 1-2, p. 161–173, 1994. DOI: 10.1080/02757259409532220.

CARTER, G. A. Ratios of leaf reflectances in narrow wavebands as indicators of plant stress. **International Journal of Remote Sensing**, v. 15, p. 697-704, 1994. DOI: 10.1080/01431169408954109

CASAMITJANA, M.; TORRES-MADROÑERO, M. C.; BERNAL-RIOBO, J.; VARGA, D. Soil moisture analysis by means of multispectral images according to land use and spatial resolution on Andosols in the Colombian Andes. **Applied Sciences**, v. 10, n. 16, e5540, p. 1-15, 2020. DOI: 10.3390/app10165540.

CHAMARD, P.; COUREL, M.F.; DOCOUSSO, M.; GUÉNÉGOU, M.C.; LERHUN, J.; LEVASSEUR, J.; TOGOLA, M. **Utilisation des bandes spectrales du vert**

et du rouge pour une meilleure évaluation des formations végétales actives. In Télédétection et Cartographie. Sherbrooke, QC: Sciences de l'Homme et Société AUPELF-UREF, 1991. p. 203-209.

CHAVES, M. M.; ZARROUK, P.; FRANCISCO, R.; COSTA, J. M.; SANTOS, T.; REGALADO, A. P.; RODRIGUES, M. L.; LOPES, C. M. Grapevine under deficit irrigation: hints from physiological and molecular data. **Annals of Botany**, v. 105, n. 5, p. 661-676, 2010. DOI: 10.1093/aob/mcq030.

CHEN, J. Evaluation of vegetation indices and modified simple ratio for boreal applications. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 22, p. 229-242, 1996. DOI: 10.1080/07038992.1996.10855178.

CIPRIANO, R. L.; LIMA, M. A. C.; LEÃO, P. C. S.; CRUZ, M. M.; PRADO, K. A. C. Qualidade de uvas 'Syrah' colhidas no sexto ciclo de produção de plantas sob diferentes sistemas de condução e porta-enxertos. *In*: JORNADA DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DA EMBRAPA SEMIÁRIDO, 10. (JICES), 2015, Petrolina. **Anais...** Petrolina: Embrapa Semiárido, 2015.

CLEVERS, J. G. P. W.; KOOISTRA, L.; SCHAEPMAN, M. E. Estimating canopy water content using hyperspectral remote sensing data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.12, n. 2, p. 119-125, 2010. 10.1016/j.jag.2010.01.007.

COELHO, A. M. **Agricultura de Precisão**: manejo da variabilidade espacial e temporal dos solos e culturas. Sete Lagoas: EMBRAPA, 2005.

CONGEDO, L. **Semi-Automatic Classification Plugin Documentation: Release 5.0.0.1.** [s.l.]: Semi-Automatic Classification Plugin, 2016. DOI: 10.13140/RG.2.1.1219.3524.

COSTA, A. C. **Manejo da irrigação com restrição hídrica sobre a fisiologia, produção e qualidade da uva e do vinho da cultivar *chenin blanc* no Vale do São Francisco.** Orientador: Luiz Carlos de Oliveira Lima. 2009. Dissertação (Mestrado em Ciência dos Alimentos) – Programa de Pós-Graduação em Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2009.

COSTA, B. R. S. **Zonas de vigor vegetativo para colheita seletiva em viticultura irrigada com base em sensoriamento proximal.** Orientador: Luis Henrique Bassoi. 2021. Tese (doutorado em Agronomia – Irrigação e Drenagem) – programa de Pós-graduação em Agronomia – Irrigação e Drenagem, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, 2021.

DE BEI, R.; COZZOLINO, D.; SULLIVAN, W.; CYNKAR, W.; FUENTES, S.; DAMBERGS, R.; PECH, J.; TYERMAN, S. Non-destructive measurement of grapevine water potential using near infrared spectroscopy. **Australian Journal of Grape and Wine Research**, v.17, n. 1, p. 62–71, 2011. DOI: 10.1111 / j.1755-0238.2010.00117.

DELEGIDO, J.; VERRELST, J.; MEZA, C. M.; RIVERA, J. P.; ALONSO, L.; MORENO, J. A red-edge spectral index for remote sensing estimation of green

LAI over agroecosystems. **European Journal of Agronomy**, v. 46, P. 42-52, 2013. DOI: 10.1016/j.eja.2012.12.001.

DELOIRE, A.; CARBONNEAU, A.; WANG, Z.; OJEDA, H. Vine and water a short review. **Journal International Des Sciences De La Vigne Et Du Vin**, v. 38, n. 1, p. 1-13, 2004. DOI: 10.20870/oeno-one.2004.38.1.932.

DIAS, F. A. N. **Desempenho da videira ‘Syrah’ sobre diferentes porta-enxertos em ciclo de inverno no sul de Minas Gerais**. Orientador: Murillo de Albuquerque Regina. 2011. Dissertação (Mestrado em Fitotecnia) – Programa de Pós-graduação em Fitotecnia, Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2011.

DIAS, S. D. **Segmentação da vindima com base na observação de imagens multiespectrais aéreas**. Orientadora: Olga Maria Carrasqueira Laureano. 2009. Dissertação (Mestrado em Viticultura e Enologia) – Programa de Pós-Graduação em Viticultura e Enologia, Instituto Superior de Agronomia, Faculdade de Ciências da Universidade de Porto, Porto, 2009.

DING, Y.; ZHAO, K.; ZHENG, X. JIANG, T. Temporal dynamics of spatial heterogeneity over cropland quantified by time-series NDVI, near infrared and red reflectance of Landsat 8 OLI imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 30, p. 139-134, 2014. DOI: 10.1016/j.jag.2014.01.009.

DINIZ, B. C. R.; ARAÚJO, A. J. B.; OLIVEIRA, V. S.; OLIVEIRA, J. B.; COSTA, T. R.; NASCIMENTO, R. L.; QUINTINO, C.; ALVES, L. A.; PEREIRA, G. E. Evolução das características físico-químicas de vinhos *Syrah* no Submédio do Vale do São Francisco. In: JORNADA DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DA EMBRAPA SEMIÁRIDO, 5. (JICES), 2010, Petrolina. **Anais...** Petrolina: Embrapa Semiárido, 2010. p. 245-251. (Embrapa SemiÁrido. Documentos, 228.)

DRY, P. R.; LOVEYS, B. R.; MCCARTHY, M. G.; STOLL, M. Strategic irrigation management in Australian vineyards. **Journal International des Sciences de la Vigne et du Vin**, Bordeaux, v. 35, n. 3, p. 129-139, 2001. DOI: 10.20870/oeno-one.2001.35.3.1699.

DZIKITI, S.; VERREYNNE, J. S.; STUCKENS, J.; STREVER, A.; VERSTRAETEN, W. W.; SWENNEN, R.; COPPIN, P. Determining the water *status* of Satsuma mandarin trees [Citrus Unshiu Marcovitch] using spectral indices and by combining hyperspectral and physiological data. **Agricultural and Forest meteorology**, v. 150, n. 3, p. 369-379, 2010. DOI: 10.1016/j.agrformet.2009.12.005.

ESPINOZA, C. Z.; KHOT, L. R.; SANKARAN, S.; JACOBY, P. W. High resolution multispectral and thermal remote sensing-based water stress assessment in subsurface irrigated grapevines. **Remote Sensing**, v. 9, n. 9, e961, p. 1-15, 2017. DOI: 10.3390/rs9090961.

ETABLISSEMENT NATIONAL TECHNIQUE POUR L'AMÉLIORATION DE LA VITICULTURE. **Catalogue des variétés et clones de vigne cultivées en France**. Paris: Le Grau du Roi, 1995.

FÁVERO, A. C., AMORIM, D. A., MOTA, R. V., SOARES, A. M. REGINA, M. A. Viabilidade de produção da videira 'Syrah', em ciclo de outono inverno, na região de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Fruticultura**, v. 30, p. 685-690, 2008. DOI: 10.1590/S0100-29452008000300021.

FERREYRA, R.; SELLES, G.; PERALTA, J.; BURGOS, L.; VALENZUELA, Y. L. Efectos de la restricción del riego en distintos períodos de desarrollo de la vid CV. *Cabernet Sauvignon* sobre producción y calidad del vino. **Agricultura Técnica**, v. 62, n. 2, p. 406-417, jul. 2002. DOI: 10.4067/S0365-28072002000300006.

FLEXAS, J.; GALMÉS, J.; GALLÉ, A.; GULIAS, J.; POU, A.; RIBAS, ,.; TOMÀS, M.; MEDRANO, H. Improving water use efficiency in grapevines: potential physiological targets for biotechnological improvement. **Australian Journal of Grape and Wine Research**, v. 16, p. 106-121, 2010. DOI: 10.1111/j.1755-0238.2009.00057.x.

FONSECA, L. M. G. **Processamento digital de imagens**. São José dos Campos: INPE, 2000.

FOSTE, T.; MIENO, T.; BROZOVI, N. Satellite-Based Monitoring of Irrigation Water Use: Assessing Measurement Errors and Their Implications for Agricultural Water Management Policy. **Water Resources Research**, v. 56, n. 11, p. 1-19, oct. 2020. DOI: 10.1029/2020WR028378

FUENTES D. A.; GAMON, J. A.; QIU, H. L.; SIMS, D. A.; ROBERTS, D. A. Mapping Canadian boreal forest vegetation using pigment and water absorption features derived from the AVIRIS sensor. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 106, n. 24, p. 33565–33577, 2001. DOI: 10.1029/2001JD900110.

GAO, B. C. NDWI: a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing Environment**, v. 58, p. 257-266, 1996. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3.

GATES, D.M.; KEEGAN, H.J.; SCHLETER, J.C.; WEIDNER, V.R. Spectral Properties of Plants. **Applied Optics**, v. 4, n. 1, p. 11-20, 1965. DOI: 10.1364/AO.4.000011.

GILLIES, R. R.; CARLSON, T. N. Thermal remote sensing of surface soil water content with partial vegetation cover for incorporation into climate models. **Journal of Applied Meteorology**, v. 34, n. 4, p. 745-756, 1995. DOI: 10.1175/1520-0450(1995)034<0745:TRSOSS>2.0.CO;2.

GIOVANNINI, E. **Produção de uvas para vinho, suco e mesa**. 3. ed. Porto Alegre: Renascença, 2008.

GIRONA, J.; MATA, M.; DEL CAMPO, J.; ARBONÉS, A.; BARTRA, E.; MARSAL, J. The use of midday leafwater potential for scheduling deficit irrigation in vineyards. **Irrigation Science**, v. 24, n. 2, p. 115-127, 2006. DOI: 10.1007/s00271-005-0015-7.

GITELSON A. A.; MERZLYAK, M. N. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves. **Advances in Space Research**, v. 22, p. 689–692, 1998.

GITELSON, A.A. Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. **Journal of Plant Physiology**, v. 161, p. 165-173, 2004. DOI: 10.1078/0176-1617-01176.

GITELSON, A.A.; KAUFMAN, Y.J.; STARK, R.; RUNDQUIST, D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote Sensing Environment**, v.80, p. 76-87, 2002.

GOERING, C. E. Recycling a concept. **Agricultural Engineering**, v. 65, n. 6, p. 25, 1993.

GONZALEZ, R. C.; WINTZ, P. Digital Image Processing. Leonardo (Ed.). Prentice Hall, New Jersey v. 4 n. 3, p. 256-257. DOI: 10.2307/1574313

GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, A. B.; RODRÍGUEZ-PÉREZ, J. R.; MARCELO, V.; VALENCIANO, J. B. Using field spectrometry and a plant probe accessory to determine leaf water content in commercial vineyards. **Agricultural Water Management**, v. 156, p.43-50, 2015. DOI: 10.1016/j.agwat.2015.03.024.

GONZÁLEZ-FLOR, C.; SERRANO, L.; GORCHS, G. Use of reflectance indices to assess vine water *status* under mild to moderate water deficits. **Agronomy**, v. 9, n. 7, e346, p. 1-16, 2019. DOI: 10.3390/agronomy9070346.

GONZÁLEZ-FLOR, C.; SERRANO, L.; GORCHS, G.; PONS, J. M. Assessment of Grape Yield and Composition Using Reflectance-Based Indices in Rainfed Vineyards. **Crop Ecology & Physiology**, v. 106, n. 4, p. 1309-1316, 2014. DOI: 10.2134/agronj13.0422.

GOVAERTS, B., VERHULST, N. The normalized difference vegetation index (NDVI) GreenSeeker™ handheld sensor: Toward the integrated evaluation of crop management.

GUERRA, C. C. Maduración da uva e condução da vinificação para elaboração de vinhos finos. In: REGINA, M. A.(Coord.). **Viticultura e enologia**: atualizando conceitos. Caldas: EPAMIG-FECD, 2002. p. 179-192.

GUROVICH, L.; PÁEZ, C. Influencia del riego deficitario controlado sobre el desarrollo de las bayas y la composición química de los mostos y vinos. **Ciencia e Investigación Agraria**, v. 31, n. 3, p. 175-786, 2004.

HAAS, T.C. Kriging and automated variogram modeling within a moving window. **Atmospheric Environment. Part A. General Topics**, v.24, n.7, p.1759-1769, 1990.

HABOUDANE, D.; MILLER, J. R.; PATTEY, E.; ZARCO-TEJADA, P. J.; STRACHAN, I. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of

precision agriculture. **Remote Sensing of Environment**, v. 90, p. 337-352, 2004. DOI: 0.1016/j.rse.2003.12.013.

HABOUDANE, D.; MILLERA, JR; TREMBLAY, N.; ZARCO-TEJADAD, PJ; DEXTRAZE, L. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. **Remote Sensing of Environment**, v. 81, n. 2-3, p. 416-426, 2002. DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00018-4.

HOFF, R.; DUCATI, J. R.; FARIAS, A. R.; BOMBASSARO, M. G.; VILLARO, J. M. R.; MORAL, J. G.; MODENA, R. C. C.; ALMEIDA, C. A. M. Caracterização de vinhedos pela aplicação de técnicas de sensoriamento remoto e espectrorradiometria na Região da Metade Sul, RS, Brasil. *In: CONGRESO LATINOAMERICANO DE VITICULTURA Y ENOLOGÍA*, 14. (CLVE), 2013, Tarija. **Anais...** Tarija: Fautupo, 2013. p. 99-102.

HORLER, D. N. H.; DOCKRAY, M.; BARBER, J. The red edge of plant leaf reflectance. **International Journal of Remote Sensing**, v. 4, n. 2, p. 273-288, 1983. DOI: 10.1080/01431168308948546.

HOUBORG, R.; MCCABE, M. F. High-Resolution NDVI from Planet's Constellation of Earth Observing Nano-Satellites: A New Data Source for Precision Agriculture. **Remote Sensing**, v. 8, n. 9, p. 2-19, 2016. DOI: 10.3390/rs8090768.

HUNT, E.R.; ROCK, B. N. Detection of changes in leaf water content using near and middle-infrared reflectances. **Remote Sensing of Environment**, v. 30, p. 43-54, 1989. DOI: 10.1016/0034-4257(89)90046-1.

INAMASU, R. Y.; BERNARDI, A. C. C. Agricultura de precisão. *In: BERNARDI, A. C. C.; NAIME, J. M.; RESENDE, A. V.; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (Org.). Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar*. Brasília, DF: Embrapa, 2014. p. 21-33.

JACKSON, R. S. **Wine Science: principles, practice, perception**. San Diego: Third edition, Academic Press, 2008.

JENKS, G.F. The Data Model Concept in Statistical Mapping. **International Yearbook of Cartography**, v. 7, p.186-190, 1967.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do ambiente**. São José dos Campos: Parêntese, 2009.

JOHNSON, L. F. Temporal stability of an NDVI-LAI relationship in a Napa Valley vineyard. **Australian Journal of Grape and Wine Research**, v. 9, n. 2, p. 96-101, 2003. DOI: 10.1111/j.1755-0238.2003.tb00258.x.

JONES, H G.; VAUGHAN, R. A. **Remote Sensing of vegetation: principles, techniques, and applications**. Oxford: Oxford University Press, 2010.

JORGE, E. **Da casta ao terroir**: posicionamento estratégico do vinho Alvarinho produzido na sub-região de Monção e Melgaço para o mercado dos grandes

vinhos brancos mundiais. Orientador: José Freitas Santos. Dissertação (Mestrado em Empreendedorismo e Internacionalização) – Programa de Pós-Graduação em Empreendedorismo e Internacionalização, Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto, Instituto Politécnico do Porto, Porto, 2016.

JORGE, L. A. C.; INAMASU, R. Y. Uso de veículos aéreos não tripulados (VANT) em agricultura de precisão. *In*: BERNARDI, A. C. C.; NAIME, J. M.; RESENDE, A. V.; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (Ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa, 2014. p. 109-134.

JUNGES, A. H.; FONTANA, D. C.; ANZANELLO, A.; BREMM, C. Normalized difference vegetation index obtained by ground-based remote sensing to characterize vine cycle in Rio Grande do Sul, Brazil. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 41, n. 5, p. 543- 553, 2017. DOI: 10.1590/1413-70542017415049016.

JUNGES, A. H.; FONTANA, D. C.; ANZANELLO, R.; BREMM, C. Normalized difference vegetation index obtained by ground-based remote sensing to characterize vine cycle in Rio Grande do Sul, Brazil. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 41, n. 5, p. 543-553, 2017. DOI: 10.1590/1413-70542017415049016.

JUNGES, A. H.; FONTANA, D. C.; LAMPUGNANI, C. S. Relationship between the normalized difference vegetation index and leaf area in vineyards. **Bragantia**, v. 78, n. 2, p. 297-305, 2019. DOI: 10.1590/1678-4499.2018168.

KASIMATI, A.; ESPEJO-GARCIA, B.; VALI, E.; MALOUNAS, I.; FOUNTAS, S. Investigating a selection of methods for the prediction of total soluble solids among wine grape quality characteristics using normalized difference vegetation index data from proximal and remote sensing. **Frontiers in Plant Science**, v. 12, e683078, p. 1-10, 2021. DOI: 10.3389/fpls.2021.683078.

KASIMATI, A.; KALOGRIAS, A.; PSIROUKIS, V.; GRIVAKIS, K.; TAYLOR, J. A.; FOUNTAS, S. Are all NDVI maps created equal – comparing vineyard NDVI data from proximal and remote sensing. *In*: STAFFORD, V. (Ed.). **Precision agriculture '21**. Wageningen: Wageningen Academic Publishers, 2021. p. 155-162. DOI: 10.3920/978-90-8686-916-9.

KAUFMAN, Y, J.; REMER, L. A. Detection of forests using mid-IR reflectance: an application for aerosol studies. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 32, p. 672-683, 1994. DOI: 10.1109/36.297984

KAWAMURA, K.; WATANABE, N.; SAKANOUÉ, S.; INOUE, Y. Estimating forage biomass and quality in a mixed sown pasture based on partial least squares regression with waveband selection. **Grassland Science**, v. 54, n. 3, p. 131-145, 2008. DOI: 10.1111/j.1744-697X.2008.00116.x.

- KELLER, M. **The science of grapevines: anatomy and physiology**. San Diego: Academic; 2010.
- KOTSAKI, E. I. **Utilisation of proximal sensing technology to map variability in ontario vineyards**. Tese (Master of Science) – Department of Biological Sciences, Brock University, St. Catharines, 2016.
- LEÃO, P. C. S. Breve histórico da vitivinicultura e a sua evolução na região Semiárida brasileira. **Anais da Academia Pernambucana de Ciência Agrônômica**, v. 7, p.81-85, 2010.
- LEÃO, P. C. S.; SOARES, J. M.; RODRIGUES, B. L. Principais cultivares. *In*: SOARES, J.M.; LEÃO, P.C.S. (Ed.). **A viticultura no semiárido brasileiro**. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica; Petrolina: Embrapa Semiárido, 2009, p.151-214.
- LEEUWEN, C.V.; TREGOAT, O.; CHONÉ, X.; BOIS, B.; PERNET, D.; GAUDILLÉRE, J. Vine water *status* is a key factor in grape ripening and vintage quality for red bordeaux wine. How can it be assessed for vineyard management purposes? **Journal international des sciences de la vigne et du vin**, v. 43, n. 3; p. 121-134, 2009. DOI: 10.20870/oeno-one.2009.43.3.798.
- LICHTENTHALER, H.; LANG, M.; SOWINSKA, M.; HEISEL, F.; MIEH, J. Detection of vegetation stress via a new high resolution fluorescence imaging system. **J. Plant Physiol.**, v. 148, p. 599-612, 1996. DOI: 10.1016/S0176-1617(96)80081-2.
- LISAR, S. Y. S.; MOTAFAKKERAZAD, R.; HOSSAIN, M. M.; RAHMAN, I. M. M. Water stress in plants: causes, effects and responses. *In*: RAHAMAN, I. M. M.; HASEGAWA, H. (Eds.). **Water stress**. Rijeka: InTech, 2012. p. 1-15. DOI: 10.5772/39363.
- LIU, M.-Y.; CHI, M.; TANG, Y.-H.; SONG, C.-Z.; XI, Z.-M.; ZHANG, Z.-W. Effect of three training systems on grapes in a wet region of China: Yield, incidence of disease and anthocyanin compositions of vitis vinifera cv. Cabernet Sauvignon. **Molecules**, v. 20, n. 10, p. 18967-18987, 2015. DOI: 10.3390/molecules201018967.
- LIU, W. T. H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2015.
- LONG, D. S., EITEL, J. U. H.; HUGGINS, D. R. Assessing nitrogen *status* of dryland wheat using the canopy chlorophyll content index. **Crop Management**, v. 8, n. 1, p. 1-8, 2009. DOI: 10.1094/CM-2009-1211-01-RS.
- LOURES, L.; CHAMIZO, A.; FERREIRA, P.; LOURES, A.; CASTANHO, R. PANAGOPOULOS, T. Assessing the Effectiveness of Precision Agriculture Management Systems in Mediterranean Small Farms. **Sustainability**, v. 12, n. 9, 2020. DOI:10.3390/su12093765.
- MARTÍN, P.; ZARCO-TEJADA, P. J.; GONZÁLEZ, M. R.; BERJÓN, A. Using hyperspectral remote sensing to map grape quality in 'Tempranillo' vineyards

affected by iron deficiency chlorosis. **Vitis**, v. 46, n. 1, p. 7-14, 2007. DOI: 10.5073/vitis.2007.46.7-14.

MARTINI, E.; COMINA, C.; PRIORI, S.; COSTANTINI, E. A. C. A combined geophysical-pedological approach for precision viticulture in the Chianti Hills. **Bollettino di Geofisica Teorica ed Applicata**, v. 54, n. 2, p. 165-181, 2013. DOI: 10.4430/bgta0079.

MATESE, A.; DI GENNARO, S. F. SANTESTEBAN, L. G. Methods to compare the spatial variability of UAV-based spectral and geometric information with ground autocorrelated data. A case of study for precision viticulture. **Computers and Electronics in Agriculture**, V. 162, P. 931-940, 2019. DOI: 10.1016/j.compag.2019.05.0382019.

MIELE, A.; FLORES, A. A.; ALBA, J. M. F. *Status atual da pesquisa de viticultura de precisão no Rio Grande do Sul: primeiros resultados da UP Uva para Vinho. In: INAMASU, R. Y.; NAIME, J. M.; RESENDE, A. V.; BASSOI, L. H.; BERNARDI, A. C. C. (Ed.). Agricultura de precisão: um novo olhar. São Carlos: Embrapa Instrumentação, 2011. p. 267-272.*

MINASNY B, MCBRATNEY AB, WHELAN BM. **Vesper version 1.62**. Sydney: Australian Centre for Precision Agriculture; The University of Sydney, 2005

MIURA, T.; HUETE, A. R.; YOSHIOKA, H.; HOLBEN, B. N. An error and sensitivity analysis of atmospheric resistant vegetation indices derived from dark target-based atmospheric correction. **Remote Sensing of Environment**, v. 78, n. 3, p. 284-298, 2001. DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00223-1.

MOLIN, J. P.; AMARAL, L. R.; COLAÇO, A. F. Sensoriamento e sensores. *In: MOLIN, J. P (Org.). Agricultura de precisão. São Paulo: Oficina de textos; 2015, p.119-153.*

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 4. ed. Viçosa: UFV, 2011.

MOTA, R. V.; REGINA, M. A.; AMORIM, D. A.; FÁVERO, A. C. Fatores que afetam a maturação e a qualidade da uva para vinificação. **Informe Agropecuário**, v. 27, n. 234, p. 56-64, 2006.

MOTA, R. V.; SILVA, C. P. C.; FÁVERO, A. C.; PURGATTO, E.; SHIGA, T. M.; REGINA, M. A. Composição físico-química de uvas para vinho fino em ciclos de verão e inverno. **Revista Brasileira de Fruticultura**, v. 32, p. 1127-1137, 2010. DOI: 10.1590/S0100-29452011005000001.

MOYA, L.; CAMENEN, S.; EVAIN, Y.; GOULAS, Z. G.; CEROVIC, G; LATOUCHE, J.; FLEXAS, A. A new instrument for passive remote sensing: 1. Measurements of sunlight-induced chlorophyll fluorescence. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, n. 2, p. 186-197, 2004. DOI: 10.1016/j.rse.2004.02.012.

NAGLER, P. L.; DAUGHTRY, C. S. T.; GOWARD, S. N. Plant litter and soil reflectance. **Remote Sensing of Environment**, v. 71, p. 207-215, 2000. DOI: 10.1016/S0034-4257(99)00082-6.

NOVO, E. M. L. **Sensoriamento remoto**: princípios e aplicações. 4. ed. São Paulo: Blucher, 2010.

OJEDA, H. El riego de precisión de la vid en función de los requerimientos hídricos y sus objetivos productivos. *In*: CONGRESO LATINOAMERICANO DE VITICULTURA Y ENOLOGIA, 11. (CLDE), 2007, Mendoza. **Anais...** Mendoza: CLEIFRA, 2007. 1 CD-ROM.

OLDONI, H. **Zonas homogêneas de atributos de planta e do solo em vinhedo irrigado**. Orientador: Luís Henrique Bassoi. 2019. Tese (Doutorado em Agronomia – Irrigação e drenagem) – Programa de Pós-Graduação em Agronomia – Irrigação e Drenagem, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2019.

OLIVEIRA, R.P. Modelagem de variogramas. *In*: OLIVEIRA, R.P.; GREGO, C.R.; BRANDÃO, Z.N. (Ed.). **Geoestatística aplicada na agricultura de precisão utilizando o Vesper**. Brasília, DF: Embrapa, 2015. p. 83-92.

ORTEGA, R.; ESSER, A. **Viticultura de precisión**: fundamentos, aplicaciones y oportunidades en Chile. Santiago: Pontificia Universidad Católica de Chile, 2002.

ORTEGA-FARIA, S.; RIGHETTI, T.; SASSO, F.; ACEVEDO, C.; MATUS, F.; MORENO, Y. Site-specific management of irrigation in wine grapevine. *In*: Conference Latin-American; Congress on Viticulture and Enology; Symposium on Precision Viticulture. 2003, Santiago. **Anais...** Santiago: Universidad Católica de Chile, 2003. p. 55-71.

OTSU, N.; SMITH, P. L.; REID, D. B. A threshold selection method from gray-level histograms. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v. 9, n. 1, 1979.

PANDA, S. S.; AMES, D. P.; PANIGRAHI, S. Application of Vegetation Indices for Agricultural Crop Yield Prediction Using Neural Network Techniques. **Remote Sensing**, v. 2, n. 3, p. 673-696, 2010. DOI: 10.3390/rs2030673.

PARRY, C.; BLONQUIST J. R.; BUGBEE, B. In situ measurement of leaf chlorophyll concentration: analysis of the optical/absolute relationship. **Plant, cell & environment**, v. 37, n. 11, p. 2508-2520, 2014. DOI: 10.1111/pce.12324.

PENNER, G. C.; LIMA, M. P. Comparação entre métodos de determinação da equação de chuvas intensas para a cidade de Ribeirão Preto – São Paulo, UNESP, **Geociências**, v. 35, n. 4, p. 542-559, 2016.

PEÑUELAS, J.; BARET, F.; FILELLA, I. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll a ratio from leaf spectral reflectance. **Photosynthetica**, v. 31, p. 221-230, 1995b.

PEÑUELAS, J.; FILELLA, I.; LLORET, P.; MUÑOZ, F.; VILAJELIU, M. Reflectance assessment of mite effects on apple trees. **International Journal of Remote Sensing**, v. 14, p. 2727-2733, 1995a. DOI: 10.1080/01431169508954588.

- PEÑUELAS, J.; GAMON, J. A.; FREDEEN, A.L. MERINO, J. FIELD, C. B. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves. **Remote Sensing of Environment**, v. 48, p. 135-146, 1994. DOI: 10.1016/0034-4257(94)90136-8.
- PEÑUELAS, J.; PINOL, J.; OGAYA, R.; FILELLA, I. Estimation of plant water concentration by the reflectance water index WI (R900/R970). **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, p. 2869-2875, 1997. DOI: 10.1080/014311697217396.
- PEÑUELAS, J.; FILELLA, I.; BIEL, C.; SERRANO, L.; SAVÉ, T. The reflectance at the 950–970 nm region as an indicator of plant water *status*. **International Journal of Remote Sensing**, v. 14, p. 1887–1905, 1993. DOI: 10.1080/01431169308954010
- PEÑUELAS, J.; PINOL, J.; OGAYA, R.; FILELLA, I. Estimation of plant water concentration by the reflectance Water Index WI (R900/R970). **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, p.2869–2875, 1997. DOI: 10.1080/014311697217396.
- PERROCA, M. G.; GAIDZINSKI, R. R. Avaliando a confiabilidade interavaliadores de um instrumento para classificação de pacientes - coeficiente Kappa. **Revista da Escola de Enfermagem da USP**, v. 37, n. 1, p. 72-80, 2003. DOI: 10.1590/S0080-62342003000100009.
- PIERCE, F. J.; NOWAK, P. Aspects of precision agriculture. **Advances in Agronomy**, v. 67, p. 1-85, 1999. DOI: 10.1016/S0065-2113(08)60513-1.
- PIRES, J. L. F.; SOPRANO, E.; CASSOL. B. Adaptações morfofisiológicas da soja em solo inundado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 37, n. 1, p. 41-50, 2002. DOI: 10.1590/S0100-204X2002000100006.
- POBLETE-ECHEVERRÍA, C; OLMEDO, G. F.; INGRAM, B.; BARDEEN, M. Detection and segmentation of vine canopy in ultra-high spatial resolution RGB imagery obtained from unmanned aerial vehicle (UAV): a case study in a commercial vineyard. **Remote Sensing**, v. 9, n. 3, e268, p. 1-14, 2017. DOI: 10.3390/rs9030268
- PÔÇAS, I.; RODRIGUES, A. GONÇALVES, S.; COSTA, P. M.; GONÇALVES, I.; PEREIRA, L. P.; CUNHA, M. Predicting Grapevine Water *Status* Based on Hyperspectral Reflectance Vegetation Indices. **Remote Sensing**, v. 7, n. 12, p. 16460-16479, 2015. DOI: 10.3390/rs71215835.
- PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, 2009.
- PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto da vegetação**. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2012.
- PROFFITT, A.; MALCOLM, A. Zonal vineyard management through airborne remote sensing. **Aust NZ Grapegrower Winemaker**, n. 502, p. 22-27, 2005.

PROFFITT, T.; BRAMLEY, R.; LAMB, D.; WINTER, E. **Precision Viticulture: a new era in vineyard management and wine production**. Ashford: Winetitles, 2006.

PU, R.; GE, S.; KELLY, N. M.; GONG, P. Spectral absorption features as indicators of water *status* in coast live oak (*Quercus agrifolia*) leaves. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, n. 9, p. 1799-1810, 2010. DOI: 10.1080/01431160210155965.

QUEIROZ-VOLTAN, R. B.; SOUZA ROLIM, G.; PEDRO JUNIOR, M. J.; HERNANDES, J. L. Variações na anatomia foliar de videira Niagara em diferentes sistemas de condução. **Bragantia**, v.70, n.3, p. 488-493, 2011. DOI: 10.1590/S0006-87052011005000002.

RALLO, G.; MINACAPILLI, M.; CIRAOLO, G.; PROVENZANO, G. Detecting crop water *status* in mature olive groves using vegetation spectral measurements. **Biosystems Engineering**, 128, 52–68, 2014. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2014.08.012

RALLO, G.; MINACAPILLI, M.; CIRAOLO, G.; PROVENZANO, G. Detecting crop water *status* in mature olive groves using vegetation spectral measurements. **Biosystems Engineering**, v. 128, p. 52-68, 2014. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2014.08.012.

RAPAPORT. T.; HOCHBERG, U.; SHOSHANY, M.; KARNIELI, A.; RACHMILEVITCH, S. Combining leaf physiology, hyperspectral imaging and partial least squares-regression (PLS-R) for grapevine water *status* assessment. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 109, p. 88-97, 2015. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.09.003.

REGINA, M. A.; AMORIM, D. A.; FAVERO, A. C.; MOTA, R. V.; RODRIGUES, D. J. Novos polos vitícolas para produção de vinhos finos em Minas Gerais. **Informe Agropecuário**, v. 27, n.234, p.111-118, 2006.

REGINA, M. A.; MOTA, R. V.; SOUZA, C. R.; FAVERO, A. C. Viticulture for fine wines in Brazilian southeast. **Acta Horticulturae**, v. 910, p. 113-120, 2011. DOI: 10.17660/ActaHortic.2011.910.8.

REGO, J.L., VIANA, T. V. A., AZEVEDO, B. M., BASTOS, F.G.C., GONDIM, R.S. Efeitos de lâminas de irrigação sobre a cultura do crisântemo. **Ciência Agrônômica**, v. 35, n. 2, p. 302-308, 2004.

RIGON, J. P. G.; CAPUANI, S.; BRITO NETO, J. F.; MACÊDO B. N. E. Indirect measurement of photosynthetic pigments in the leaves of *Jatropha curcas*. Semina: **Ciências Agrárias**, v. 34, n. 2, p. 669-674, 2013. DOI: 10.5433/1679-0359.2013v34n2p669.

ROBERTS, D. A.; ROTH, K. L.; PERROY, R. L. Hyperspectral vegetation indices. In: THENKABAIL, P.S., LYON, J.G., HUETE, A. (Eds.). **Hyperspectral Remote Sensing of Vegetation**. Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis Group, 2012; pp. 309–327.

- RODRÍGUEZ-PÉREZ, J. R.; RIAÑO, D.; CARLISLE, E.; USTIN, S. SMART, D. R. Evaluation of Hyperspectral Reflectance Indexes to Detect Grapevine Water Status in Vineyards. **American Journal of Enology and Viticulture**, v. 58, n. 3, p. 302-317, 2007.
- RODRÍGUEZ-PÉREZ, J. R.; PLANT, R. E.; LAMBERT, J. J.; SMART, D. R. Using apparent soil electrical conductivity (ECa) to characterize vineyard soils of high clay content. **Precision Agriculture**, v. 12, n. 6, p. 775-794, 2011. DOI: 10.1007/s11119-011-9220-y.
- RONDEAUX, G.; STEVEN, M.; BARET, F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 55, p. 95–107, 1996. DOI: 10.1016/0034-4257(95)00186-7.
- ROUJEAN, J.; BREON, F. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. **Remote Sensing of Environment**, v. 51, p. 375-384, 1995. DOI: 10.1016/0034-4257(94)00114-3.
- ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *In*: ERTS Symposium, 3. (ERTS), 1973, Washington. **Anais...** Greenbelt: NASA, 1973, p. 309-317.
- SANTESTEBAN, L. G.; GENNARO, S. F.; HERRERO-LANGREO, A.; MIRANDA, C.; ROYO, J. B.; MATESE, A. High-resolution UAV-based thermal imaging to estimate the instantaneous and seasonal variability of plant water status within an vineyard. **Agricultural Water Management**, v. 183, p. 49-59, 2016. DOI: 10.1016/j.agwat.2016.08.026
- SANTESTEBAN, L. G.; GUILLAUME, S.; ROYO, J. B.; TISSEYRE, B. Are precision agriculture tools and methods relevant at the whole-vineyard scale? **American Journal of Enology and Viticulture**, v. 14, p. 2-17, 2013. DOI: 10.1007/s11119-012-9268-3.
- SANTESTEBAN, L. G.; GUILLAUME, S.; ROYO, J. B.; TISSEYRE, B. Are precision agriculture tools and methods relevant at the whole-vineyard scale? **Precision Agriculture**, v. 14, n. 1, p. 2-17, 2013. DOI: 10.1007/s11119-012-9268-3.
- SANTOS, A. O.; HERNANDES, J. L.; PEDRO JÚNIOR, M. J.; ROLIM, G. S. Parâmetros fitotécnicos e condições microclimáticas para videira vinífera conduzida sob dupla poda sequencial. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 15, n. 12, p. 1251-1256, 2011. DOI: 10.1590/S1415-43662011001200006.
- SCHOLANDER P. F.; HAMMEL H. T.; BRANDSTREET E. T; HEMMINGSEN E. A. Sap pressure in vascular plants: Negative hydrostatic pressure can be measured in plants. **Science**, v. 148, 339-346, 1965. DOI: 10.1126/science.148.3668.339.
- SERRANO, L.; GONZÁLEZ-FLOR, C.; GORCHS, G. Assessing vineyard water status using the reflectance based Water Index. **Agriculture, Ecosystems & Environment**, v. 139, n. 1, p. 490-499, 2010. DOI: 10.1016/j.agee.2010.09.007.

SERRANO, L.; GONZÁLEZ-FLOR, C.; GORCHS, G. Assessment of grape yield and composition using the reflectance based Water Index in Mediterranean rainfed vineyards. **Remote Sensing Environment**, v. 118, p. 249-258, 2012. DOI: 10.1016/j.rse.2011.11.021.

SHIMAKURA, S. E. Correlação. *In*: CE003. **Estatística II**. Paraná: Dep. de Estatística da Universidade Federal do Paraná: Curitiba, 2006. p.71-78

SHIRATSUCHI, L. S.; BRANDAO, Z. N.; VICENTE, L. E.; VICTORIA, D. C.; DUCATI, J. R.; OLIVEIRA, R. P.; VILELA, M. F. Sensoriamento remoto: conceitos básicos e aplicações na Agricultura de Precisão. *In*: BERNARDI, A. C. de C.; NAIME, J. M.; RESENDE, Á. V.; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (Ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa, 2014. p. 58-73.

SILVA, J. A. **Estratégias de irrigação para economia de água em videira cv. Syrah no Vale do Submédio São Francisco**. Orientador: Luís Henrique Bassoi. 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia agrícola) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Universidade Federal do Vale do São Francisco, Juazeiro, 2013.

SMART, R. Principles of grapevine canopy management microclimate manipulation with implications for yield and quality. **American Journal Enology and Viticulture**, v. 36, n. 3. p. 230–239, 1985.

SOARES FILHO, R.; CUNHA, J. P. A. R. Agricultura de precisão: particularidades de sua adoção no sudoeste de goiás – Brasil. **Engenharia agrícola**, v. 35, n 4, p 689-698, 2015. DOI: 10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v35n4p689-698/2015.

SOUSA, L. H. Sensoriamento remoto com VANTs: uma nova possibilidade para a aquisição de geoinformações. **Revista Brasileira de Geomática**, v. 5, n. 3, p. 326-342, 2017. DOI: 10.3895/rbgeo.v5n3.5511.

SOUZA, C. F.; SILVA, C. R.; ANDRADE JÚNIOR, A. S.; COELHO, E. F. Monitoramento do teor de água no solo em tempo real com as técnicas de TDR e FDR. **Irriga**, Botucatu p. 26-42, 2016.

SOUZA, C.R.; MOTA, R.V.; DIAS, F.A.N.; MELO, E.T.; SOUZA, L.C.; SOUZA, A.L.; PIMENTEL, R.M.A.; REGINA, M.A. Starch accumulation and agronomical performance of 'Syrah' under winter cycle: responses to pruning and ethephon management. **Vitis: Journal of Grapevine Research**, Siebeldingen, v. 54, n. 4, p. 195–201, 2015. DOI: 10.5073/vitis.2015.54.195-201.

TAGARAKIS, A.; LIAKOS, V.; FOUNTAS, S.; KOUNDOURAS, S.; GEMTOS, T. A. Management zones delineation using fuzzy clustering techniques in grapevines. **Precision Agriculture**, v. 14, n. 1, p. 18-39, 2013. DOI: 10.1007/s11119-012-9275-4.

TATTARIS, M.; REYNOLDS, M. P.; CHAPMAN, S. C. A Direct comparison of remote sensing approaches for high-throughput phenotyping in plant breeding.

Frontiers in Plant Science, v. 7, e1131, p. 1-9, 2016. DOI: 10.3389/fpls.2016.01131.

TERRA, M. M. Nutrição, calagem e adubação. *In*: POMMER, C.V. (Ed.). **Uva: tecnologia de produção, pós-colheita, mercado**. Porto Alegre: Cinco Continentes, 2003. p.405-475.

TOKESHI, H. Doenças e pragas agrícola geradas e multiplicadas pelos agrotóxicos. **Fitopatologia Brasileira**, v. 25, p. 264-270, 2000.

URCHEY, M. A.; FIETZ, C. R. **Subsídios ao manejo da irrigação da cultura da videira no cerrado: o caso de Primavera do leste, MT**. Dourado: Embrapa Agropecuária Oeste, 2000.

URRETAVIZCAYA, I.; ROYO, J. B.; MIRANDA, C.; TISSEYRE, B.; GUILLAUME, S.; SANTESTEBAN, L. G. Relevance of sink-size estimation for within-field zone delineation in vineyards. **Precision Agriculture**, v.18, n. 2, p. 133-144, 2017. DOI: 10.1007/s11119-016-9450-0

URRETAVIZCAYA, I.; ROYO, J. B.; MIRANDA, C.; TISSEYRE, B.; GUILLAUME, S.; SANTESTEBAN, L. G. Relevance of sink-size estimation for within-field zone delineation in vineyards. **Precision Agriculture**, v.18, n. 2, p. 133-144, 2017. DOI: 10.1007/s11119-016-9450-0.

URRETAVIZCAYA, I.; SANTESTEBAN, L. G.; ECHEVERRÍA, N.; MIRANDA, C.; ROYO, J. B. Precision Viticulture tools to manage goblet-trained vineyards in 'Rioja Alavesa'. *In*: INTERNATIONAL GIESCO SYMPOSIUM, 17. (IGS), 2017, Asti-Alba. **Anais...** Asti-Alba: Università degli Studi, 2017. p. 133-144. DOI: 10.1007/s11119-016-9450-0.

VAN LEEUWEN, C. Terroir: the effect of the physical environment on vine growth, grape ripening and wine sensory attributes. *In*: REYNOLDS, A. G. (Ed). **Managing wine quality Volume 1: Viticulture and wine quality**. Cambridge: Woodhead Publishing Limited, 2010. p. 273-316.

VAN NIEL, T. G.; MCVICAR, T. R.; FANG, H.; LIANG, S. Calculating environmental moisture for per-field discrimination of rice crops. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, p. 885-890, 2003. DOI: 10.1080/0143116021000009921.

VERHULST, N.; GOVAERTS, B. **The normalized difference vegetation index (NDVI) GreenSeeker™ handheld sensor**: toward the integrated evaluation of crop management. Part A: Concepts and case studies. Mexico, DF: CIMMYT, 2010.

VIÑA, A.; GITELSON, A. A. Sensitivity to foliar anthocyanin content of vegetation indices using green reflectance. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 8, n. 3, p. 464-468, 2011. DOI: 10.1109/LGRS. 2010.2086430.

WILSON, J. E.; BEAZLEY, M. Terroir: the role of geology, climate and culture in the making of French Wines. **GeologyToday**, v, 18, n. 3, p. 115-116, 2002. DOI: 10.1046/j.1365-2451.2002.03432.x.

XU, X.; CHENG, G.; DUAN, L.; JIANG, R.; PAN, Q.; DUAN, C.; WANG, J. Effect of training systems on fatty acids and their derived volatiles in Cabernet Sauvignon grapes and wines of the north foot of Mt. Tianshan. **Food Chemistry**, v. 181, p. 198-206, 2015. DOI: 10.1016/j.foodchem.2015.02.082

YU, R.; BRILLANTE, L.; TORRES, N.; KURTURAL, S. K. Proximal sensing of vineyard soil and canopy vegetation for determining vineyard spatial variability in plant physiology and berry chemistry. **OENO One**, v. 55, n. 2, p. 315–333. DOI: 10.20870/oenone.2021.55.2.4598.

ZARCO-TEJADA, P. J.; BERJÓN, A.; LÓPEZ-LOZANO, R.; MILLER, J. R.; MARTÍNEZ, P.; CACHORRO, V.; GONZÁLEZ, M. R.; FRUTOS, A. Assessing vineyard condition with hyperspectral indices: Leaf and canopy reflectance simulation in a row-structured discontinuous canopy. **Remote Sensing of Environment**, v. 99, n. 3, p. 271-287, 2005. DOI: 10.1016/j.rse.2005.09.002.

ZARCO-TEJADA, P. J.; GONZÁLEZ-DUGO, V.; WILLIAMS, L. E.; SUÁREZ, L.; BERNIA, J. A. J. GOLDHAMER, D.; FERERES, E. A PRI-based water stress index combining structural and chlorophyll effects: Assessment using diurnal narrow-band airborne imagery and the CWSI thermal index. **Remote Sensing of Environment**, v. 138, p. 38-50, 2013. DOI: 10.1016/j.rse.2013.07.024.

ZARCO-TEJADA, P. J.; GONZÁLEZ-DUGO, V.; WILLIAMS, L. E.; SUÁREZ, L.; BERNIA, J. A. J.; GOLDHAMER, D.; FERERES, E. A PRI-based water stress index combining structural and chlorophyll effects: Assessment using diurnal narrow-band airborne imagery and the CWSI thermal index. **Remote Sensing of Environment**, v. 138, p. 38-50, 2013. DOI: 10.1016/j.rse.2013.07.024.

ZHANG, L.; NIU, Y.; ZHANG, H.; HAN, W.; LI, G.; TANG, J.; PENG, X. Maize Canopy Temperature Extracted From UAV Thermal and RGB Imagery and Its Application in Water Stress Monitoring. **Frontiers in Plant Science**, v. 10, e1270, 2019. DOI: 10.3389/fpls.2019.01270.

ZILLMANN, E.; SCHÖNERT, M.; LILIENTHAL, H.; SIEGMANN, B.; JARMER, T.; ROSSO, P.; WEICHELT, H. Crop ground cover fraction and canopy chlorophyll content mapping using rapideye imagery. *In*: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT, 36. (ISRSSE), 2015, Berlin. **Anais...** Berlin: German Aerospace Center, 2015. v. XL-7/W3, p. 149-155. DOI: 0.5194/isprsarchives-XL-7-W3-149-2015.

ZULINI, L.; RUBINIGG, M.; ZORER, R.; BERTAMINI, M. Effects of drought stress on chlorophyll fluorescence and photosynthetic pigments in grapevine leaves (*Vitis Vinifera* cv. 'White Riesling'). **Acta Horticulturae**, v. 754, p. 289-294, 2007. DOI: 10.17660/ActaHortic.2007.754.37.