



MATHEUS LUIZ JORGE CORTEZ

**RELAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL E ESPECTRAL DA
FERRUGEM DO CAFÉ ARÁBICA COM ÍNDICES DE
VEGETAÇÃO DO SENTINEL-2**

**LAVRAS – MG
2020**

MATHEUS LUIZ JORGE CORTEZ

**RELAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL E ESPECTRAL DA FERRUGEM DO CAFÉ
ARÁBICA COM ÍNDICES DE VEGETAÇÃO DO SENTINEL-2**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, área de concentração em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. Marcelo de Carvalho Alves
Orientador

**LAVRAS - MG
2020**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Cortez, Matheus Luiz Jorge.

Relação espaço-temporal e espectral da ferrugem do café
arábica com índices de vegetação do Sentinel-2 / Matheus Luiz
Jorge Cortez. - 2020.

40 p. : il.

Orientador(a): Marcelo de Carvalho Alves.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de
Lavras, 2020.

Bibliografia.

1. Sensoriamento remoto. 2. Índices de vegetação. 3. Hemileia
vastatrix. I. Alves, Marcelo de Carvalho. II. Título.

MATHEUS LUIZ JORGE CORTEZ

**RELAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL E ESPECTRAL DA FERRUGEM DO CAFÉ
ARÁBICA COM ÍNDICES DE VEGETAÇÃO DO SENTINEL-2
SPACE-TEMPORAL AND SPECTRAL RELATIONSHIP OF ARABICA COFFEE
RUST WITH SENTINEL-2 VEGETATION INDICES**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, área de concentração em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 02 de março de 2020.

Dra. Elizabeth Ferreira UFLA

Dr. Gladyston Rodrigues Carvalho EPAMIG

Prof. Dr. Marcelo de Carvalho Alves

Orientador

**LAVRAS - MG
2020**

*À minha mãe Bernadete e ao meu irmão Gabriel por terem sido pessoas iluminadas,
referência no que tange à bondade para com o próximo e por terem me ensinado a encarar a
vida com simplicidade.
Dedico*

AGRADECIMENTOS

Ao meu pai que sempre apoiou meus estudos de todas as formas possíveis, me incentivando a continuar pela minha jornada acadêmica pelo tempo que eu quisesse.

Ao meu irmão mais novo que foi uma pessoa forte num momento em que fui uma pessoa um tanto quanto ausente na vida familiar.

À minha namorada que me deu todo apoio que eu poderia desejar, que compreendeu os momentos vividos por nós e soube me dar forças quando mais precisei, me incentivado e amando.

Ao meu orientador pelos anos de trabalho em conjunto, por todos diálogos e compreensão para com os momentos de dificuldades da vida.

À Universidade Federal de Lavras por ter me garantido uma graduação de qualidade e a oportunidade de continuar na pós-graduação.

Aos professores que passaram pela minha vida sempre acrescentando a partir das experiências vivenciadas.

Aos amigos da Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais (EPAMIG) pelo apoio irrestrito que me foi fornecido para realização da pesquisa.

Aos amigos do laboratório que sempre contribuíram com seu conhecimento e momentos agradáveis.

MUITO OBRIGADO!

RESUMO

A ferrugem do café (*Hemileia vastatrix* Berkeley & Broome) é a principal doença desse plantio no Brasil. O controle é realizado com produtos químicos de acordo com o calendário, a fim de evitar a epidemia da doença. O objetivo deste trabalho foi identificar a ferrugem do café usando MSI/Sentinel-2 por meio de análises envolvendo índices de vegetação e dados de incidência, desfolhamento e produtividade obtidos *in situ*. A área amostral está situada no campo experimental da EPAMIG, em Três Pontas-MG. Ela conteve duas parcelas na lavoura de café, com 42 anos de idade, suscetível à ferrugem. O controle químico convencional da doença foi realizado em apenas uma das parcelas. A incidência de ferrugem do café em áreas com e sem controle químico foi avaliada mensalmente durante cinco meses, de dezembro de 2018 a abril de 2019, período com condições ambientais ideais para a ocorrência da ferrugem do café. Após correlação de Pearson, realizada entre 10 diferentes índices de vegetação com dados de incidência de ferrugem, desfolha e produtividade, foram verificadas relações entre as variáveis em estudo. As correlações ocorreram principalmente entre os níveis de incidência de ferrugem do café em fevereiro de 2019 e os índices de vegetação gerados com imagem do Sentinel - 2 de agosto de 2018, setembro de 2018 e fevereiro de 2019 (IRECIago $r = 0,566$; IRECIset $r = 0,493$; NDMIfev $r = -0,518$; NDVI(RE1)fev $r = -0,562$; CI(RE1)fev $r = -0,573$; MSR(RE1)fev $r = -0,569$), para áreas onde não houve controle da ferrugem do café. Os índices obtidos por meio de relações que utilizam apenas as bandas Red-Edge 1 e Near Infra-Red (NDVI(RE1), CI(RE1) e MSR(RE1)) foram mais sensíveis para capturar as mudanças espectrais da vegetação devido à ocorrência da ferrugem do café no decorrer dos meses. Já o índice IRECI demonstrou sensibilidade para predição de áreas com maior potencial de incidência da ferrugem do café.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto. Índices de vegetação. *Hemileia vastatrix*. Sentinel-2.

ABSTRACT

Coffee rust (*Hemileia vastatrix* Berkeley & Broome) is the main coffee disease in Brazil. The control of coffee rust is carried out with chemicals according to the calendar to prevent the disease epidemic. The objective of this work was to identify coffee rust using MSI / Sentinel-2 by means of analyzes involving vegetation indexes and coffee rust incidence, defoliation and yield data obtained *in situ*. The sample area located in the EPAMIG experimental field in Três Pontas-MG contained two plots in 42 years old coffee crop, in a cultivar susceptible to rust. Conventional chemical control of rust was carried out in only one of the plots. Coffee rust incidence in areas with and without chemical control were assessed monthly for five months, from December 2018 to April 2019, a period with ideal environmental conditions for the occurrence of the disease. After Pearson's correlation performed between 10 different vegetation indexes with data on coffee rust incidence, defoliation and yield, relationships between the variables under study were verified. Correlations occurred mainly between coffee rust levels in February 2019 and the vegetation indices generated with the Sentinel-2 image from August 2018, September 2018 and February 2019 (IRECI_{Aug} $r = 0.566$; IRECI_{Sep} $r = 0.493$; NDMI_{Feb} $r = -0.518$; NDVI(RE1)_{Feb} $r = -0.562$; CI(RE1)_{Feb} $r = -0.573$; MSR(RE1)_{Feb} $r = -0.569$), for areas where there was no coffee rust control. The indexes obtained through relationships that use only the Red-Edge 1 and Near Infra-Red bands (NDVI (RE1), CI (RE1) and MSR (RE1)) were more sensitive to capture the spectral changes of vegetation due to the occurrence of coffee rust over the months. The IRECI index, on the other hand, demonstrated sensitivity to predict areas with a higher potential for coffee rust incidence.

Keywords: Remote sensing. Vegetation indices. *Hemilea vastatrix*. Sentinel-2

Sumário

1 INTRODUÇÃO	9
2 REFERENCIAL TEÓRICO	10
2.1 Cafeicultura	10
2.1.1 Contextualização do café no Brasil	10
2.1.2 Café em Minas Gerais	11
2.2 Fenologia das plantas de café	11
2.2.1 Produtividade e incidência da ferrugem do cafeeiro	13
2.3 Ferrugem do cafeeiro	13
2.4 Agricultura de precisão	14
2.4.1 Utilização do sensoriamento remoto na cultura do café e em outras culturas agrícolas	14
2.5 Sentinel-2	16
2.6 Índices de vegetação	17
3 CONCLUSÃO	18
REFERÊNCIAS	18
ARTIGO	22

1 INTRODUÇÃO

O café (*Coffea arabica* L.) é de grande relevância econômica, social e cultural no Brasil e no mundo. O manejo adequado das culturas pode garantir boa produtividade, gerar maior retorno econômico e causar menos impacto ambiental.

A ferrugem do café representa uma ameaça significativa para os produtores brasileiros, pois encontra condições ambientais favoráveis na maioria das regiões cafeeiras do país, onde ainda há amplo uso de cultivares suscetíveis (POZZA et al., 2010). O fungo patogênico pode causar perdas de até 50% se nenhuma medida de controle for empregada (KUSHALAPPA e ESKES 1989; ZAMBOLIM, 2016).

O controle da ferrugem do café é realizado em área total com o uso de fungicidas protetores e sistêmicos nas folhas ou sistêmicos com aplicação via solo. As pulverizações agroquímicas são baseadas em calendário, começando em novembro/dezembro e continuando até abril (EMBRAPA, 1999). A distribuição espacial e temporal da incidência da ferrugem do café é heterogênea na lavoura, podendo-se supor que a estratégia atual de controle da ferrugem em área total possa ser substituída pelo manejo localizado nos focos de incidência da doença (ALVES et al., 2009).

Um método dentro do sensoriamento remoto para estudos de vegetação é o uso de índices de vegetação. Trata-se de operações matemáticas que envolvem duas ou mais bandas que melhoram as propriedades da vegetação, permitindo intercomparações espaciais e temporais confiáveis da atividade fotossintética e da estrutura do dossel da vegetação em estudo (HUETE et al., 2002). A lógica dos principais índices de vegetação utilizados é baseada no fato de que a energia refletida nas regiões do vermelho e Near-Infrared (NIR) está diretamente relacionada à atividade fotossintética do dossel vegetal, bem como no pressuposto de que o uso de duas ou mais bandas espectrais pode minimizar substancialmente as principais fontes de ruído que afetam a resposta da vegetação (FERREIRA; FERREIRA; FERREIRA, 2008).

Alterações observadas nas propriedades espectrais da região NIR podem fornecer informações sobre problemas de senescência e estresse de vegetação (JENSEN, 2011). O sensor Multi-Spectral Instrument (MSI) incorporado no satélite Sentinel-2 obtém informações de refletância espectral da superfície terrestre registrando-as em treze diferentes bandas do espectro eletromagnético (ESA, 2015). Cinco dessas treze bandas estão posicionadas na região espectral do NIR e, mais especificamente, três dessas cinco localizam-se na zona de rápido crescimento de reflectância, ao avaliar-se o dossel vegetal, conhecido como Red-Edge. Chemura, Mutanga e Dube (2017a) discriminaram três níveis de severidade da ferrugem do

café nas folhas de café, mas em condições de estufa com base em medições de refletância aplicadas para simular as bandas de sensor de satélite Sentinel-2. Segundo os autores, as bandas localizadas na posição espectral do Red-Edge podem ser úteis para detecção de doenças e avaliação do status da cultura do café.

Partindo da hipótese de que é possível detectar alterações no comportamento espectral das plantas devido à incidência da ferrugem do café por meio do sensoriamento remoto orbital. Este trabalho foi desenvolvido com objetivo de avaliar a efetividade de diferentes índices de vegetação para detecção remota de sinais e sintomas de incidência da ferrugem do café na lavoura e caracterizar a assinatura espectral da cultura cafeeira com diferentes níveis de incidência da doença.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Cafeicultura

A produção mundial de café para 2019/20 ficou abaixo da safra de 2018/19 (169,3 milhões de sacas de 60 kg). Isso representou um declínio estimado em 5,3 milhões de sacas, devido principalmente às lavouras arábicas do Brasil estarem em ano de bienalidade baixa. As exportações mundiais foram estimadas em 115,4 milhões de sacas, o que representa queda em torno de 4,7 milhões de sacas em relação à safra anterior, devido principalmente a menores embarques do Brasil e Honduras. Com consumo global recorde estimado em 166,4 milhões de sacas, espera-se queda nos estoques da commodity entorno de 400 mil sacas, para 35,0 milhões de sacas (USDA, 2019).

2.1.1 Contextualização do café no Brasil

Uma única planta de café cultivada em Amsterdã deu origem aos cafezais do Suriname, Guiana e do Brasil, quando, por volta de 1727, adentrou o território brasileiro através do estado do Pará (MAPA, 2017).

Passados cem anos da chegada do café no país, a commodity se tornou o principal produto de exportação nacional e, ainda nos dias atuais, é de extrema importância na balança comercial brasileira, permanecendo entre os dez produtos mais vendidos pelo Brasil para o mundo (MAPA, 2017). Ainda segundo o Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, alguns reflexos da produção cafeeira na economia e geografia brasileira são: uma cadeia

produtiva que gera mais de 8 milhões de empregos e uma área de lavouras que ocupa 2,22 milhões de hectares distribuídos por cerca de 1900 municípios em 15 estados da federação.

A produção total de café no Brasil é estimada entre 57,15 e 62,02 de sacas café beneficiado, o que significa um aumento de até 25,80 % em relação à safra anterior (CONAB, 2020). Ainda de acordo com a Companhia Nacional de Abastecimento, a produtividade brasileira de café para a safra estará entre 30,31 e 32,89 scs/ha, o que representa um acréscimo na faixa de 11,40 a 20,90 % em relação à produção por área do ano anterior.

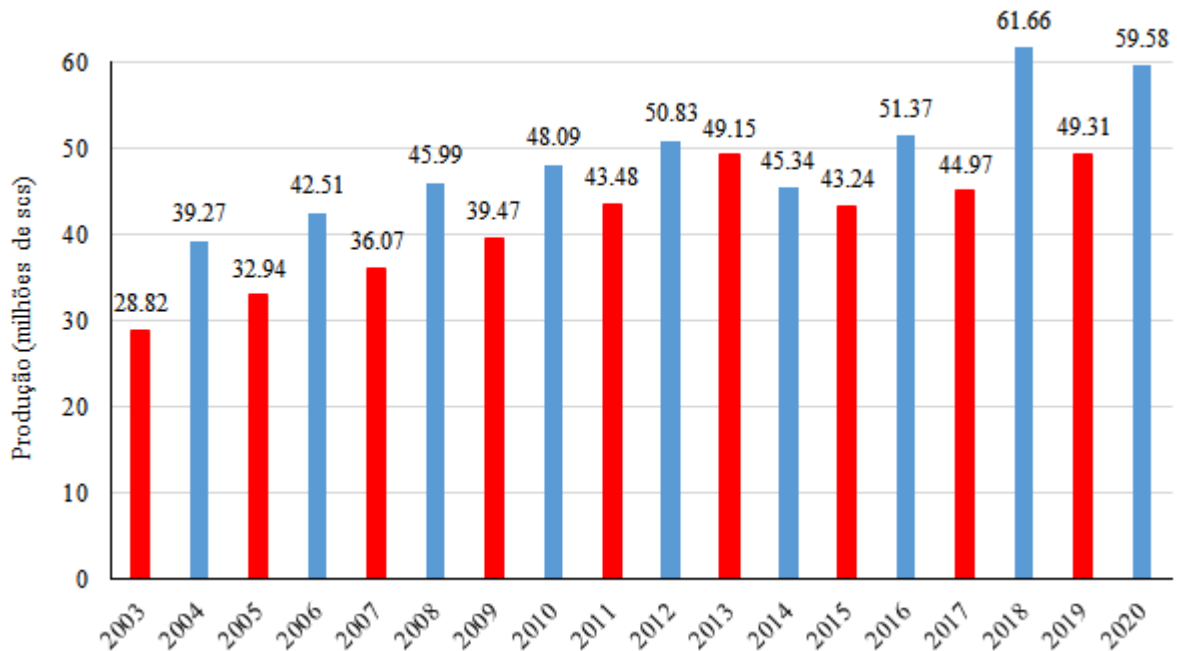
2.1.2 Café em Minas Gerais

O estado de Minas Gerais é o maior produtor de café do país e sua participação corresponde a mais da metade da produção cafeeira nacional, com estimativa de produção de aproximadamente 30,71 a 32,08 milhões de sacas de café para o ano de 2020, o que representa um incremento na faixa de 25,1% a 30,7% em relação à safra de 2019 (CONAB, 2020). Ainda segundo a Companhia Nacional de Abastecimento, a produtividade média do estado deverá estar entre 29,72 e 31,04 scs/ha numa área estimada em 1.033.443,1 ha, o que significa um aumento 5,1 % na área destinada às lavouras de café e de 12,4 a 21,9 % na produtividade em relação à safra anterior.

2.2 Fenologia das plantas de café

O café é uma planta perene e pode manter-se com boa produtividade por longos períodos desde que haja um manejo adequado da lavoura. Uma peculiaridade interessante da planta quanto ao seu ciclo de produção é a bienalidade (FIGURA 1), que consiste em anos de alta produção seguidos de anos de baixa produção. Tal fato se deve à característica da planta crescer vegetativamente e granar os frutos concomitantemente. Assim, quando há grande demanda energética para enchimento de grãos, ela não consegue desenvolver os ramos plagiotrópicos adequadamente, acarretando baixa produção no ano seguinte (CAMARGO E CAMARGO, 2001).

Figura 1 – Bienalidade verificada na produção total de café no território brasileiro (arábica e conilon) ao longo dos anos.



Fonte: Adaptado da CONAB (2020).

Na fenologia do cafeeiro (QUADRO 1), as fases de vegetação e a formação de gemas florais ocorrem simultaneamente às fases de florada, início do enchimento (chumbinho), expansão rápida e granação dos frutos em diferentes partes dos ramos. Já a indução e maturação de gemas florais ocorrem numa parte dos ramos ao mesmo tempo em que há maturação dos frutos e posteriores fases de senescência e emissão de ramos terciários e quaternários noutros trechos dos plagiotrópicos (CAMARGO E CAMARGO, 2001).

Quadro 1 – Fases fenológicas do cafeeiro.

PERÍODO VEGETATIVO											
Set	Out	Nov	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago
Vegetação e formação de gemas florais						Indução e maturação de gemas florais					
										Repouso	
PERÍODO REPRODUTIVO											
Set	Out	Nov	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago
Florada, chumbinho e expansão rápida dos frutos				Granação dos frutos			Maturação dos frutos			Repouso, senescência, ramos 3° e 4°	
Período reprodutivo (novo período vegetativo)										Autopoda	

Fonte: Adaptado de Camargo e Camargo (2001).

2.2.1 Produtividade e incidência da ferrugem do cafeeiro

A relação entre plantas com maior carga de frutos e maior incidência de ferrugem do café tem sido amplamente discutida na literatura especializada (ZAMBOLIM et al., 1992; CARVALHO et al., 2001; AVELINO et al., 2004, 2006; COSTA et al., 2006; LÓPEZ-BRAVO et al., 2012; CUSTÓDIO et al., 2014; SILVA et al., 2019). Sendo assim, espera-se que em anos com bienalidade alta haja maior incidência geral da doença. Contudo, práticas de manejo também afetam a bienalidade. Como exemplo, observou-se que a poda dos cafezais leva a uma maior carga de frutos (AVELINO et al., 2004), e que a técnica de manejo pode ser utilizada de forma diferente dentro de uma lavoura.

2.3 Ferrugem do cafeeiro

A ferrugem do cafeeiro, causada pelo fungo *Hemileia vastatrix*, tem alto potencial para causar danos ao cafezal e pode gerar perdas de produtividade em até 50% do volume de grãos esperados caso não sejam empregadas medidas de controle (KUSHALAPPA e ESKES 1989; ZAMBOLIM, 2016).

Avaliando a severidade da ferrugem, constatou-se que durante os meses de novembro a março, houve picos de severidade da doença. Tal fato foi devido à ocorrência de condições climáticas favoráveis à infecção, ou seja, temperaturas entre 20 e 25 °C e molhamento foliar, somado à ocorrência da fase fenológica de crescimento vegetativo das plantas de café (VALE et al., 2000).

Segundo Zambolim (2016), doença fúngica representa uma ameaça significativa e aumenta os custos de produção nas lavouras de café do Brasil, pois encontra condições ambientais favoráveis na maioria das regiões cafeeiras e ainda há amplo uso de cultivares suscetíveis nas lavouras do país. O autor ainda diz que os esforços de pesquisa devem continuar objetivando o desenvolvimento de cultivares com resistência duradoura, a descoberta de novas moléculas químicas que podem se mover sistemicamente no floema e o monitoramento contínuo das populações de *Hemileia vastatrix*.

Somando-se a possibilidade de otimização da produção ao fato de que a distribuição e intensidade de incidência da ferrugem do cafeeiro não é homogênea na lavoura, pode-se assumir que a atual estratégia de controle da ferrugem baseada na área total pode ser substituída pelo manejo localizado nos focos de incidência da doença (ALVES et al., 2009).

2.4 Agricultura de precisão

As técnicas de agricultura de precisão podem oferecer benefícios potenciais em lucratividade, produtividade, sustentabilidade, qualidade e rastreabilidade das culturas, proteção ambiental, segurança alimentar e desenvolvimento econômico rural (Liaghat & Balasundram 2010). A tomada de decisão sobre o gerenciamento de doenças em campo pode ser acessada usando sistema de informações geográficas (SIG), sistema global de navegação por satélite (GNSS), geocomputação, sensoriamento remoto, tecnologia de aplicação a taxa variável integrada ao processamento avançado de informações em mapas georreferenciados durante o crescimento, desenvolvimento e produção da lavoura (Auernhammer 2001; Liaghat & Balasundram 2010).

2.4.1 Utilização do sensoriamento remoto na cultura do café e em outras culturas agrícolas

Utilizou-se imagens do Landsat-8 OLI/TIRS associadas a dados de campo de incidência da ferrugem do café para análise do comportamento espectro-temporal de plantas com diferentes níveis de incidência da doença sob diferentes sistemas de irrigação. Observou-se que em áreas com alta incidência da ferrugem do café houve menor refletância nas regiões espectrais do NIR e verde. Por outro lado, houve um aumento da refletância nas regiões espectrais do infravermelho de ondas curtas (SWIR) e vermelho. Esses resultados foram obtidos para culturas sob pivô central e sistema de sequeiro (PIRES et al., 2020).

Por meio do uso de índices de vegetação derivados de imagens multiespectrais Landsat-5 TM e suas correlações com dados de nutrição das plantas, textura do solo e infestação por praga obtidos *in situ*, demonstrou-se a possibilidade de identificação e mapeamento do estresse das plantas na lavoura cafeeira (MARIN et al., 2019). O índice de vegetação NDVI calculado com uso de imagens Landsat 7 ETM+ foi utilizado para avaliar a queda de folhas na lavoura cafeeira causada pela ferrugem do café em fazendas na Guatemala. Observou-se que o valor do desvio padrão do NDVI em fazendas danificadas aumentou à medida que o valor médio do NDVI diminuiu. Além disso, analisando as alterações anuais do NDVI, verificou-se que a progressão da doença não é homogênea nas culturas (KATSUHAMA et al., 2018).

Utilizando-se de séries temporais dos índices de vegetação EVI e NDVI subprodutos MODIS (Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer) para caracterização da bienalidade da lavoura cafeeira, obteve-se indicadores qualitativos de alterações fenológicas durante análise bianual (COUTO JR. et al., 2013). Os autores identificaram saturação do NDVI quando

comparado ao EVI. Contudo, ambos os índices tiveram seu perfil temporal coincidentes com os estágios fenológicos da lavoura cafeeira descritos em campo.

Chemura et al. (2018), trabalhando com índices de vegetação e bandas isoladas registradas pelo satélite Sentinel-2, conseguiram validar o potencial de seu uso para estimativa dos teores de nitrogênio de lavoura cafeeira no Zimbábue. O autor ainda relata que, com o uso dos índices de vegetação, pode-se obter a melhor acurácia da modelagem dos teores de nitrogênio do que com o uso das bandas isoladas.

Utilizando-se de dados espectrais dos satélites RapidEye e de espectrorradiômetro para simular as bandas de seu sensor, foi possível a identificação das bandas espectrais mais apropriadas para realização da classificação de lavoura cafeeira infectada por nematoides da galha (MARTINS; GALO; VIEIRA, 2017). Os autores, por meio de classificação da área cafeeira utilizando faixas no vermelho Red-Edge, NIR e o índice de vegetação NDVI, definiram a distribuição espacial de cafeeiros saudáveis, moderadamente infectados e severamente infectados com boa precisão geral.

Estudo realizado com uso de sensor hiperespectral e metodologia de modelagem revelou que bandas na região do visível e NIR (485 nm, 670 nm e 885 nm), selecionadas por análise de sensibilidade, mostraram-se apropriadas para estimar o conteúdo de água em mudas de café sob diferentes níveis de estresse hídrico (CHEMURA; MUTANGA; DUBE, 2017b). Ainda segundo os autores, a pesquisa fornece uma base para aplicação do sensoriamento remoto na irrigação de precisão com consecutivo aumento de eficiência do sistema.

Com o uso de espectrorradiômetro para simular as bandas do satélite Sentinel-2 e algoritmos de *machine learning*, foi possível identificar o potencial do sensor MSI a bordo do satélite para a discriminação da ferrugem do café e seus níveis de severidade com boa acurácia (CHEMURA; MUTANGA; DUBE, 2017a). Os autores ainda relatam que ao utilizar-se das bandas na região do NIR e dos índices de vegetação pode-se fazer a detecção da incidência de doenças e a avaliação do estado da lavoura. Tais informações contribuem para a redução da aplicação de defensivos agrícolas com consequentes ganhos ambientais e econômicos.

Com uso de dados do sensor MSI do satélite Sentinel-2 e de sensor hiperespectral para simular a refletância dos canais do sensor MSI, explorou-se o potencial do sensor MSI/Sentinel-2 para identificação de infecção por ferrugem amarela em trigo de inverno. Obteve-se bons resultados na detecção e monitoramento da ferrugem tanto em escala de dossel quanto em escala regional quando utilizado o índice de vegetação que faz uso de bandas no Red-Edge desenvolvido pelos pesquisadores (ZHENG et al., 2018).

Índices de vegetação calculados com dados multiespectrais dos satélites RapidEye foram utilizados para detecção de estresse em floresta de coníferas por meio de variação das quantidades de clorofilas A e B. Os resultados indicaram que índices que utilizam bandas na região do Red-Edge demonstram maior sensibilidade para detecção antecipada de estresse das plantas quando comparado ao resultado obtido com índices de vegetação que utilizam bandas na região do visível (EITEL et al., 2011).

Em estudo realizado avaliando-se classes de severidade de incidência da doença fúngica, *Dothistroma septosporum*, em talhões de *Pinus radiata* e suas relações com dados do espectro eletromagnético mensurados por meio de sensor hiperespectral, constatou-se que bandas na região do Red-Edge demonstraram correlação significativa com os escores atribuídos de acordo com a severidade da doença (COOPS et al., 2003).

Gaertner et al. (2017), utilizando metodologia de classificação por máxima verossimilhança, baseada em pixels, e um algoritmo de classificação baseado em análise de imagens de objetos, obteve bons resultados para a classificação de áreas de café. Contudo, a área total classificada remotamente com imageamento orbital obtido pelo satélite WorldView-2 ficou abaixo da área registrada para a cultura por meio de levantamento direto no campo.

No entanto, é importante chamar atenção para o fato do processo de obtenção de informações a partir de imageamento orbital ser complexo, pois é dependente das resoluções espectral, espacial, radiométrica e temporal do sensor/satélite (BERNARDES et al., 2012; LAMPARELLI et al., 2012). Quando há baixa frequência de revisita e/ou a resolução espacial não é compatível com o tamanho da área de uma lavoura visada, pode-se não haver dados suficientes para realização de estudos. Além disso, características da lavoura cafeeira, como por exemplo, densidade de plantio, idade da lavoura, cultivar, face do relevo e diferentes tratamentos culturais utilizados nas distintas propriedades, podem ter influência relevante no comportamento espectral das plantas de café. Tudo isso contribui para o aumento da dificuldade no processo de monitoramento remoto (MOREIRA et al., 2004).

2.5 Sentinel-2

A missão Sentinel-2, com atividade iniciada em 2015, é composta por dois satélites idênticos que operam simultaneamente, em órbita heliossíncrona, separados por 180° entre si e à altitude média de 786 km. A posição de cada satélite em sua órbita é medida por um receptor GNSS de dupla frequência. A precisão orbital é mantida por um sistema de propulsão dedicado. A missão tem por objetivo o monitoramento da variabilidade nas condições da superfície da

terra em ampla faixa (290 km) e com tempo combinado de revisita de 5 dias. Os limites de cobertura estão entre as latitudes 56° Sul e 84° Norte. O sensor embarcado é capaz de registrar uma maior quantidade de informações espectrais da superfície terrestre na região do NIR (ESA, 2015). Na Tabela 1 pode ser observada a quantidade de bandas registradas e suas posições no espectro eletromagnético, a denominação das bandas componentes da imagem, o valor do comprimento de onda central das bandas espectrais, a largura das faixas espectrais e resoluções espaciais.

Tabela 1 – Resolução espacial e espectral das bandas do sensor MSI do Sentinel-2.

Sentinel 2 band	Denomination	Central wavelength (nm)	Bandwidth (nm)	Spatial resolution (m)
Coastal aerosol	B01	443	20	60
Blue	B02	490	65	10
Green	B03	560	35	10
Red	B04	665	30	10
Red Edge 1	B05	705	15	20
Red Edge 2	B06	740	15	20
Red Edge 3	B07	783	20	20
Near Infra-Red	B08	842	115	10
Near Infra-Red	B8a	865	20	20
Water Vapour	B09	945	20	60
SWIR - Cirrus	B10	1375	30	60
SWIR	B11	1610	90	20
SWIR	B12	2190	180	20

Fonte: Adaptado da ESA (2015).

2.6 Índices de vegetação

Um método dentro do sensoriamento remoto para estudos de vegetação é o uso de índices de vegetação, que são operações matemáticas que envolvem duas ou mais bandas que melhoram suas propriedades. Isso permite intercomparações espaciais e temporais confiáveis da atividade fotossintética e da estrutura do dossel da vegetação em estudo (HUETE et al., 2002). Ainda segundo o autor, o índice de vegetação é uma simples transformação de bandas espectrais diretamente computadas, sem nenhum viés ou premissa em relação aos atributos bióticos ou abióticos do local em estudo. Por meio do uso do índice, é possível monitorar

variações sazonais, interanuais e de longo prazo dos parâmetros estruturais, fenológicos e biofísicos da vegetação.

A lógica dos principais índices de vegetação utilizados é baseada no fato de que a energia refletida nas regiões do vermelho e NIR está diretamente relacionada à atividade fotossintética do dossel vegetal, bem como no pressuposto de que o uso de duas ou mais bandas espectrais pode minimizar substancialmente as principais fontes de ruído que afetam a resposta dada (FERREIRA; FERREIRA; FERREIRA, 2008). Ainda segundo os autores, as principais fontes de ruído para análise da vegetação por meio de imagens orbitais são: as variações na irradiância solar, interferências por vapor d'água, poluição e gases atmosféricos, contribuições da vegetação não-fotossinteticamente ativa, contribuições do substrato e efeitos da composição e estrutura do dossel.

3 CONCLUSÃO

O sensoriamento remoto orbital para monitoramento e avaliação de lavouras e florestas vem sendo utilizado em todo o mundo. Os ganhos potenciais que a utilização desse conjunto de tecnologias pode levar aos agricultores ainda não estão bem definidos, mas aparentemente serão de grande relevância. O monitoramento de culturas de alto valor econômico visando à otimização dos sistemas de cultivo tem potencial para além da redução dos custos de manutenção das lavouras, como exemplo os ganhos ambientais devidos à redução da aplicação de agroquímicos. Sendo assim, monitoramento da ferrugem do café por meio de técnicas de sensoriamento remoto é uma vertente a ser estudada e melhor entendida por pesquisadores que desejam levar benefícios aos cafeicultores e às comunidades onde as lavouras estão implantadas.

REFERÊNCIAS

ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013.

ALVES, M. C. et al. Modeling spatial variability and pattern of rust and brown eye spot in coffee agroecosystem. **Journal of Pest Science**, Basel, v. 82, n. 2, p. 137-148, 2009.

AVELINO, J.; WILLOCQUET, L.; SAVARY, S. Effects of crop management patterns on coffee rust epidemics. **Plant pathology**, London, v. 53, n. 5, p. 541-547, 2004.

AVELINO, J. et al. The intensity of a coffee rust epidemic is dependent on production situations. **Ecological modelling**, Amsterdam, v. 197, n. 3-4, p. 431-447, 2006.

AUERNHAMMER, H. Precision farming — the environmental challenge. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 30, n. 1-3, p. 31-43, 2001.

BERNARDES, T. et al. Monitoring biennial bearing effect on coffee yield using MODIS remote sensing imagery. **Remote Sensing**, Basel, v. 4, n. 9, p. 2492-2509, 2012.

CAMARGO, A. P.; CAMARGO, M. B. P. Definição e esquematização das fases fenológicas do cafeeiro arábica nas condições tropicais do Brasil. **Bragantia**, Campinas, v. 60, n. 1, p. 65-68, mar. 2001.

CARVALHO, V. L. et al. Influence of different yield levels on coffee rust evolution and on phenolic compounds on leaves. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 25, p. 49-54, 2001.

CHEMURA, A. et al. Mapping spatial variability of foliar nitrogen in coffee (*Coffea arabica* L.) plantations with multispectral Sentinel-2 MSI data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 138, n.1, p. 1-11, 2018.

CHEMURA, A.; MUTANGA, O.; DUBE, T. Remote sensing leaf water stress in coffee (*Coffea arabica*) using secondary effects of water absorption and random forests. **Physics and Chemistry of the Earth**, Amsterdam, v.100, n. 1, p 317-324, 2017b.

CHEMURA, A.; MUTANGA, O.; DUBE, T. Separability of coffee leaf rust infection levels with machine learning methods at Sentinel-2 MSI spectral resolutions. **Precision Agriculture**, Amsterdam, v. 18, n. 5, p. 859–881, 2017a.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. A Conab. Brasília, 2020. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/cafes>> Acesso em: 10 fev. 2020.

COOPS, N. Assessment of Dothistroma needle blight of *Pinus radiata* using airborne hyperspectral imagery. **Phytopathology**, Mineápolis, v. 93, n. 12, p. 1524–1532, 2003.

COSTA, M. J. N.; ZAMBOLIM, L.; RODRIGUES, F. A. Effect of levels of coffee berry removals on the incidence of rust and on the level of nutrients, carbohydrates and reductor sugar. **Fitopatologia Brasileira**, Brasília, v. 31, n. 6, p. 564-571, 2006.

COUTO JR., A. F. et al. Phenological characterization of coffee crop (*Coffea arabica* L.) from MODIS time series. **Brazilian Journal of Geophysics**, Rio de Janeiro, v. 31, n. 4, p. 569-578, 2013.

CUSTÓDIO, A. A. P. et al. Effect of center-pivot irrigation in the rust and brown eye spot of coffee. **Plant disease**, Moscow-ID, v. 98, n. 7, p. 943-947, 2014.

EITEL, J. U. H. et al. Broadband, red-edge information from satellites improves early stress detection in a New Mexico conifer woodland. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, p. 3640–3646, 2011.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. A Embrapa. Controle da ferrugem o cafeeiro (*Hemileia vastatrix*) no estado de Rondônia. Brasília, 1999.
<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/76700/1/FOL-7730-0001.pdf>. Acesso em: 15 out 2019.

EUROPEAN SPACE AGENCY. A Esa. Sentinel-2 user handbook. https://sentinel.esa.int/documents/247904/685211/Sentinel-2_User_Handbook. Acesso em: 17 nov 2019.

FERREIRA, L. G.; FERREIRA, N. C.; FERREIRA, M. E. Sensoriamento remoto da vegetação: evolução e estado-da-arte. **Acta Scientiarum - Biological Sciences**, Maringá, v. 30, n. 4, p. 379–390, 2008.

GAERTNER, J. et al. Vegetation classification of Coffea on Hawaii Island using WorldView-2 satellite imagery. **Journal of Applied Remote Sensing**, Orlando, v. 11, n. 4, 2017.

HUETE, A. et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 83, n. 1–2, p. 195–213, nov. 2002.

JENSEN, J. R. Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. 2. ed. São José dos Campos: Parêntese, 2011.

KATSUHAMA, N. et al. Discrimination of areas infected with coffee leaf rust using a vegetation index. **Remote sensing letters**, Londres, v. 9, n. 12, p. 1186-1194, 2018.

KUSHALAPPA, A. C.; ESKES, A. B. Coffee rust: epidemiology, resistance and management. 1. ed. Boca Roton: CRC Press, 1989.

LAMPARELLI, R. A. C. et al. Use of data mining and spectral profiles to differentiate condition after harvest of coffee plants. **Engineering Agriculture**, Jaboticabal, v. 32, n. 1, p. 184–196, 2012.

LIAGHAT, S.; BALASUNDRAM, S. K. A review: the role of remote sensing in precision agriculture. **American Journal of Agricultural and Biological Sciences**, New York, v. 5, n. 1, p. 50-55, 2010.

LÓPEZ-BRAVO, Donal Fernando; VIRGINIO-FILHO, E. de M.; AVELINO, Jacques. Shade is conducive to coffee rust as compared to full sun exposure under standardized fruit load conditions. **Crop Protection**, Amsterdam, v. 38, p. 21-29, 2012.

MARIN, Diego Bedin et al. Sensoriamento remoto multiespectral na identificação e mapeamento das variáveis bióticas e abióticas do cafeeiro. **Revista Ceres**, Viçosa, v. 66, n. 2, p. 142-153, 2019.

MARTINS, George Deroco; GALO, Maria de Lourdes Bueno Trindade; VIEIRA, Bruno Sergio. Detecting and mapping root-knot nematode infection in coffee crop using remote sensing measurements. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, New Jersey, v. 10, n. 12, p. 5395-5403, 2017.

MINISTÉRIO DA AGRICULTURA, PECUÁRIA E ABASTECIMENTO. O Mapa. Brasília, 2017. Disponível em:

<<http://www.agricultura.gov.br/assuntos/politica-agricola/cafe/cafeicultura-brasileira#section-3>> Acesso em 3 jul. 2018.

MOREIRA, M. A.; ADAMI, M.; RURDORFF, B. F. T. Spectral and temporal behavior analysis of coffee crop in Landsat images Abstract. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 39, n. 3, p. 223–231, 2004.

PIRES, M. S. O.; ALVES, M. C.; POZZA, E. A. Multispectral radiometric characterization of coffee rust epidemic in different irrigation management systems. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 86, p. 102016, 2020.

Pozza E. A.; Carvalho V. L.; Chalfoun, S. M. Sintomas de injúrias causadas por doenças em cafeeiro. In: Guimarães R. J.; Mendes, A. N. G.; Baliza, D. P. **Semiologia do Cafeeiro: Sintomas de desordens nutricionais, fitossanitárias e fisiológicas**. 1. Ed. Lavras: Ed. UFLA, 2010. cap. 2, p. 67–106.

SILVA, M. G. et al. Geostatistical analysis of coffee leaf rust in irrigated crops and its relation to plant nutrition and soil fertility. **Phytoparasitica**, London, v. 47, n. 1, p. 117-134, 2019.

UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE. O Usda. Washington, D.C., 2019. Disponível em: <<https://downloads.usda.library.cornell.edu/usda-esmis/files/m900nt40f/sq87c919h/8w32rm91m/coffee.pdf>> Acesso em: 10 fev. 2020.

VALE, F. X. R. et al. 1. Efeito de fatores climáticos na ocorrência e no desenvolvimento da ferrugem do cafeeiro. In: SIMPÓSIO DE PESQUISA DOS CAFÉS DO BRASIL, 1, 2000, Poços de Caldas. **Anais...** Brasília: Consórcio Pesquisa Café, 2000.

Disponível em:

<http://www.sapc.embrapa.br/arquivos/consorcio/spcb_anais/simposio1/Doencas2.pdf>.

Acesso em: 17 nov. 2017.

ZAMBOLIM, L. Current status and management of coffee leaf rust in Brazil. **Tropical Plant Pathology**, Viçosa, v. 41, n. 1, p. 1-8, 2016.

ZAMBOLIM, L. et al. Epidemiologia e controle integrado da ferrugem-do-cafeeiro. In: ZAMBOLIM, L. (Ed.). **O estado da arte de tecnologias na produção de café**. 1 Ed. Viçosa: Editora UFV, 2002. cap ,p. 369-449.

ZHENG, Qiong et al. New spectral index for detecting wheat yellow rust using sentinel-2 multispectral imagery. **Sensors**, Basel, v. 18, n. 3, p. 868, 2018.

ARTIGO

RELATIONSHIP BETWEEN SENTINEL-2 ORBITAL DATA AND *IN SITU* MONITORING OF COFFEE RUST

Matheus Luiz Jorge Cortez¹
Marcelo de Carvalho Alves²
Gladyston Rodrigues Carvalho³
Edson Ampélio Pozza⁴

¹Federal University of Lavras, Agricultural Engineering Department, Lavras, Minas Gerais, Brazil

²Federal University of Lavras, Agricultural Engineering Department, Lavras, Minas Gerais, Brazil

³Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais, Epamig sul, Campus da UFLA, Lavras, Minas Gerais, Brazil

⁴Federal University of Lavras, Plant Pathology Department, Lavras, Minas Gerais, Brazil

Corresponding author: Cortez, MLJ – cortez.agro@gmail.com – ORCID: 0000-0003-3922-5904

Abstract

Coffee rust (*Hemileia vastatrix* Berkeley & Broome) is the main coffee disease in Brazil. Coffee rust control is calendar-based and performed by applying chemicals in order to avoid the outburst of disease epidemics. The aim of this work was to identify coffee rust using multispectral orbital sensing through analyses utilising vegetation indices and coffee rust incidence, defoliation and yield data obtained *in situ*. Field samples were georeferenced using a high-accuracy Global Navigation Satellite System (GNSS) receiver in two plots, in a 42-year-old, leaf rust susceptible coffee cultivar. Conventional chemical control of rust was performed in only one of the plots to serve as control. Coffee rust incidence in areas with and without chemical control was assessed over five months, from December 2018 to April 2019, a period with optimal environmental conditions for disease occurrence. Following analyses of different vegetation indices and data sampled in the coffee crop, Pearson's correlations between the variables were verified. Reported correlations occurred mainly among coffee rust incidence levels in February 2019 and vegetation indices calculated using Sentinel-2 images from August 2018, September 2018 and February 2019 (IRECI $r = 0.566$; IRECI $r = 0.493$; NDMI $r = -0.518$; NDVI(RE1) $r = -0.562$; CI(RE1) $r = -0.573$; MSR(RE1) $r = -0.569$), in areas without coffee rust control. Indices based on relationships between bands in the Red-Edge and Near Infra-Red regions were more sensitive to spectral changes in vegetation due to variation in coffee rust occurrence over time.

Keywords: Remote Sensing; Vegetation indices; Precision agriculture; Sentinel-2.

DECLARATIONS

Funding

This study was funded by the Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel (CAPES) (process number: 88882.446773 / 2019-01), supported by the Minas Gerais Agricultural Research Corporation (EPAMIG) and the Federal University of Lavras.

Conflicts of interest/Competing interests

The authors declare that there are no conflicts of interest or competition of interests.

Ethics approval

Not applicable.

Consent to participate

All authors declare that they are aware of their participation in the present work.

Consent for publication

All authors declare that they are aware of the submission of this work.

Availability of data and material

Data are available.

Code availability

Free software were used.

Article Highlights

- The pathogenic fungus, *Hemileia vastatrix*, can cause losses of up to 50% if no control practices are employed.
- We evaluated ten MSI / Sentinel 2 vegetation indices to assess coffee rust signs and symptoms at different times.
- Results may help to create strategies for localized disease control, as opposed to blanket control measures across cultivars.

Author Contribution Statement

MLJC, MCA and GRC conceived and designed this research. MLJC conducted experiments. MLJC analysed data. MLJC wrote the manuscript. MCA, GRC and EAP reviewed and contributed to the writing of the article. All authors read and approved the manuscript.

1 INTRODUCTION

The coffee plant (*Coffea arabica* L.) is of great economic, social and cultural relevance in Brazil and around the world. Effective management of coffee crops can ensure good productivity, generating greater economic return, and reducing detrimental impacts to the environment.

The disease known colloquially as coffee leaf rust poses a significant threat to Brazilian coffee producers, due to favourable environmental conditions in most coffee regions of the country, and where there is still widespread use of susceptible varieties (Pozza et al. 2010). The pathogenic fungus can cause losses of up to 50% if no control measures are employed (Kushalappa and Eskes 1989; Zambolim 2016).

Control measures for coffee rust are administered across entire plantations, carried out with the use of protective and systemic fungicides that are applied to the plant's leaves, or by drenching the soil, respectively. Agrochemical sprayings are calendar-based starting in November/December and continuing through April (EMBRAPA 1999). The spatial and temporal distributions of coffee rust incidence are not homogeneous across a crop, thus it can be assumed that any total area leaf rust control strategy could be replaced by focused management in specific areas of disease incidence (Alves et al. 2009).

Precision agriculture techniques can result in potential benefits in profitability, yield, sustainability, crop quality and traceability, environmental protection, food security and rural economic development (Liaghat & Balasundram 2010). The efficacy of disease management strategies in the field can be accessed using geographic information system (GIS), global navigation satellite system (GNSS), geocomputation, remote sensing, and variable rate application technology integrated with advanced information processing in georeferenced maps during crop growth, development and production (Auernhammer 2001; Liaghat & Balasundram 2010).

A commonly-used remote sensing method for vegetation studies is the use of vegetation indices. Vegetation indices are mathematical operations involving two or more spectral bands designed to enhance vegetation properties, allowing reliable spatial and temporal inter-comparisons of photosynthetic activity and canopy structure (Huete et al. 2002). The method is based on the fact that energy reflected in red and near-infrared (NIR) regions is directly related to photosynthetic activity of the vegetation canopy, as well as the assumption that using two or more spectral bands can substantially minimize the main sources of noise that affect detected variation in vegetation responses (Ferreira et al. 2008).

Changes observed in spectral properties within the NIR region may provide information on senescence and vegetation stress issues (Jensen 2011). The Multi-Spectral Instrument (MSI) sensor embedded in the Sentinel-2 satellite obtains terrestrial surface spectral reflectance information by recording it in 13 different bands of the electromagnetic spectrum. Five of these spectral bands are positioned in distinct bands within the NIR region, and three of these five are located in the rapidly growing reflectance zone known as Red-Edge (ESA 2015). Based on reflectance measurements applied to simulate the Sentinel-2 satellite sensor bands, Chemura et al. (2017) examined three levels of coffee rust severity in coffee leaves under greenhouse conditions. According to the authors, bands located at the Red-Edge spectral position can be useful for disease detection and coffee crop status evaluation.

In coffee plantations in Brazil, Landsat 7 and 8 images associated with *in situ* coffee rust data have been used to analyse spectral radiometry behaviour of plants under different irrigation systems (Pires et al. 2020). The authors observed that in areas with higher coffee rust incidence under a central pivot and rainfed system, the average reflectance of NIR and green spectral regions was reduced, while reflectance increased in short wave infrared (SWIR) and red wavelengths, when compared to periods with lower coffee rust incidence. Moreover, NDVI generated by Landsat 7 ETM+ sensor images were used to evaluate coffee leaf fall caused by coffee rust in Guatemalan coffee plantations (Katsuhama et al. 2018). It was observed that the NDVI standard deviation value in damaged farms increased as the average NDVI value decreased. By analysing annual NDVI changes, it was also reported that disease progression is not homogeneous in crops (Katsuhama et al. 2018).

Based on the hypothesis that it is possible to detect changes in the spectral behaviour of plants due to the incidence of leaf rust through orbital remote sensing, this study aimed to evaluate the effectiveness of different vegetation indices for remote detection of coffee rust incidence, and to characterize the spectral signature of crops with different levels of disease incidence.

2 MATERIAL AND METHODS

Area description

The study area is located in Minas Gerais Agricultural Research Company (EPAMIG) experimental field in Três Pontas city, Minas Gerais state, Brazil. The cultivar present in the area is Catuaí Amarelo IAC - 17, a variety susceptible to coffee rust. Plant spacing is 3.5 m x 2.0 m with 2 plants per pit, and a crop age of 42 years.

The approximate central geographical point of the study area has a latitude of 21°20'38.36"S and a longitude of 45°28'48.51"W, and the average altitude is around 935 m. The region is classified as Cwa, with dry winters and rainy summers (Alvares et al. 2013).

Georeferencing of sample points

Images obtained by adding the Sentinel-2 MSI sensor to the Spectra Precision SP60 L1/L2 RTK GNSS receiver software provided latitude and longitude data, corresponding to the center of fifty pixels in different spectral bands (Table 1). . Subsequently, the GNSS RTK receiver base was placed in the field and the fifty sample points were manually located by walking with the mobile RTK receiver in the sampling area. In each of the fifty identified subareas (measuring 10 m x 10 m), a central coffee plant was georeferenced, which was then used to select a further two plants within a radius of approximately 2 m within the planting line. In total one hundred and fifty coffee plants were evaluated, three plants per sampling point.

Table 1 Spatial and spectral resolution of Sentinel-2 satellite MSI sensor bands (ESA 2015) used to calculate vegetation indices

Sentinel-2 band	Denomination	Spectral band center (nm)	Bandwidth (nm)	Spatial resolution (m)
Coastal aerosol	B01	443	20	60
Blue	B02	490	65	10
Green	B03	560	35	10
Red	B04	665	30	10
Red Edge 1	B05	705	15	20
Red Edge 2	B06	740	15	20
Red Edge 3	B07	783	20	20
Near Infra-Red	B08	842	115	10
Near Infra-Red	B8a	865	20	20
Water Vapour	B09	945	20	60
SWIR - Cirrus	B10	1375	30	60
SWIR 2	B11	1610	90	20
SWIR 3	B12	2190	180	20

Crop treatments

The study area was split into two sections (Figure 1). The northern section measured approximately 0.57 ha and contained 32 sampling points, while the southern section measured around 0.43 ha and contained 18 sampling points. No rust control was performed in the northern section, however the southern section received a systemic fungicide containing triazole and strobilurin on 11 December 2018 and 20 February 2019, as well as a leaf application of copper on 8 April 2019. The application of fertiliser was carried out following Guimarães et al. (1999), based on soil fertility management and leaf nutrition in coffee culture recommended for Minas Gerais state, Brazil.

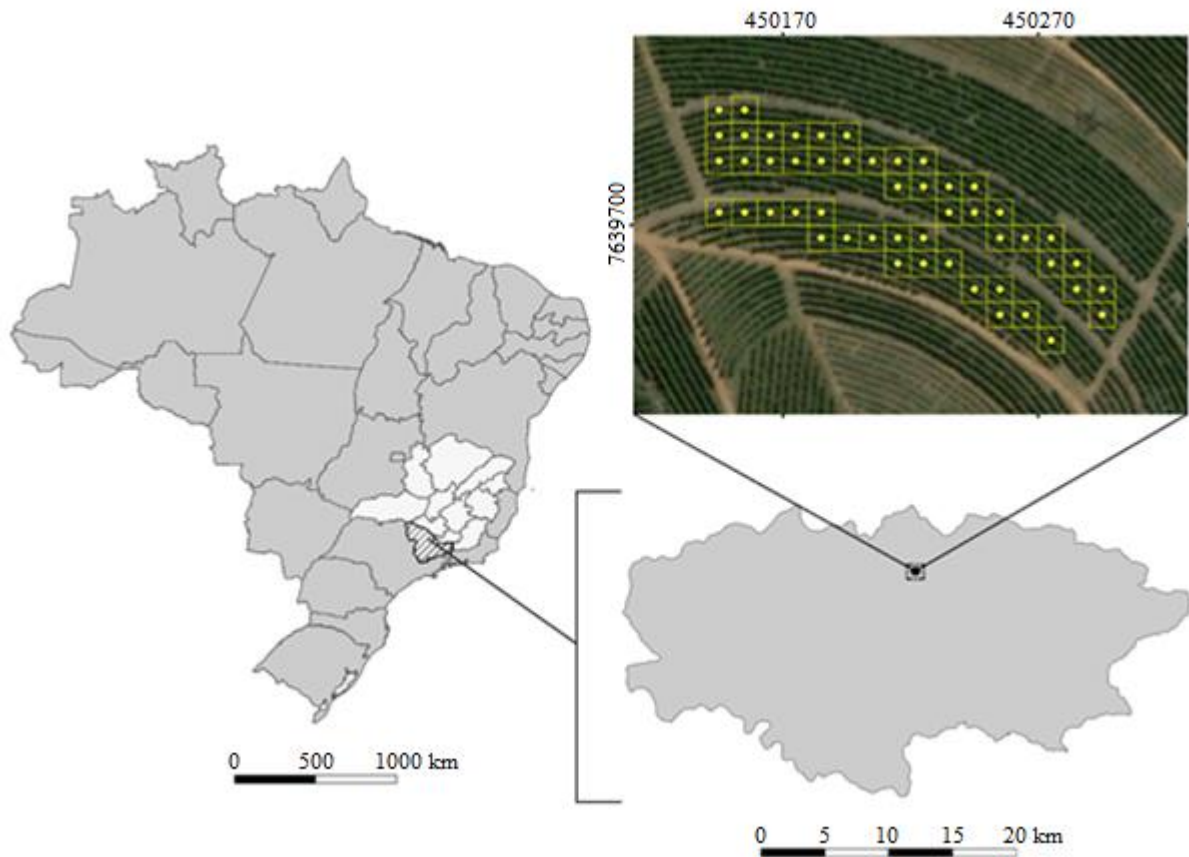


Fig. 1 Study area indicating the location of Minas Gerais state within Brazil, and the south/southwest region of the federative unit (left), the area of Três Pontas city (bottom right), and the plantation area in the EPAMIG experimental fieldsite, showing the sampling pixels (subareas) (top right).

Field evaluation: coffee rust, defoliation and yield

Coffee rust was sampled monthly between December 2018 and April 2019 (totalling five separate samples), using a non-destructive method that takes into account plant exposure to solar radiation. For each coffee plant, eight leaves were evaluated; four leaves from different randomly selected plagiotropic branches on the north-facing side of the plant (i.e. higher insolation levels), and four leaves from different plagiotropic branches on the south-facing side of the plant (lower insolation levels) (Custódio et al. 2010). Therefore, a total of 24 leaves were evaluated per subarea. Leaves of the 3rd and 4th pair of plagiotropic branches in the middle third of the plants were assessed according to the methodology proposed by Lima (1979). The percentage of coffee rust incidence for each subarea was obtained by dividing the total number of leaves with recorded coffee rust signals by the total number of leaves evaluated in the subarea (24 leaves), and multiplied by one hundred.

Defoliation was determined using strands positioned at two points on one plagiotropic branch of each of the one hundred and fifty coffee plants. Leaf fall was recorded in each monthly assessment following the initial number of leaves counted in December 2018, totalling five samples. These leaf drop data were then transformed into a percentage of defoliation.

Fruit harvest was carried out on 2 July 2019 with a portable Nakashi DL 262-MT2L[®] gasoline machine. A cloth was placed on the floor around the plants to facilitate the collection of the fallen fruits. The volume of fruits from the three plants in each subarea was measured using a graduated bucket, meaning that the volume

assigned to each of the fifty subareas corresponded to liters per three plants. Fruits were collected from all one hundred and fifty plants that were previously evaluated for coffee rust incidence levels.

Multispectral data

The orbital data captured by the Sentinel-2 satellite-embedded MSI sensor was obtained by a free download available from the United States Geological Survey (USGS 2019) collection. Sentinel-2 scenes were selected using the criteria of least atmospheric interference and closest proximity to date of crop rust sampling (Table 2).

Table 2 Dates that *in situ* data were obtained, respective orbital data used for correlation analysis and cloud coverage of Sentinel-2 images (USGS 2019)

Data	August	September	November	December	January	February	March	April
<i>In situ</i>	-	-	-	2018/12/14	2019/01/14	2019/02/15	2019/03/15	2019/04/19
Orbitals	2018/08/20	2018/09/09	2018/11/28	2018/12/13	2019/01/17	2019/02/01	2019/03/08	2019/04/22
Cloud cover	< 10%	< 10%	< 10%	< 10%	< 20%	< 10%	< 10%	< 10%

Sentinel-2 digital image processing

Digital images were processed using the Dark Object Subtraction (DOS) method (Chavez 1988, 1989). Correction by the DOS method is carried out by estimating the atmospheric interference in each spectral band, performing calculations to transform the digital number into radiance values, and then to surface reflectance values. Minimum and maximum radiance, top-level irradiance, and sensor gain were necessary variables for calculations, and varied for different bands. Additionally, other factors that depend on the image date were included, such as Earth-Sun distance and solar elevation angle (Gürtler et al. 2005).

Vegetation indices calculations and Pearson's correlations

Vegetation indices (Tables 3) using different relationships between Sentinel-2 spectral bands were calculated. The vegetation indices selected provide data on plant canopy such as leaf area, plant leaf moisture and chlorophyll content.

Table 3 Vegetation indices calculated to correlate with leaf rust incidence, defoliation and yield data obtained from field samples, spectral bands necessary for index calculations and authors who developed / adapted them

Index	Formula	Source
Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI = \frac{(B8 - B4)}{(B8 + B4)}$	Rouse et al. (1974)
Normalized Difference Moisture Index (B11)	$NDMI(B11) = \frac{(B8 - B11)}{(B8 + B11)}$	Wilson and Sader (2002)
Normalized Difference Moisture Index (B12)	$NDMI(B12) = \frac{(B8 - B12)}{(B8 + B12)}$	Wilson and Sader (2002)
Renormalized Normalized Difference Vegetation Index	$RNDVI = \frac{(B8 - B4)}{\sqrt{B8 + B4}}$	Gitelson and Merzlyak (1994)
Inverted Red-Edge Chlorophyll Index	$IRECI = \frac{(B8 - B4)}{\sqrt{B6/B5}}$	Frampton et al. (2013)
Normalized Difference Vegetation Index (RE1)	$NDVI(RE1) = \frac{(B8 - B5)}{(B8 + B5)}$	Gitelson and Merzlyak (1994)
Red-Edge Chlorophyll Index	$CI(RE1) = (B8/B5) - 1$	Gitelson et al. (2005)
Transformed Chlorophyll Absorption Ratio Index / Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index	$\frac{TCARI}{OSAVI} = \frac{3 * [(B6 - B5) - 0.2 * (B6 - B3)] * (B6/B5)}{\{[(1 + 0.16) * (B6 - B5)]/B6 + B5 + 0.16\}}$	Rondeaux et al. (1996); Daughtry et al. (2000); Wu et al. (2008)
Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index / Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index	$\frac{MCARI}{OSAVI} = \frac{[(B6 - B5) - 0.2 * (B6 - B3)] * (B6/B5)}{\{[(1 + 0.16) * (B6 - B5)]/B6 + B5 + 0.16\}}$	Rondeaux et al. (1996); Daughtry et al. (2000); Wu et al. (2008)
Modified Simple Ratio (RE1)	$MSR(RE1) = \frac{[(B8/B5) - 1]}{\sqrt{(B8/B5) + 1}}$	Chen (1996); Wu et al. (2008)

Vegetation index calculations (Table 3) were performed for 7 selected Sentinel-2 images for correlation with coffee rust incidence, defoliation and yield data. Another Sentinel-2 image (November 2018) was selected for index calculations for use in comparison with monthly rainfall intensity data. To perform the correlations, values were extracted from each index corresponding to the 50 georeferenced subareas in the coffee crop area selected for rust sampling (i.e. the 50 pixels of highest spatial resolution bands of Sentinel-2 MSI images). Pearson's correlations (Figure 2) were performed between *in situ* data and vegetation indices values extracted from the 18 sampling points in the southern section (with coffee rust chemical control). The same procedure was performed for the 32 points in the northern section (without coffee rust chemical control).

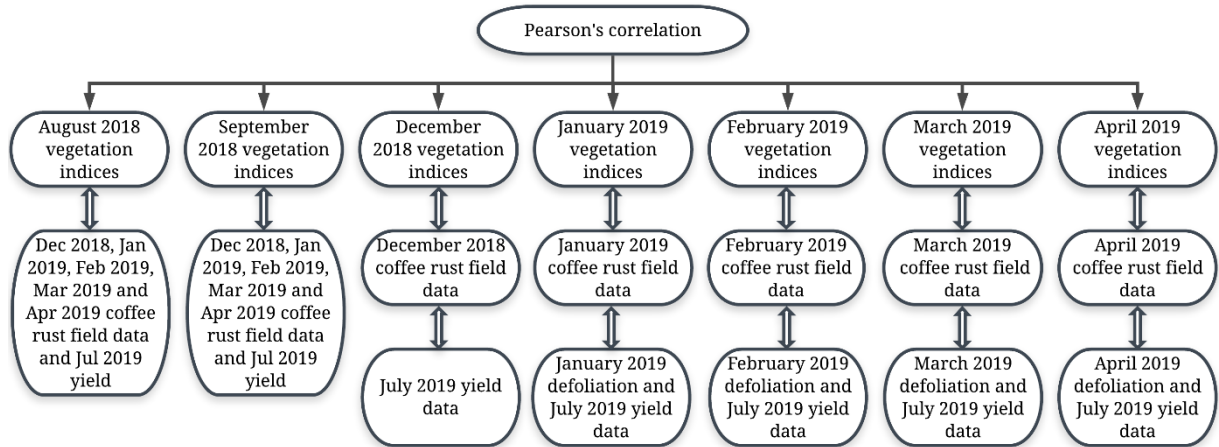


Fig. 2 Correlations between field data sampled in EPAMIG experimental fieldsite in Três Pontas city and vegetation indices calculated with Sentinel-2 images

In order to evaluate spectral behaviour in the south and north sections, reflectance values of each 50 sample points were extracted from all 13 spectral bands in the Sentinel-2 images. For each of the 13 bands, monthly mean reflectance values of the 32 northern sample points were calculated. The same procedure was performed for the 18 southern sample points. Student's t-tests were then performed to compare monthly averages of areas with and without leaf rust chemical control.

Meteorological *in situ* data

To better understand the coffee plant's spectral response to coffee rust, monthly rainfall data were used to compare with the monthly vegetation indices data. Rainfall intensity (mm / month) was measured with a rain gauge from three conventional weather stations located in the cities of Machado, Lavras and São Lourenço, that surround the EPAMIG experimental fieldsite in Minas Gerais state, Brazil (INMET 2019). With these data, rainfall intensity interpolation was performed by using an inverse distance weighting method (Viola et al. 2010).

3 RESULTS

Spatial-temporal coffee rust distribution

An increase in coffee rust incidence was recorded over the months of assessment, most notably in the area where the disease was not controlled (Figure 3). Coffee rust incidence classes were defined in order to facilitate the visualization of rust spatiotemporal progress (Figure 4).

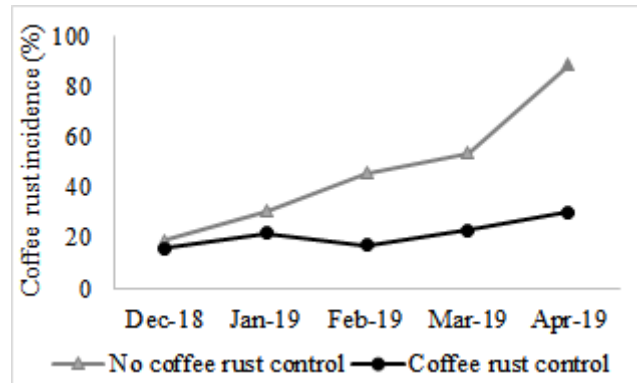


Fig. 3 Coffee rust incidence percentage between December 2018 and April 2019 in areas with and without chemical control in the EPAMIG experimental fieldsite, Três Pontas city, Minas Gerais state, Brazil

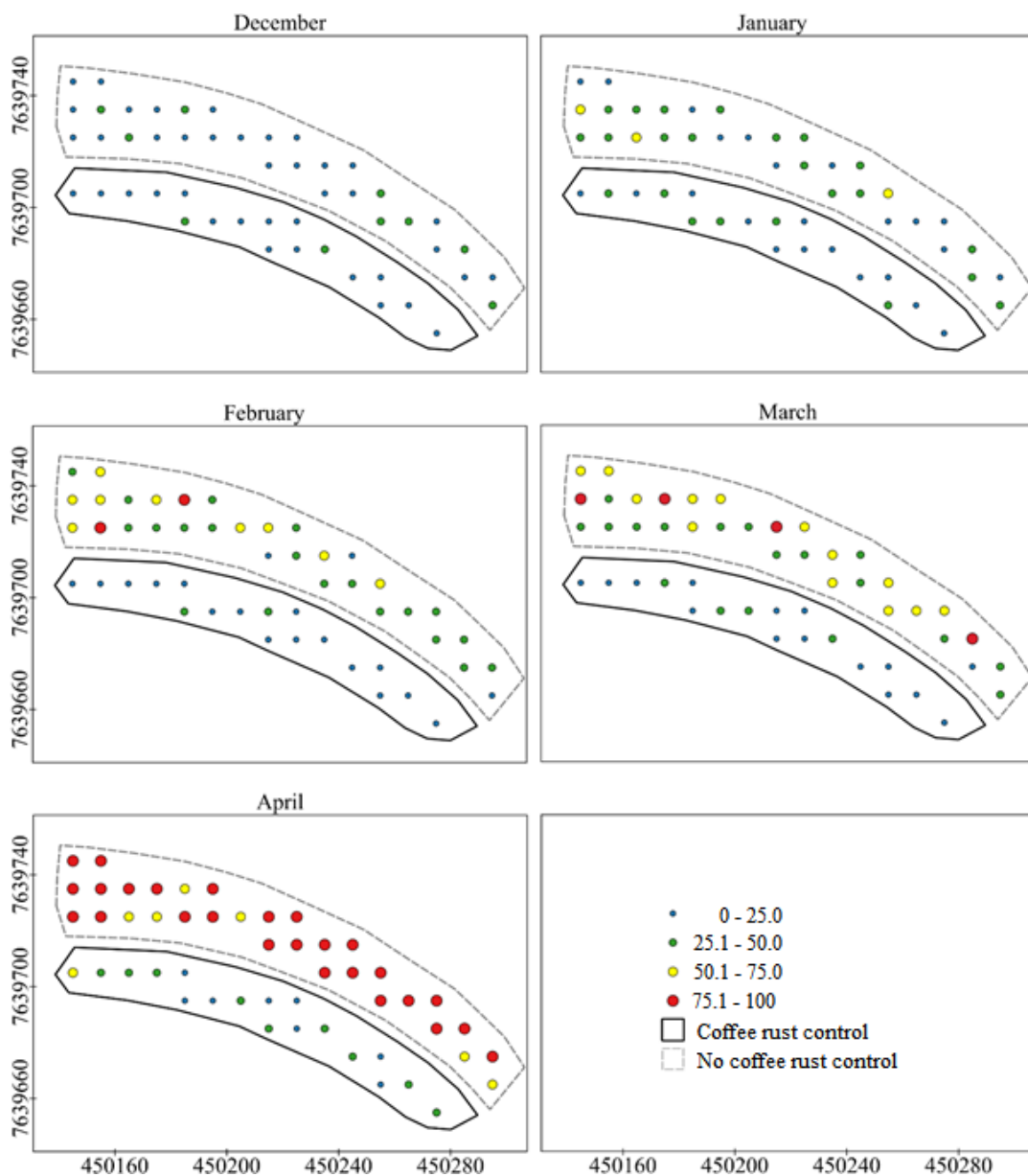


Fig. 4 Coffee rust incidence percentage in crop subareas over time in control and uncontrolled sections (continuous and dashed lines, respectively) in the EPAMIG experimental fieldsite, Três Pontas city, Minas Gerais state, Brazil

Correlation of data derived from Sentinel 2 with field data

Pearson's correlation indicated an interaction between levels of coffee rust incidence and the vegetation indices calculated for each respective month of evaluation. It was noted that in February 2019 negative correlations were reported between various vegetation indices and coffee rust incidence in the northern section of the study site (Table 4).

Table 4 Pearson's correlations (r) between different vegetation indices, yield and defoliation coffee rust incidence between December 2018 and April 2019, in sampling areas with chemical control measures (c), and without chemical control measures (nc). Significant r values ($p < 0.05$) are highlighted.

Data	Dec (nc)	Dec (c)	Jan (nc)	Jan (c)	Feb (nc)	Feb (c)	Mar (nc)	Mar (c)	Apr (nc)	Apr (c)
YIELD	-0.132	-0.390	-0.291	-0.406	-0.082	-0.173	0.243	0.034	0.555	0.307
DEFOLIATION	-	-	0.384	0.113	0.230	0.030	0.220	0.116	0.268	0.131
NDVI	-0.173	-0.316	-0.036	-0.295	-0.313	0.251	-0.166	-0.001	0.257	-0.435
NDMI(B11)	0.077	-0.292	-0.039	-0.451	-0.518	-0.007	-0.266	-0.078	0.122	-0.502
NDMI(B12)	0.116	-0.218	-0.100	-0.450	-0.481	-0.039	-0.175	0.007	0.092	-0.519
RNDVI	-0.132	-0.338	-0.033	-0.375	-0.426	0.236	-0.288	-0.087	0.242	-0.448
IRECI	-0.211	-0.360	0.262	0.039	-0.124	0.210	-0.040	-0.249	0.155	-0.361
NDVI(RE1)	0.193	-0.212	-0.178	-0.403	-0.562	0.031	-0.378	-0.037	0.133	-0.461
CI(RE1)	0.199	-0.220	-0.182	-0.401	-0.573	0.034	-0.371	-0.034	0.137	-0.426
TCARI/OSAVI	-0.078	0.201	0.189	0.310	0.473	-0.127	0.269	-0.087	-0.219	0.445
MCARI/OSAVI	0.220	-0.127	-0.154	-0.283	-0.474	-0.050	-0.385	0.019	0.135	-0.359
MSR(RE1)	0.197	-0.217	-0.181	-0.402	-0.569	0.033	-0.374	-0.035	0.135	-0.440

The vegetation indices calculated with the February 2019 images using spectral bands in NIR (B08) and Red-Edge 1 (B05) presented the highest correlation values with leaf rust data sampled in the respective month (NDVI(RE1) $r = -0.562$; CI(RE1) $r = -0.573$; MSR(RE1) $r = -0.569$). For NDMI indices calculated using NIR band (B08) and one of the bands in SWIR position (B11 or B12), we obtained, respectively, moderate and weak correlations for February 2019 ($r = -0.518$ and $r = -0.481$), and moderate for April 2019 ($r = -0.502$ and $r = -0.519$).

The yield harvested in July 2019 had a moderate positive correlation ($r = 0.555$) with coffee rust incidence reported in April 2019 in the sampling section without any chemical control. Furthermore, the IRECI vegetation index generated from images recorded in August and September 2018 also correlated positively with leaf rust assessment data obtained in February and March 2019 (Tables 5 and 6).

Table 5 Pearson's correlations (r) between vegetation indices calculated with August images with coffee rust incidence data and yield data from sample points in the area without chemical control. Significant values ($p < 0.05$) are highlighted.

August indices	Dec	Jan	Feb	Mar	Apr	Yield
NDVI	0.041	-0.019	0.221	0.246	0.054	-0.134
NDMI(B11)	0.013	-0.112	-0.114	0.241	0.137	0.090
NDMI(B12)	-0.058	-0.219	-0.143	0.236	0.060	0.171
RNDVI	0.080	-0.023	0.266	0.304	0.114	-0.096
IRECI	0.138	0.024	0.566	0.447	0.193	-0.062
NDVI(RE1)	0.010	-0.166	-0.262	0.096	0.056	0.051
CI(RE1)	0.016	-0.147	-0.240	0.102	0.077	0.058
TCARI/OSAVI	0.011	0.052	0.169	-0.090	-0.081	0.011
MCARI/OSAVI	0.029	-0.038	-0.477	-0.209	-0.021	-0.007
MSR(RE1)	0.013	-0.155	-0.249	0.100	0.068	0.055

Table 6 Pearson's correlations (r) between vegetation indices calculated with September images with coffee rust incidence data and yield data from sample points in the area without chemical control. Significant values ($p < 0.05$) are highlighted.

September indices	Dec	Jan	Feb	Mar	Apr	Yield
NDVI	0.021	-0.064	0.120	0.194	0.068	-0.100
NDMI(B11)	0.036	-0.077	-0.118	0.235	0.171	0.069
NDMI(B12)	-0.031	-0.060	-0.165	0.190	0.090	0.019
RNDVI	0.057	-0.033	0.198	0.249	0.118	-0.100
IRECI	0.097	0.027	0.493	0.389	0.256	-0.074
NDVI(RE1)	0.051	-0.121	-0.204	0.040	-0.010	0.036
CI(RE1)	0.059	-0.131	-0.205	0.053	0.018	0.063
TCARI/OSAVI	-0.002	0.135	0.131	-0.110	0.009	0.035
MCARI/OSAVI	0.042	0.090	-0.230	-0.143	-0.112	-0.115
MSR(RE1)	0.056	-0.127	-0.205	0.048	0.006	0.052

Reflectance and vegetation index averages in areas with and without coffee rust control

By analysing average monthly reflectances for the different bands of the electromagnetic spectrum in both the northern and southern sections, it was observed that there were higher average reflectances in the Red-Edge/NIR region (Figure 5). It was also noted that for the spectral region in Red-Edge/NIR, there were reflectance peaks for the month of February 2019 in both sections. However, average reflectances at RE2 (740 nm), RE3 (783 nm), NIR-8 (842 nm) and NIR-8a (865 nm) were higher in the northern area with no rust control. By analysing isolated bands, two SWIR bands were found to have the highest reflectance in December 2018, indicating a lower moisture content in the vegetation canopy.

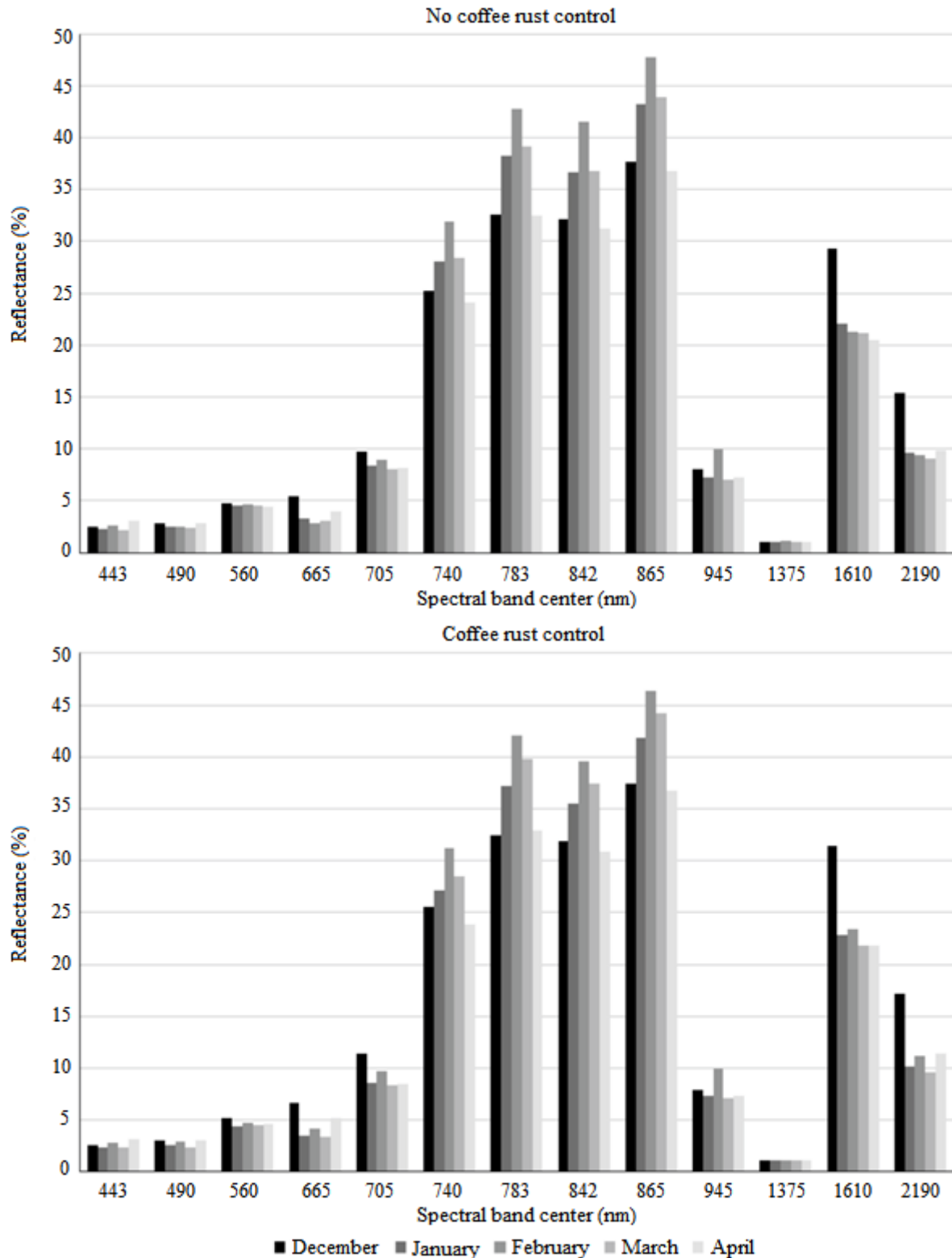


Fig. 5 Average monthly reflectance of Sentinel-2 spectral bands in the two areas (with and without coffee rust control measures) in the EPAMIG experimental fieldsite at Três Pontas city, Minas Gerais state, Brazil

Student's t-test showed that the average reflectance of RE2 (B06), RE3 (B07), NIR-8 and NIR-8a bands in the northern and southern sampling sections did not differ from each other in December 2018. However, reflectance averages became statistically different when comparing the north and south sample areas due to

increased occurrence of coffee rust in January and February 2019, corresponding to higher reflectance in the northern section where the incidence of leaf rust was higher (Table 7).

Table 7 Spectral bands reflectance averages of areas with (c) and without (nc) coffee rust control and Student's t-test results ('ns' equal to not significant) for independent samples (comparison of means)

Bands	Band center (nm)	December			January			February			March			April		
		Mean		p-value	Mean		p-value	Mean		p-value	Mean		p-value	Mean		p-value
		c	nc		c	nc		c	nc		c	nc		c	nc	
B01	443	2.58	2.46	≤0.01	2.33	2.29	ns	2.76	2.64	≤0.01	2.29	2.21	≤0.01	3.13	3.08	ns
B02	490	3.07	2.79	≤0.05	2.52	2.48	ns	2.89	2.55	≤0.01	2.38	2.42	ns	3.08	2.90	ns
B03	560	5.12	4.75	≤0.05	4.35	4.50	≤0.01	4.77	4.60	ns	4.47	4.60	ns	4.57	4.49	ns
B04	665	6.70	5.41	≤0.01	3.50	3.30	≤0.05	4.17	2.88	≤0.01	3.33	3.05	ns	5.22	3.93	≤0.01
B05	705	11.42	9.70	≤0.01	8.58	8.41	≤0.05	9.67	8.92	≤0.01	8.30	8.02	≤0.05	8.45	8.19	ns
B06	740	25.50	25.21	ns	27.14	28.10	≤0.01	31.17	31.96	≤0.01	28.46	28.45	ns	23.86	24.16	≤0.05
B07	783	32.48	32.65	ns	37.18	38.19	≤0.01	42.07	42.73	≤0.01	39.83	39.14	≤0.01	32.86	32.44	ns
B08	842	31.90	32.11	ns	35.54	36.61	≤0.01	39.61	41.48	≤0.01	37.46	36.75	≤0.01	30.91	31.19	ns
B8a	865	37.45	37.67	ns	41.84	43.17	≤0.01	46.35	47.73	≤0.01	44.25	43.85	ns	36.81	36.75	ns
B09	945	7.89	8.01	≤0.01	7.28	7.28	ns	9.98	9.93	ns	7.08	7.05	ns	7.31	7.30	ns
B10	1375	1.08	1.08	ns	1.05	1.05	ns	1.15	1.16	≤0.01	1.06	1.05	≤0.01	1.08	1.08	ns
B11	1610	31.44	29.29	≤0.01	22.80	22.11	≤0.01	23.35	21.29	≤0.01	21.82	21.11	≤0.01	21.83	20.47	≤0.05
B12	2190	17.14	15.42	≤0.01	10.15	9.62	≤0.01	11.16	9.36	≤0.01	9.64	9.12	≤0.01	11.34	9.85	≤0.01

The tested vegetation indices responded differently to rainfall intensity (Figure 6). The curve of indices NDVI, NDMI(B11), NDMI(B12), RNDVI, NDVI(RE1), CI(RE1), MCARI/OSAVI and MSR(RE1) are similar and appeared to correspond with the rainfall intensity curve with a delay of around 3 months, however, with different intensities. For indices calculated with SWIR bands, the pattern was observed more sharply. The vegetation index TCARI/OSAVI presented this same pattern in inverted form. For the IRECI case, the response to rainfall seemed to be faster, following the rainfall intensity curve with an interval of less than one month.

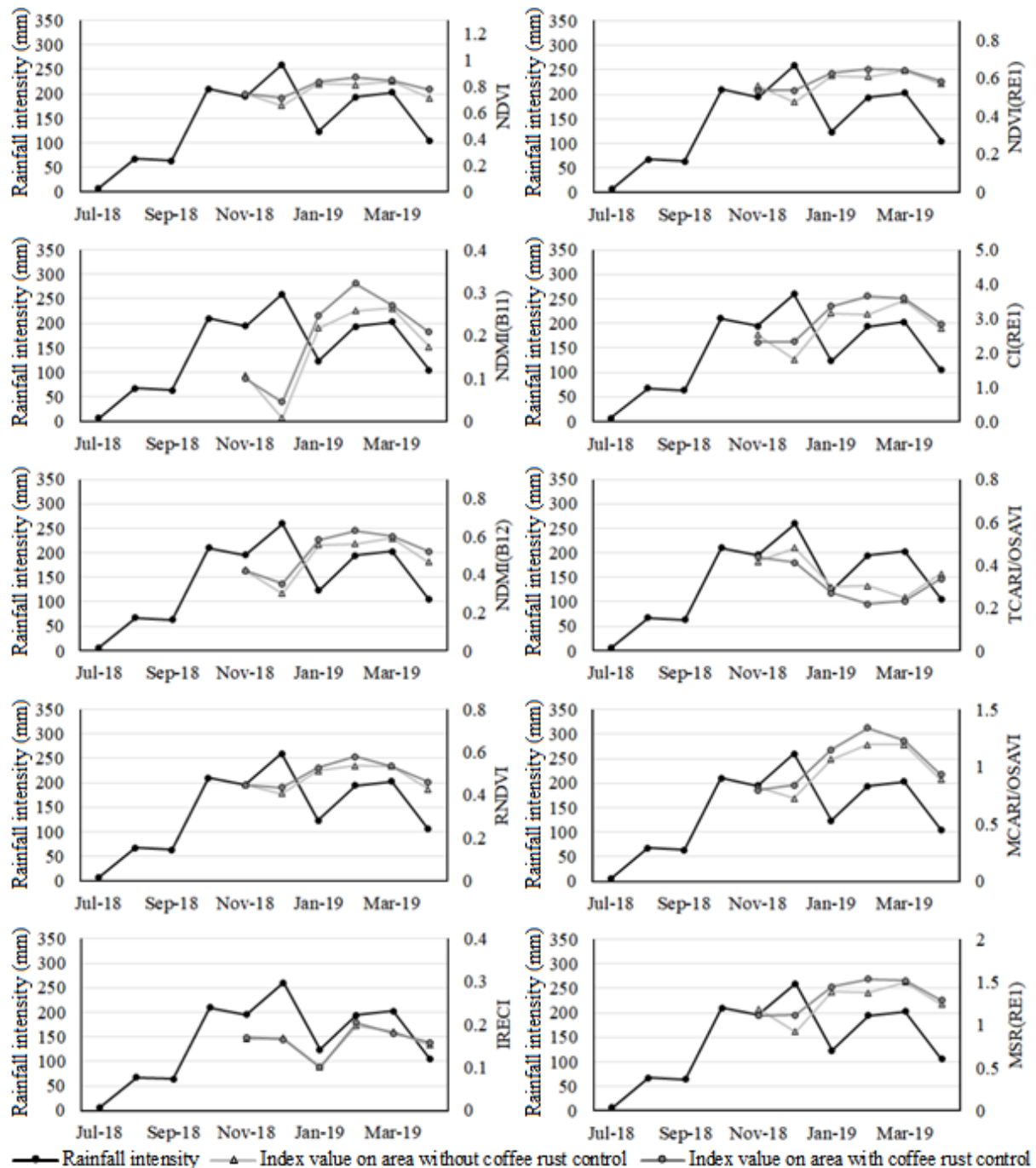


Fig. 6 Rainfall intensity and vegetation index curves of monthly mean values in areas with and without chemical control of coffee leaf rust at Três Pontas city, Minas Gerais state, Brazil

4 DISCUSSION

This study aimed to evaluate the effectiveness of different vegetation indices calculated from Sentinel-2 MSI images for remote detection of coffee rust incidence symptoms, and to characterize the spectral signature of crops with different coffee rust incidence levels. Field data were obtained for comparative analysis with orbital data on several dates. Rainfall intensity data were estimated for the crop area to help understand the spectral behaviour of coffee plants with different disease intensity.

Spatial-temporal leaf rust distribution

Outbreaks of coffee rust were detected at the start of field evaluations, and from these affected spots the area that had not received chemical control was further infected by the disease. *Hemileia vastatrix* uredospores are dispersed inside the canopy by raindrops, through the spread of water flow in the infected leaves during rainfall (Kushalappa and Eskes 1989). In short, the sudden increase in the magnitude of disease incidence is the result of its effective dispersal through water (Nutman et al. 1960; Bock 1962). However, wind gusts also promote uredospore dispersal across crops in full sun. Such dispersion is favoured during dry days with low relative humidity (Boudrot et al. 2016). As a result, through the kriging map analysis it was observed that distribution and incidence intensity of coffee leaf rust were not homogeneous throughout the coffee field (Alves et al. 2009).

Correlation of data derived from Sentinel 2 with field data

Vegetation indices for remote disease monitoring may aid crop management. Through correlations between vegetation indices and field data for the same month, it was found that February 2019 is the best month to extract information on conditions of *H. vastatrix* infestation in coffee crops. In addition, it seemed appropriate to use vegetation indices that make use of bands in the NIR/Red-Edge region. Spectral bands positioned in the Red-Edge region appear to have greater sensitivity for identifying changes in the plant canopy when dealing with leaf diseases (Zheng et al. 2018; Chemura et al. 2017; Eitel et al. 2011; Coops et al. 2003).

The IRECI vegetation index calculated using MSI Sentinel-2 images from August and September 2018 was positively correlated with the February 2019 rust incidence data (IRECI_{aug} $r = 0.566$ and IRECI_{sep} $r = 0.493$). This observation may help in the localized control of coffee leaf rust, since in the subareas with higher IRECI values, higher levels of leaf rust incidence were observed. Furthermore, coffee leaf rust incidence data from April 2019 correlated positively with yield data collected in July 2019. The positive relationship between plant yield and coffee rust incidence has been widely discussed in the specialized literature (Zambolim et al. 1992; Carvalho et al. 2001; Avelino et al. 2004, 2006; Costa et al. 2006; López-Bravo et al. 2012; Custódio et al. 2014; Silva et al. 2019).

Reflectance and vegetation index averages in areas with and without leaf rust control

This study reported higher average reflectances in the area with chemical control measures in February 2019 for bands RE2, RE3 and the two NIR plateau bands, relative to the area without chemical control. According to Knippling (1970), reflectance in the NIR region is a result of the scattering of electromagnetic radiation that occurs due to existing interface areas in the transition between cell walls. Furthermore, the mesophyll deterioration leads to the reduction of existing air cavities, with a consequent reduction of reflectance in the NIR region. However, the author also notes that at the beginning of the leaf senescence process, there is an increase in these interface areas due to the separation of adjacent cells, as well as the distancing of living cell content from cell walls. Therefore, February 2019 may have marked the beginning of the leaf senescence process, as evidenced by increased reflectance in the Red-Edge/NIR region, most notably in the northern field site (without chemical control) which had higher coffee leaf rust incidence.

High reflectance values were observed for bands in the SWIR region for both areas in December 2018. The wavelengths in the SWIR region are absorbed by water, meaning that when vegetation suffers from a water deficit, there is increased reflectance in the spectral bands positioned in this region of the electromagnetic spectrum

(Hunt et al. 1987; Wilson and Sader 2002; Jensen 2011). Therefore, despite the rainfall regime beginning in October 2018, the leaf structure had not yet shown to have water at its maximum potential.

Vegetation indices apparently responded to rainfall after approximately three months, with the exception of IRECI, which appears to have responded in less than a month. IRECI provides information on the chlorophyll content of leaves at a ratio close to 1:1 g.m⁻² and still works well as a leaf area index (Frampton et al. 2013). Decreasing leaf water potential leads to decreased chlorophyll content, as this pigment is sensitive to increased environmental stress, especially salinity and drought (Guerfel et al. 2009). Therefore, there may be a relationship with the occurrence of this observed behaviour and more detailed studies are needed to obtain better understanding.

5 CONCLUSIONS

This study demonstrated the varying effectiveness of vegetation indices for remote detection of coffee rust signs and symptoms through correlation analyses of different indices. Vegetation indices obtained through relationships between bands in the Red-Edge and Near Infra-Red regions were more sensitive to changes caused by coffee leaf rust. Sentinel-2 orbital data transformed by calculating the IRECI vegetation index for August and September may be useful for indicating areas for coffee rust field sampling, and could be used to determine appropriate disease control according to variation in incidence rates. Future studies should examine the applicability of this vegetation index as a useful tool to aid in coffee plantation management.

Through this work it was also possible to characterize areas with different levels of disease incidence. The relationships between the monthly average spectral signature and levels of leaf rust incidence vary depending on the different regions of the electromagnetic spectrum. This may be due to the fact that the onset of the leaf senescence process reflectance peaks in most bands in the Red-Edge/NIR region were higher in areas with higher incidence of coffee leaf rust.

6 ACKNOWLEDGEMENTS

The authors would like to thank the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) (88882.446773/2019-01), Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) for the productivity Scholarship (GRC), and Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais (EPAMIG), Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG), Universidade Federal de Lavras (UFLA) and José Luis Tavares Cortez for supporting this study.

7 COMPLIANCE WITH ETHICAL STANDARDS

Conflict of interest On behalf of all authors, the corresponding author states that there is no conflict of interest.

8 REFERENCES

- Alvares CA, Stape JL, Sentelhas PC, de Moraes G, Leonardo J, Sparovek G (2013) Köppen's climate classification map for Brazil. *METEOROL Z* 22:711-728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>
- Alves MC, da Silva FM, Pozza EA, de Oliveira MS (2009) Modeling spatial variability and pattern of rust and brown eye spot in coffee agroecosystem. *J Pest Sci* 82:137-148. <https://doi.org/10.1007/s10340-008-0232-y>

- Auernhammer H (2001) Precision farming—the environmental challenge. *COMPUT ELECTRON AGR* 30:31-43. [https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(00\)00153-8](https://doi.org/10.1016/S0168-1699(00)00153-8)
- Avelino J, Willocquet L, Savary S (2004) Effects of crop management patterns on coffee rust epidemics. *Plant Pathol.* 53:541-547. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3059.2004.01067.x>
- Avelino J, Zelaya H, Merlo A, Pineda A, Ordóñez M, Savary S (2006) The intensity of a coffee rust epidemic is dependent on production situations. *ECOL MODEL.* 197:431-447. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.03.013>
- Bock KR (1962) Dispersal of uredospores of *Hemileia vastatrix* under field conditions. *Trans. Br. Mycol. Soc.* 45:63-74. [https://doi.org/10.1016/S0007-1536\(62\)80035-7](https://doi.org/10.1016/S0007-1536(62)80035-7)
- Boudrot A, Pico J, Merle I, Granados E, Vilchez S, Tixier P, Virginio-Filho EM, Casanoves F, Tapia A, Allinne C, Rice RA, Avelino J (2016) Shade effects on the dispersal of airborne *Hemileia vastatrix* uredospores. *Phytopathology* 106:572-580. <https://doi.org/10.1094/PHYTO-02-15-0058-R>
- Carvalho VL, Chalfoun SM, Castro HA, Carvalho VD (2001) Influence of different yield levels on coffee rust evolution and on phenolic compounds on leaves. *CIENC AGROTEC.* 25:49-54.
- Coops N, Stanford M, Old K, Dudzinski M, Culvenor D, Stone C (2003) Assessment of *Dothistroma* needle blight of *Pinus radiata* using airborne hyperspectral imagery. *Phytopathology* 93:1524-1532. <https://doi.org/10.1094/PHYTO.2003.93.12.1524>
- Costa MJ, Zambolim L, Rodrigues, FA (2006) Effect of levels of coffee berry removals on the incidence of rust and on the level of nutrients, carbohydrates and reductor sugar. *Fitopatol. Bras.* 31:564-571. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-41582006000600005>
- Chavez Jr PS (1988) An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sens. Environ.* 24:459-479. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90019-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3)
- Chavez Jr PS (1989) Radiometric calibration of Landsat Thematic Mapper multispectral images. *PHOTOGRAMM ENG REM S.* 55:1285-1294.
- Chemura A, Mutanga, O, Dube T (2017) Separability of coffee leaf rust infection levels with machine learning methods at Sentinel-2 MSI spectral resolutions. *Precis. Agric.* 18: 859-881. <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9495-0>
- Chen JM (1996) Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications. *CAN J REMOTE SENS.* 22:229-242. <https://doi.org/10.1080/07038992.1996.10855178>
- Custódio AAP, Pozza EA, Custódio AAP, Souza PE, Lima LA (2010) Effects of sun exposition on rust and cercospora leaf spot intensity on coffee plants. *Coffee Sci.* 5:214-228.
- Custódio AAP, Pozza EA, Custódio AAP, Souza PE, Lima LA, Silva AM (2014) Effect of center-pivot irrigation in the rust and brown eye spot of coffee. *Plant Dis.* 98:943-947. <https://doi.org/10.1094/PDIS-07-13-0801-RE>
- Daughtry CST, Walthall CL, Kim MS, De Colstoun EB, McMurtrey III JE (2000) Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sens. Environ.* 74:229-239. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00113-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00113-9)
- Eitel JU, Vierling LA, Litvak ME, Long DS, Schulthess U, Ager AA, Krofcheck DJ, Stoscheck L (2011) Broadband, red-edge information from satellites improves early stress detection in a New Mexico conifer woodland. *Remote Sens. Environ.* 115:3640-3646. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.002>
- Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (1999). Controle da ferrugem o cafeeiro (*Hemileia vastatrix*) no estado de Rondônia. EMBRAPA. <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/76700/1/FOL-7730-0001.pdf>. Accessed 15 October 2019

EUROPEAN SPACE AGENCY. Sentinel-2 user handbook. https://sentinel.esa.int/documents/247904/685211/Sentinel-2_User_Handbook. Accessed 17 November 2019

Ferreira LG, Ferreira NC, Ferreira ME (2008) Sensoriamento remoto da vegetação: evolução e estado-da-arte. *Acta Sci. Biol. Sci.* 30:379-390. <https://doi.org/10.4025/actascibiolsci.v30i4.5868>

Frampton WJ, Dash J, Watmough G, Milton EJ (2013) Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS J PHOTOGRAMM* 82:83-92. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.04.007>

Gitelson A, Merzlyak MN (1994) Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: Experiments with autumn chestnut and maple leaves. *J PHOTOCH PHOTOBIO B* 22:247-252. [https://doi.org/10.1016/1011-1344\(93\)06963-4](https://doi.org/10.1016/1011-1344(93)06963-4)

Gitelson AA, Vina A, Ciganda V, Rundquist DC, Arkebauer TJ (2005) Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophys. Res. Lett.* 32:1-4. <https://doi.org/10.1029/2005GL022688>

Guerfel M, Baccouri O, Boujnah D, Chaïbi W, Zarrouk M (2009) Impacts of water stress on gas exchange, water relations, chlorophyll content and leaf structure in the two main Tunisian olive (*Olea europaea* L.) cultivars. *Sci. Hortic.* 119:257-263. <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2008.08.006>

Guimarães PTG, Garcia AWR, Alvarez VHA, Prezotti LC, Viana AS, Miguel AE; Malavolta E, Corrêa JB, Lopes AS, Nogueira FD, Monteiro AVC, Oliveira JA (1999) Cafeeiro. In: Ribeiro AC, Guimarães PTG, Alvarez VHA (eds) *Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais - 5ª Aproximação*. SBCS, Viçosa, pp 289-302

Gürtler S, Epiphanyo JCN, Luiz AJB, Formaggio AR (2005) Electronic spreadsheet to acquire the reflectance from the TM and ETM+ Landsat images. *Revista Brasileira de Cartografia* 57:162-167.

Huete A, Didan K, Miura T, Rodriguez EP, Gao X, Ferreira LG (2002) Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 83:195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)

Hunt Jr ER, Rock BN, Nobel PS (1987) Measurement of leaf relative water content by infrared reflectance. *Remote Sens. Environ.* 22:429-435. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(87\)90094-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(87)90094-0)

Instituto Nacional de Meteorologia. INMET. <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=estacoes/estacoesConvencionais>. Accessed 28 October 2019

Jensen JR (2011) Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. Parêntese, São José dos Campos

Katsuhama N, Imai M, Naruse N, Takahashi Y (2018) Discrimination of areas infected with coffee leaf rust using a vegetation index. *Remote Sens. Lett.* 9:1186-1194 <https://doi.org/10.1080/2150704X.2018.1519269>

Knipling EB (1970) Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. *Remote Sens. Environ.* 1:155-159. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(70\)80021-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(70)80021-9)

Kushalappa AC, Eskes AB (1989) Resistance. In: Kushalappa AC, Eskes AB (eds) *Coffee rust: epidemiology, resistance and management*. CRC Press, Boca Raton, pp 171-292

Liaghat S, Balasundram SK (2010) A review: The role of remote sensing in precision agriculture. *Am J Agric Biol Sci* 5:50-55. <https://doi.org/10.3844/ajabssp.2010.50.55>

Lima PC (1979) Método de amostragem para a avaliação do índice de infecção da ferrugem do cafeeiro (*Hemileia vastatrix*, Berk. and Br.). Dissertation, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”

López-Bravo DF, Virginio-Filho EM, Avelino J (2012) Shade is conducive to coffee rust as compared to full sun exposure under standardized fruit load conditions. *CROP PROT* 38:21-29. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2012.03.011>

- Nutman FJ, Roberts FM, Bock KR (1960) Method of uredospore dispersal of the coffee leaf-rust fungus, *Hemileia vastatrix*. Trans. Br. Mycol. Soc. 43:509-515. [https://doi.org/10.1016/S0007-1536\(60\)80033-2](https://doi.org/10.1016/S0007-1536(60)80033-2)
- Pozza EA, Carvalho VL, Chalfoun SM (2010) Sintomas de injúrias causadas por doenças do cafeeiro. In: Guimarães RJ, Mendes ANG, Baliza DP (eds) Semiologia do Cafeeiro. Editora UFLA, Lavras, pp 67-106
- Pires MSO, Alves MC, Pozza EA (2020) Multispectral radiometric characterization of coffee rust epidemic in different irrigation management systems. INT J APPL EARTH OBS 86:102016. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.102016>
- Rondeaux G, Steven M, Baret F (1996) Optimization of soil-adjusted vegetation indices. Remote Sens. Environ. 55:95-107. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00186-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00186-7)
- Rouse Jr J, Haas RH, Schell, JA, Deering DW (1974) Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symp 1:309-317
- Silva MG, Pozza EA, Vasco GB, Freitas AS, Chaves E, Paula PVAA, Dornelas GA, Alves MC, Silva MLO, Pozza AAA (2019) Geostatistical analysis of coffee leaf rust in irrigated crops and its relation to plant nutrition and soil fertility. PHYTOPARASITICA 47:117-134. <https://doi.org/10.1007/s12600-019-00714-5>
- United States Geological Survey. USGS. <https://earthexplorer.usgs.gov/>. Accessed 23 April 2019
- Viola MR, de Mello CR, Pinto DB, de Mello JM, Ávila LF (2010) Spatial interpolation methods for mapping of rainfall. Rev. bras. eng. agríc. ambient. 14:970-978. <https://doi.org/10.1590/S1415-43662010000900009>
- Wilson EH, Sader SA (2002) Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. Remote Sens. Environ. 80:385-396. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00318-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00318-2)
- Wu C, Niu Z, Tang Q, Huang W (2008) Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation. Agric. For. Meteorol. 148:1230-1241. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.03.005>
- Zambolim L, Silva-Acuña R, Do Vale FXR, Chaves GM (1992) Influência da produção do cafeeiro sobre o desenvolvimento da ferrugem (*Hemileia vastatrix*). Fitopatol. Bras. 17:32-35.
- Zambolim L (2016) Current status and management of coffee leaf rust in Brazil. Trop. Plant Pathol. 41:1-8. <https://doi.org/10.1007/s40858-016-0065-9>
- Zheng Q, Huang W, Cui X, Shi Y, Liu L (2018) New spectral index for detecting wheat yellow rust using Sentinel-2 multispectral imagery. Sensors 18:868-887. <https://doi.org/10.3390/s18030868>