



**MÁRIO ROBERTO NOGUEIRA COLARES**

**FORECAST SYSTEMS FOR COFFEE DISEASES**

**LAVRAS-MG  
2024**

**MÁRIO ROBERTO NOGUEIRA COLARES**

**FORECAST SYSTEMS FOR COFFEE DISEASES**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Agronomia/Fitopatologia, área de concentração em Fitopatologia, para a obtenção do título de Doutor.

Prof. Dr. Paulo Estevão de Souza  
Orientador

Prof. Dr. Edson Ampélio Pozza  
Coorientador

**LAVRAS-MG**  
**2024**

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

Colares, Mário Roberto Nogueira.

Forecast Systems for Coffee Diseases / Mário Roberto  
Nogueira Colares. - 2023.

151 p. : il.

Orientador(a): Paulo Estevão de Souza.

Coorientador(a): Edson Ampélio Pozza.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Lavras, 2023.

Bibliografia.

1. Ferrugem do cafeeiro. 2. Mancha-de-phoma. 3. Regressão  
Linear Múltipla. I. de Souza, Paulo Estevão. II. Pozza, Edson  
Ampélio. III. Título.

**MÁRIO ROBERTO NOGUEIRA COLARES**

**SISTEMAS DE PREVISÃO PARA DOENÇAS DO CAFEIEIRO**

**FORECAST SYSTEMS FOR COFFEE DISEASES**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Agronomia/Fitopatologia, área de concentração em Fitopatologia, para a obtenção do título de Doutor.

APROVADO em 29 de setembro de 2023.

Prof. Dr. Edson Ampélio Pozza	UFLA
Prof. Dr. Felipe Schwerz	UFLA
Dr. Cesar Elias Botelho	EPAMIG
Dra. Ximena Maira de Souza Vilela	BAYER

Prof. Dr. Paulo Estevão de Souza  
Orientador

Prof. Dr. Edson Ampélio Pozza  
Coorientador

**LAVRAS-MG**  
**2024**

**Dedico esta tese aos meus avós maternos Raimunda Oliveira Nogueira e Manoel Batista Nogueira. E ao meu tio paterno Leobino Rodrigues Colares.**

*(in memoriam)*

Aos meus avós, analfabetos, no auge de seus esforços do trabalho pesado da roça, acreditavam que somente a educação poderia mudar a vida dos filhos, investindo na educação dos seus 8 filhos. Para, hoje eu ser um dos frutos desse investimento a atingir o doutorado. Ao meu tio, por sempre aconselhar minha mãe a investir em mim.

**Dedico**

## AGRADECIMENTOS

Momento muito especial e não posso deixar de agradecer a algumas das pessoas que estiveram presentes nos momentos mais importantes desta trajetória.

À Deus por tudo, a Ele seja dada toda a Honra e toda a Glória. A Nossa Senhora de Nazaré, por nunca ter me abandonado nesta caminhada, sempre intercedendo junto ao Pai Celestial.

À minha família por todo o suporte. Aos meus pais Maria Zita, professora das séries iniciais e Raimundo Colares, vaqueiro aposentado, por acreditarem em mim pois permitiram que eu chegasse até aqui, pela parceria, amizade, conselhos, ajuda, amor, carinho e compreensão durante todo esse tempo. Meus irmãos Rodney, Rosinei Beatrice e Mara, por também serem meu porto seguro. Às minhas sobrinhas, Ana Beatrice e Ana Paula, as quais tenho como filhas do coração.

À Universidade Federal de Lavras (UFLA) e ao Departamento de Fitopatologia (DFP/UFLA) pelos conhecimentos adquiridos e por toda a infraestrutura disponibilizada, além da oportunidade de realizar o doutoramento.

Ao meu orientador Prof. Dr. Paulo Estevão de Souza, pelas valiosas lições, sábios conselhos e constante interesse pelo nosso desenvolvimento.

Ao meu coorientador Prof. Dr. Edson Ampélio Pozza, profissional exemplar, por acreditar em mim, pela paciência, ética e incontáveis horas dedicadas à minha orientação, pelos sábios conselhos científicos e de vida. Pois possibilitou o desenvolvimento deste estudo, com as críticas e discussões, sempre me ensinando, a pensar e observar de forma holística.

Aos membros da banca Dra. Ximena Maira de Souza Vilela, Dr. Cesar Elias Botelho, Prof. Dr. Felipe Schwerz, por terem aceitado o convite para participarem da banca de minha defesa, terem dedicado seu precioso tempo para lerem minha tese e apresentarem críticas e valiosas contribuições que, sem dúvida, tornaram meu trabalho melhor.

Ao programa de pós-graduação em Agronomia/Fitopatologia. E aos professores do Departamento de Fitopatologia com quem cursei disciplinas: Prof<sup>a</sup>. Dra. Antonia dos Reis Figueira, Prof. Dr. Ricardo Magela de Souza, Prof. Dr. Vicente Paulo Campos, Prof. Dr. Ludwing Heinrich Pfenning, Prof. PhD. Mario Lúcio Vilela de Resende, Prof. Dr. Jorge Teodoro de Souza, pelos grandes ensinamentos e ótima convivência durante todos esses anos.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal do Nível Superior (CAPES), pelo aporte financeiro, por meio da bolsa de estudo para a realização do doutoramento em tempo integral.

À Cooperativa de Cafeicultores em Guaxupé (COOXUPÉ) e a IHARA, a qual contribuiu com a Cooxupé de 2018 a 2021 e possibilitou a existência do projeto de pesquisa. Aos técnicos de campo da Cooxupé, por coletarem os dados da incidência das doenças do cafeeiro no campo.

Ao Núcleo de Estudos em Fitopatologia - NEFIT e aos membros que contribuíram para o meu crescimento pessoal e profissional, em especial ao Prof. Dr. Flávio Henrique Vasconcelos Medeiros pela oportunidade e incentivo para seguir liderando durante 2 anos o NEFIT.

Ao Centro Universitário de Formiga - UNIFOR-MG, pela oportunidade do primeiro emprego na docência do magistério superior e aos meus alunos, orientados de trabalho de conclusão de curso e iniciação científica do curso de Engenharia Agrônômica pela compreensão e paciência.

Aos amigos de estudo do Laboratório de Epidemiologia e Manejo de Doenças de Plantas: Júlia, Renata, Vitória, Andreane, Felipe, Axel e Ruan. Pela convivência diária, nas inúmeras xícaras de café e das conversas nas mesas de bares. E aos demais colegas do programa de Pós-Graduação em Fitopatologia peça convivência, companheirismo e contínua troca de ideias.

A Yasmim Figueiredo, por toda amizade, companheirismo, compreensão das minhas dificuldades em não demonstrar sentimentos, e acima de tudo muita paciência nos momentos diários da minha autoestima ser maior que o mundo. Além, claro por ser assistente nas dificuldades do inglês.

Aos queridos amigos, Deila Botelho, Silvio Calazans e Dona Ana Maria, pelo exemplo, orações, conselhos, troca de experiência e constante apoio. Aos funcionários e terceirizados do Departamento de Fitopatologia: Aline, Luiza, Ângela, Cazin, Tarley, Pedro e Bruno, pela amizade e boa vontade.

Agradeço a todos aqueles que me deram suporte nessa caminhada. Pois não foi fácil, para chegar até aqui, desde o início dos estudos lá em Curuai, município de Santarém - Pará, até esse momento da finalização do doutorado em Lavras, Minas Gerais, na renomada UFLA, demorou, mas chegou. A lida foi árdua, porém de muita realização e conquista. Valeu a pena cada passo dado. Sem nunca esquecer quem eu sou e de onde eu vim. Pois, até aqui Deus me ajudou.

**MUITO OBRIGADO!**

## RESUMO GERAL

Desenvolver técnicas para avisar os cafeicultores sobre o momento ideal para pulverizar fungicidas, tanto químicos quanto biológicos, é fundamental para aumentar a sustentabilidade financeira e ambiental da cafeicultura. O objetivo deste trabalho foi desenvolver sistema de alerta por aviso da incidência da ferrugem (*Hemileia vastatrix*) e da mancha-de-phoma (*Phoma* spp.) do cafeeiro, com modelos de regressão linear múltipla (MRLM) a partir de variáveis meteorológicas. Validar esses modelos em diversos municípios e regionalizar essa plataforma para as regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, utilizando geoestatística para obter mapas de superfícies com Modelo de Elevação Digital (MDE). Foram validados os modelos desenvolvidos por Pinto et al. (2002) e Silva (2018) em cinco municípios: Carmo do Rio Claro (CRC), Monte Santo de Minas (MSM), Nova Resende (NR), Rio Paranaíba (RP) e Serra do Salitre (SS), para ferrugem e mancha-de-phoma, respectivamente. Experimentos foram implantados no delineamento experimental em blocos casualizados com cinco tratamentos e cinco repetições. A parcela experimental teve seis linhas com 20 plantas centrais na área útil. As avaliações da incidência da ferrugem e mancha-de-phoma, realizadas quinzenalmente. A partir das informações coletadas nas estações climatológicas automáticas foram ajustados MRLM para cinco municípios. As variáveis meteorológicas foram defasadas em relação às datas de avaliação das doenças. Após o ajuste de 730 modelos, quatro foram selecionados, sendo dois de cada doença. Posteriormente, foram validados em 15 municípios, ou seja, outros 10 além dos cinco iniciais. Paralelamente, além das 15 propriedades iniciais, uma em cada município, foram incluídas outras 35 propriedades, aleatoriamente, para validar os modelos, próximos a esses locais. Os modelos com variáveis meteorológicas coletadas 15-30 dias anteriores à incidência (DAI) da ferrugem em CRC e NR foram promissores para alerta da ferrugem, enquanto os modelos com variáveis meteorológicas coletadas 07-15 e 15 DAI, ajustado para CRC e MSM, respectivamente promissores para a mancha-de-phoma. Esses quatro modelos foram os melhores para o alerta sobre a incidência no nível de controle com 15 DAI para a ferrugem e com 07 e 15 DAI para a mancha-de-phoma. O alerta é emitido quando o nível de controle de 5% é atingido em cada doença, sendo quatro avisos consecutivos em dois modelos de alerta para a ferrugem e três avisos consecutivos em um dos modelos de alerta para a mancha-de-phoma. Os modelos foram validados em áreas diferentes das quais ajustados e regionalizados, utilizando a krigagem universal com moderada resolução espacial de 1 km em função do MDE para obter mapas de superfícies de 10 variáveis meteorológicas, para as regiões do sul e do cerrado mineiro. O recorte temporal de dezembro de 2020 a maio de 2021 foi usado para atender os sistemas de alerta por aviso para a ferrugem desenvolvidos no capítulo 1 e Pinto et al. (2002). A krigagem universal foi usada como modelagem de tendência externa de altitude sendo um método robusto para interpor superfícies de variáveis meteorológicas. Os dados interpolados serviram para gerar mapas de alerta fitossanitário, mostrando a favorabilidade das condições meteorológicas para a ocorrência da ferrugem.

**Palavras-chave:** Ferrugem do cafeeiro; Mancha-de-phoma; incidência; regressão linear múltipla; variáveis meteorológicas.

## ABSTRACT

Developing techniques to notify coffee growers about the ideal timing for applying fungicides, both chemical and biological, is crucial to increase the financial and environmental sustainability of coffee growing. The aim of this study was to develop a warning system for the incidence of coffee rust (*Hemileia vastatrix*) and phoma leaf spot (*Phoma* spp), using multiple linear regression models (MLRM) based on meteorological variables. Validate these models in several municipalities and then regionalize this platform for the coffee growing regions of south and cerrado of Minas Gerais state, using geostatistics to obtain surface maps with Digital Elevation Model (DEM). The models developed by Pinto et al. (2002) and Silva (2018) were validated in five municipalities: Carmo do Rio Claro (CRC), Monte Santo de Minas (MSM), Nova Resende (NR), Rio Paranaíba (RP), and Serra do Salitre (SS), for rust and phoma leaf spot, respectively. Experiments were conducted in a randomized block design with five treatments and five replications. The experimental plot consisted of six rows with 20 central plants in the useful area. Evaluations of rust and phoma leaf spot were carried out every two weeks. MLRM were adjusted for five municipalities based on data collected from automatic weather stations. Meteorological variables were lagged relative to the disease assessment dates. After adjusting 730 models, four were selected, two for each disease. Subsequently, they were validated in 15 municipalities, i.e., an additional 10 besides the initial five. Additionally, apart from the initial 15 properties, one property in each municipality, 35 other properties were randomly included to validate the models, near those locations. Models with meteorological variables collected 15-30 days prior to rust incidence (DAI) in CRC and NR showed promise for rust alert, while models with meteorological variables collected 07-15 and 15 DAI, adjusted for CRC and MSM respectively, showed promise for phoma leaf spot. These four models were the best for alerting about incidence at the control level with 15 DAI for rust and with 07 and 15 DAI for phoma leaf spot. The alert is issued when the 5% control level is reached for each disease, with four consecutive alerts in two rust alert models and three consecutive alerts in one phoma leaf spot alert model. The models were validated in different areas from those where they were previously adjusted and regionalized, using universal kriging with moderate spatial resolution of 1 km based on DEM to obtain surface maps of 10 meteorological variables for the southern and cerrado regions of Minas Gerais. The time frame from December 2020 to May 2021 was used to comply the rust warning systems developed in chapter 1 and by Pinto et al. (2002). Universal kriging was used as an external trend modeling of altitude, being a robust method for interpolating surfaces of meteorological variables. The interpolated data were used to generate phytosanitary alert maps, showing the favorability of weather conditions for the occurrence of rust.

**Keywords:** Coffee rust; Phoma leaf spot; incidence; multiple linear regression; weather variables.

## SUMÁRIO

	<b>PRIMEIRA PARTE</b> .....	<b>12</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEORICO</b> .....	<b>15</b>
2.1	Ferrugem do cafeeiro.....	15
2.2	Mancha-de-phoma do cafeeiro .....	16
2.3	Sistemas de alerta para controle de doenças de plantas .....	17
2.4	A geoestatística como ferramenta no manejo de doenças de plantas.....	25
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>27</b>
	<b>SEGUNDA PARTE - ARTIGOS</b> .....	<b>33</b>
	<b>ARTICLE 1 - COFFEE RUST FORECAST SYSTEMS: DEVELOPMENT OF A WARNING PLATFORM IN A MINAS GERAIS STATE, BRAZIL</b> .....	<b>33</b>
<b>1.</b>	<b>Introduction</b> .....	<b>34</b>
<b>2.</b>	<b>Methodology to Construct Forecast Models and Interface</b> .....	<b>38</b>
2.1.	<i>Phase 1: Validation of the Forecast System from 2018 to 2020</i> .....	39
2.1.1.	Sampling of Environmental Variables .....	40
2.1.2.	Forecasting Systems and Spraying Methodology.....	40
2.1.3.	Development of the Interface to View Phytosanitary Warnings or Coffee Rust Forecast .....	42
2.2.	<i>Phase 2: Adjustment of Models with Data Collected in Five Different Counties in the State of Minas Gerais, Brazil</i> .....	43
2.3.	<i>Phase 3: Expansion of the Warning System with New Models</i> .....	46
<b>3.</b>	<b>Results</b> .....	<b>48</b>
3.1.	<i>Phase 1: Validation of the Models</i> .....	48
3.2.	<i>Phase 2: Adjustment of Forecasting Models in Five Different Counties in the State of Minas Gerais, Brazil</i> .....	49
3.3.	<i>Phase 3: Expansion of the Warning System</i> .....	52
<b>4.</b>	<b>Discussion</b> .....	<b>59</b>
<b>5.</b>	<b>Conclusions</b> .....	<b>62</b>
<b>6.</b>	<b>Final Considerations</b> .....	<b>63</b>
	<b>References</b> .....	<b>64</b>
	<b>ARTIGO 2 - SISTEMA DE ALERTA PARA A MANCHA-DE-PHOMA DO CAFEIRO</b> .....	<b>72</b>

	<b>ARTICLE 2 - FORECAST SYSTEM FOR PHOMA LEAF SPOT OF COFFEE TREES .....</b>	<b>72</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>73</b>
<b>2</b>	<b>METODOLOGIA .....</b>	<b>79</b>
2.1	<i>Fase 1: Validação do sistema de alerta por aviso de 2018 a 2020.....</i>	79
2.1.1	Coleta de variáveis meteorológicas .....	81
2.1.2	Sistemas de alerta e metodologia de pulverização .....	82
2.1.3	Desenvolvimento de interface para visualizar os avisos fitossanitários.....	84
2.2	<i>Fase 2: Ajuste de modelos de alerta por aviso com dados coletados em cinco diferentes municípios do estado de Minas Gerais, Brasil .....</i>	85
2.3	<i>Fase 3: Expansão do sistema de aviso por alerta com os novos modelos .....</i>	88
<b>3</b>	<b>RESULTADOS.....</b>	<b>92</b>
3.1	<i>Fase 1: Validação do sistema de alerta por aviso de 2018 a 2020.....</i>	92
3.2	<i>Fase 2: Ajuste de modelos de alerta por aviso com dados coletados em cinco diferentes municípios do estado de Minas Gerais, Brasil .....</i>	95
3.3	<i>Fase 3: Expansão do sistema de aviso por alerta com os novos modelos .....</i>	96
<b>4.</b>	<b>Discussão.....</b>	<b>98</b>
<b>5.</b>	<b>Conclusão .....</b>	<b>103</b>
<b>6.</b>	<b>Considerações Finais.....</b>	<b>103</b>
	<b>Referências .....</b>	<b>105</b>
	<b>ARTIGO 3 - ESPACIALIZAÇÃO DE VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS PARA A REGIÃO CAFEEIRA DO ESTADO DE MINAS GERAIS, BRASIL.....</b>	<b>113</b>
	<b>ARTICLE 3 - SPATIALIZATION OF METEOROLOGICAL VARIABLES FOR THE COFFEE REGION OF MINAS GERAIS STATE, BRAZIL.....</b>	<b>113</b>
<b>1</b>	<b>Introdução .....</b>	<b>114</b>
<b>2</b>	<b>Material e Métodos.....</b>	<b>118</b>
2.1	Área de estudo e coleta de dados meteorológicos .....	118
2.2	Equações para confecção de mapas de aviso por alerta.....	120
2.3	Análise geoestatística das variáveis meteorológicas .....	121
2.4	Modelo de elevação digital .....	123
2.5	Análise estatística.....	123
<b>3</b>	<b>Resultados.....</b>	<b>123</b>
<b>4</b>	<b>Discussão.....</b>	<b>139</b>

<b>5</b>	<b>Conclusões .....</b>	<b>141</b>
	<b>Considerações Finais .....</b>	<b>141</b>
	<b>Referências .....</b>	<b>142</b>

## PRIMEIRA PARTE

### 1 INTRODUÇÃO

O cafeeiro (*Coffea arabica* L.) é uma planta dicotiledônea perene da família Rubiaceae, originário da Etiópia. Atualmente é cultivado em vários países, além do Brasil. Onde encontrou excelentes condições edafoclimáticas para o seu cultivo.

Consumido em todos os continentes, porém produzido no hemisfério sul, de clima tropical, onde não existe período de frio intenso, para contribuir na redução do inóculo inicial, os solos onde são plantados na maioria das vezes são pobres e o período de chuvas restrito ao verão chuvoso, em cenário atual de mudanças climáticas (POZZA; ALVES, 2008).

A demanda por incrementos na produtividade e na qualidade do produto se mantém constante na cafeicultura, impulsionada devido ao crescimento no consumo e na busca globalizada por cafés de alta qualidade. Além disso, a preocupação com a sustentabilidade nos âmbitos ambiental e social também se faz pertinente. Anualmente, os cafeicultores buscam compreender e atender a essas exigências, expandindo suas áreas de cultivo e implementando práticas agrícolas eficazes com o intuito de alcançar tais objetivos.

Não obstante, além dos indicadores positivos dessa atividade, existem variáveis as quais podem restringir a produtividade, tais como desequilíbrios nutricionais, déficit hídrico, períodos prolongados de estiagem, ocorrência de geadas, pragas, doenças, entre outras. Em relação às doenças, estas têm a capacidade de ocasionar perdas substanciais na produtividade. Contudo, as cultivares de maior produtividade demonstram suscetibilidade à ação patogênica da ferrugem do cafeeiro (*Hemileia vastatrix* Berkeley & Broome) e à mancha-de-phoma (*Phoma* spp.). Doenças importantes na cafeicultura, responsáveis por expressivas perdas na produtividade nas principais regiões produtoras brasileiras (BARBOSA; SOUZA; VIEIRA, 2010; BRITO *et al.*, 2010; CARVALHO *et al.*, 2017; GHINI *et al.*, 2011; POZZA, 2021; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010; SILVA *et al.*, 2006; STAPLES, 2000; TALHINHAS *et al.*, 2017).

A ferrugem é considerada a doença mais limitante e devastadora do cafeeiro. Foi constatada, no Brasil na década de 1970. As perdas de produção na lavoura atribuídas a essa doença devem-se, basicamente, à desfolha prematura, redução da área fotossintética da planta, com posterior morte dos ramos plagiotrópicos, reduzindo a produtividade, segundo a literatura, principalmente em safras futuras (POZZA, 2021; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010). A doença somente é importante devido a estar associada à redução da produtividade, ou seja, os cafeicultores e técnicos atribuem menores safras a queda de folhas causadas por essa doença. Presente atualmente em todas as áreas de cultivo do cafeeiro e, caso medidas de controle não

seja adotada, a ferrugem pode provocar perdas de produtividade de até 99,8% (COLARES, 2018).

Os sintomas iniciais da ferrugem são pequenas manchas cloróticas localizadas na face abaxial das folhas. As manchas aumentam em extensão e sobre elas surge uma massa de aspecto pulverulento, composta por uredósporos. Conforme o aumento do progresso da doença, ocorre a necrose de algumas partes do tecido foliar (POZZA, 2021; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010).

A mancha-de-phoma (*Phoma* spp.) assume destaque em cenários ambientais específicos. Mesmo que sua ocorrência seja mais comum em áreas de cultivo a campo, ela também pode afetar viveiros de mudas (LIMA *et al.*, 2010; POZZA, 2021).

A penetração de *Phoma* spp. é propiciada devido a ocorrência de danos mecânicos, nos tecidos da planta, resultante da ação de insetos ou por atrito entre folhas, ocasionado devido impacto dos ventos frios e intensos, notadamente aqueles associados às frentes frias provenientes do Sul, durante a estação de inverno (LORENZETTI *et al.*, 2015). As condições ideais para maior intensidade da doença são temperaturas próximas de 15 °C, porém até 20 °C é capaz de causar número expressivo de sintomas, com número de horas foliar superior a 6 horas e aumento progressivo da infecção em até 48 horas (POZZA, 2021; POZZA; ALVES, 2008). Além disso, desequilíbrios nutricionais podem predispor as plantas à suscetibilidade a mancha-de-phoma.

Diferente da ferrugem, após as condições favoráveis, em 3 a 4 dias pode causar grande número de sintomas, é característica a ocorrência de picos, depois as folhas com sintomas caem e a doença vai a níveis baixos novamente. A mancha-de-phoma, também pode ocorrer ao longo da maioria dos meses da safra agrícola, em áreas com relevo específico de altitude superior a 900 m, sujeitas a temperaturas noturnas mais baixas (15 °C - 20 °C) (LORENZETTI *et al.*, 2015; POZZA, 2021).

O controle químico é o mais utilizado para controlar a ferrugem e mancha-de-phoma. No entanto, o controle para essas doenças baseia-se no uso de pulverizações calendarizadas. Sendo assim, para controlar a ferrugem são aplicados fungicidas protetores, mesostêmicos e sistêmicos no período de outubro/dezembro a março/abril de quatro a cinco pulverizações (POZZA, 2021). E para o controle da mancha-de-phoma são aplicados fungicidas em pré e pós-florada, com fungicidas de contato e/ou sistêmicos de forma preventiva para impedir o progresso da doença (GILIOLI; POZZA, 2023). Com isso o controle torna-se oneroso, pois, muitas vezes, são realizadas aplicações desnecessárias, além de gerar impactos negativos ao meio ambiente e a redução da rentabilidade do cafeicultor (GARCIA, 1999).

Uma alternativa são os Sistemas de alerta fitossanitários, como ferramenta de suporte à decisão para auxiliar os agricultores a definirem os melhores momentos da aplicação de técnicas para controlar doenças de plantas (GLEASON *et al.*, 2008).

Dessa forma, há redução da frequência de pulverizações, geralmente fungicidas, pois os riscos de ocorrência de epidemias são continuamente monitorados, e as aplicações de produtos para manejo das doenças são realizadas apenas sob condições ambientais favoráveis ao seu progresso (CAMPBELL; MADDEN, 1990). Portanto pulverizações desnecessárias não são efetuadas, otimizando o uso dos insumos e do tempo (GILLESPIE; SENTELHAS, 2008). Além disso, problemas relacionados à contaminação de trabalhadores responsáveis por manusear diretamente os produtos tóxicos e, também, problemas ambientais são minimizados (GARCIA, 1999).

Diante da crescente preocupação em prol de uma cafeicultura sustentável, com o propósito de minimizar as pulverizações calendarizadas, buscou-se expandir os modelos de alerta por aviso para a ferrugem do cafeeiro para as regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais. Apesar das tecnologias de monitoramento agrometeorológico serem largamente utilizadas como ferramentas de auxílio à tomada de decisão na agricultura (RAMOS *et al.*, 2016), muitas vezes as fontes de dados meteorológicos para desenvolvimento das mesmas são de difícil acesso. Devido a sua extensão territorial, a disponibilidade de estações meteorológicas no Brasil ainda ser pequena ou mal distribuídas (SILVA *et al.*, 2015; XAVIER; KING; SCANLON, 2016).

Uma alternativa para suprir essa carência de dados é a utilização de técnicas de interpolação espacial para suprir os valores nas localidades onde esses equipamentos não estão presentes. Além do mais, em regiões com relevo irregular, seria necessário implantar sensores de coleta de variáveis ambientais ao longo do declive ou utilizar a estimativa, baseado em modelos de estimação dos dados para uma malha ou grid pré-determinado (PINTO *et al.*, 2002) ou ainda de dados de satélites e/ou drones (CORTEZ *et al.*, 2020; MARIN *et al.*, 2019; PIRES; ALVES; POZZA, 2020).

Diante do exposto, o objetivo deste trabalho foi desenvolver sistema de alerta por aviso da incidência da ferrugem e da mancha-de-phoma do cafeeiro, com modelos de regressão linear múltipla a partir de variáveis meteorológicas. Além de validar esses modelos em diversos municípios e então regionalizar essa plataforma para as regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, utilizando a geoestatística para obter mapas de superfícies em função do Modelo de Elevação Digital (MDE).

## 2 REFERENCIAL TEORICO

### 2.1 Ferrugem do cafeeiro

O café é uma das “commodities” agrícolas mais valiosas do mundo (INTERNATIONAL COFFEE ORGANIZATION - ICO, 2023). No entanto as cultivares mais produtivas são suscetíveis à ferrugem do cafeeiro (*Hemileia vastatrix* Berkeley & Broome), doença de maior importância na cafeicultura, responsável por perdas na produtividade nas principais regiões produtoras brasileiras (BARBOSA; SOUZA; VIEIRA, 2010; BRITO *et al.*, 2010; CARVALHO *et al.*, 2017; GHINI *et al.*, 2011; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010; SILVA *et al.*, 2006; STAPLES, 2000; TALHINHAS *et al.*, 2017). Em estudo recente, (COLARES, 2018) utilizando modelagem matemática, estimou essas perdas de produtividade variando de 59,8% a 99,8%, ao longo de mais de um ano de cultivo, caso a ferrugem não seja controlada.

A principal injúria da ferrugem a desfolha, responsável por reduzir a área fotossintética da planta, com consequente morte dos ramos plagiotrópicos e reflexos nas safras posteriores (GREE, 1993; POZZA, 2021; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010).

O sintoma inicial da doença caracteriza-se por pequenos pontos circulares de cor amarelo alaranjado, mas visíveis contra a luz, de difícil diagnóstico, devido à semelhança com outras doenças e deficiências nutricionais. Em seguida, aumentam de tamanho e uma massa de aspecto pulverulento, na face abaxial das folhas, pode ser observada. Em estádios mais avançados, em razão da alta severidade da doença, após a reprodução ou esporulação do patógeno, algumas partes do tecido foliar são destruídas e necrosadas (POZZA, 2021; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010).

De acordo com Pinto *et al.* (2002) os primeiros sinais da doença, de acordo com a curva de progresso da doença, ocorrem entre dezembro a janeiro. Em seguida, ocorre aumento da taxa de progresso da doença, nos meses de março e abril, assumindo crescimento exponencial. Finalmente, nos meses de junho ou julho, geralmente após a colheita, observa-se a maior intensidade da doença ao longo do ano, com queda acentuada de folhas, reduzindo o enfolhamento.

A carga pendente da lavoura, cultivares suscetíveis, plantios adensados, temperatura entre 21 a 25°C, sombreamento, desequilíbrio nutricional, déficit hídrico, umidade relativa elevada, baixa luminosidade e maior período de molhamento foliar favorecem a ocorrência e o progresso da doença (POZZA, 2021; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010). O equilíbrio nutricional do cafeeiro se torna mais difícil quanto maior for a carga pendente,

decorrente do dreno dos nutrientes e as reservas do solo, portanto, há uma tendência de aumento à susceptibilidade das plantas ao ataque das doenças (POZZA, 2021; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010). Belan *et al.* (2015) destacaram a importância da nutrição equilibrada de Ca e K, visto que, houve a redução na concentração do potássio na região de transição do tecido assintomático para o sintomático nesse patossistema, observando-se um aumento na concentração de cálcio servindo de sinalizador para inibir o patógeno.

Outro fator importante para o desenvolvimento da doença é o molhamento foliar, ou seja, refere-se à presença de água no estado líquido, sendo esse o principal fator para ocorrer a germinação, o crescimento do tubo germinativo e a penetração nos estômatos, situados na face abaxial das folhas (POZZA, 2021; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010).

Atualmente, o controle da doença baseia-se no uso de calendário de pulverização, e são realizadas aplicações de fungicidas protetores e/ou sistêmicos, nos meses de maior intensidade da doença. Porém, vários fatores, descritos acima, podem favorecer a ocorrência ou não da doença. Com isso, existem outros métodos para manejar a doença, como o cultural e o genético. O primeiro consiste na realização da adubação equilibrada, desbrotas e podas periódicas, plantio em maiores espaçamentos tanto na linha quanto na entrelinha e o cultivo em áreas abertas. O segundo consiste no plantio de variedades resistentes ou tolerantes à doença (MCCOOK; VANDERMEER, 2015).

## **2.2 Mancha-de-phoma do cafeeiro**

A mancha-de-phoma (*Phoma* spp.) é uma das mais importantes doenças fúngicas do cafeeiro, pois ocorre desde a formação de mudas, no viveiro, até a fase de produção da cultura (LIMA *et al.*, 2010). Em algumas regiões produtoras, a doença ganhou importância, devido à ocorrência de lesões nas folhas e queda de frutos (POZZA, 2021).

No campo, as lesões da mancha-de-phoma quando atingem os bordos das folhas, se encurvam, podendo apresentar rachaduras, reduzindo drasticamente a área fotossinteticamente ativa. Nos ramos doentes, observam-se lesões deprimidas escuras, capazes de envolver todo o seu diâmetro e, assim, causar a sua morte. A doença ainda pode atingir as rosetas florais, necrosando, de forma indireta, flores e frutos, reduzindo a produtividade do cafeeiro entre 15 a 43% (POZZA, 2021; POZZA; CARVALHO; CHALFOUN, 2010).

A penetração de *Phoma* spp. é propiciada devido a ocorrência de danos mecânicos, nos tecidos da planta, resultante da ação de insetos ou por atrito entre folhas, ocasionado devido impacto dos ventos frios e intensos, notadamente aqueles associados às frentes frias

provenientes do Sul, durante a estação de inverno (LORENZETTI *et al.*, 2015). Épocas frias, ideais para a germinação e infecção do patógeno, o qual tem crescimento do tubo germinativo maior em temperaturas próximas a 15 °C (LIMA *et al.*, 2010; LORENZETTI *et al.*, 2015; POZZA, 2021).

Plantios adensados, desequilíbrio nutricional, déficit hídrico, favorecem a alta taxa de progresso (r) da doença (POZZA, 2021). O equilíbrio nutricional do cafeeiro é mais difícil quanto maior for à carga pendente, decorrente do dreno dos nutrientes da planta e das reservas do solo, portanto, há tendência de aumento à suscetibilidade das plantas à infecção por patógenos (CATARINO *et al.*, 2016).

Nessas condições de cultivo, para mitigar os riscos de epidemias com altas taxas de progresso (r) da mancha-de-phoma, a manutenção da água e da fertilidade do solo, influenciando na boa nutrição do cafeeiro e assim constituindo barreiras de resistência contra o patógeno, devem fazer parte das estratégias do manejo de doenças (CORTEZ *et al.*, 2020; MARIN *et al.*, 2019; PÉREZ *et al.*, 2019, PÉREZ *et al.*, 2020; POZZA; POZZA, 2012; POZZA; POZZA; BOTELHO, 2015; SILVA *et al.*, 2019; VASCO *et al.*, 2018). Além disso, desbrotas e podas periódicas e o cultivo de variedades resistentes ou tolerantes à doença contribuem para reduzir a intensidade da doença (MCCOOK; VANDERMEER, 2015).

A doença ocorre com frequência nos meses mais frios do ano, durante o inverno, de maio a setembro, porém pode ocorrer esporadicamente durante todo ano caso a temperatura esteja entre 15 °C a 20 °C causando um número expressivo de sintomas, com número de horas de molhamento foliar superior a 6 horas e aumento progressivo da infecção em até 48 horas (POZZA, 2021; POZZA; ALVES, 2008).

Atualmente, os cafeicultores utilizam o controle químico como forma de controle da doença utilizando calendário fixo de pulverizações em pré e pós-florada, com fungicidas de contato e/ou sistêmicos de forma preventiva para impedir o progresso da doença (GILIOLI; POZZA, 2023). Com isso o controle torna oneroso, pois, muitas vezes, são realizadas aplicações desnecessárias, além de gerar impactos negativos ao meio ambiente e a redução da rentabilidade do cafeicultor (GARCIA, 1999).

### **2.3 Sistemas de alerta para controle de doenças de plantas**

Para o manejo de doenças, há uma busca incessante dos cafeicultores por um método mais eficaz de controle e capaz de reduzir os custos de manutenção da lavoura, aumentando o

lucro, ou seja, gerando recursos financeiros para investir na sustentabilidade ambiental e social dos cafeicultores, fixando-os às suas propriedades rurais.

Esse comportamento está de acordo com as demandas dos consumidores em escala global. Sendo assim, para evitar o calendário fixo de pulverizações, e evitar aplicações em datas desfavoráveis à ferrugem ou após a infecção e colonização do patógeno, pode-se empregar os sistemas de aviso, de alerta ou de previsão de doenças (CAMPBELL; MADDEN, 1990). De acordo com Pinto *et al.* (2002) e Hinnah *et al.* (2020), utilizando variáveis do triângulo da doença, ou seja, do patógeno, do hospedeiro e do ambiente.

Os sistemas de alerta de doenças são utilizados como ferramenta para contribuir e direcionar o manejo de doenças em lavouras no uso racional de fungicidas. Assim, atendendo a demanda globalizada de mitigar riscos ao ambiente, no contexto do pensamento verde. Pois, a sustentabilidade ambiental deve estar equilibrada com as necessidades econômicas e sociais concorrentes para a produção agrícola (BELLAMY *et al.*, 2016; HAGGAR *et al.*, 2017; INTERNATIONAL COFFEE ORGANIZATION - ICO, 2020).

Os principais objetivos do sistema de alerta de doenças: otimizar, aumentar a eficiência e até reduzir o número de aplicações de fungicidas, diminuindo o custo de produção e o risco de perdas econômicas causadas por doenças, incrementando a produtividade (CAMPBELL; MADDEN, 1990; CAMPBELL; REYNOLDS; MADDEN, 1988; HINNAH *et al.*, 2020; MADDEN; ELLIS, 1988). A relação custo benefício é outro critério mencionado por Campbell e Madden (1990) para os sistemas de alerta.

De acordo com os autores, os sistemas de alerta devem estar disponíveis a custos razoáveis, considerando potenciais economias nos custos de gestão e redução das perdas, em decorrência das doenças. Dessa forma, as plataformas ou softwares, com interface destinadas aos técnicos e aos cafeicultores, devem ser simples e com eficiência comprovada, de fácil implementação no campo e entendimento para o cafeicultor e consequentemente aumentando a eficiência das pulverizações.

Sistemas de alerta são ferramentas de suporte ou apoio à decisão, para auxiliar os agricultores a definirem os melhores momentos da aplicação de técnicas para controlar doenças de plantas (GLEASON *et al.*, 2008). Dessa forma, há otimização de pulverizações, com maior eficiência no controle e aumento de produtividade, pois os riscos de ocorrência de epidemias são continuamente monitorados. As aplicações de fungicidas para manejo das doenças são realizadas apenas sob condições ambientais favoráveis ao seu progresso, em hospedeiros em estádios suscetíveis e ainda populações de agentes causais patogênicos e virulentos (CAMPBELL; MADDEN, 1990).

Portanto, pulverizações desnecessárias, fora da época de infecção ou após esse período, não são efetuadas, otimizando o uso dos insumos e do tempo do cafeicultor dedicado a essa atividade (GILLESPIE; SENTELHAS, 2008). Além disso, ocorre a redução da probabilidade de contaminação de trabalhadores responsáveis por manusear diretamente os produtos, além da minimizar os impactos ambientais (GARCIA, 1999).

Esses sistemas utilizam informações do ambiente, do hospedeiro, do patógeno ou da doença para avisar ou emitir o alerta sobre os valores futuros da favorabilidade para a ocorrência da doença (CAMPBELL; MADDEN, 1990). Vários sistemas de alerta empregam informações do ambiente para estimar os valores futuros de intensidade das doenças, porque o ambiente pode determinar a ocorrência ou não de epidemias (APARECIDO *et al.*, 2020; APARECIDO; ROLIM, 2020; HINNAH *et al.*, 2018, 2020; KUSHALAPPA *et al.*, 1984; LORENZETTI *et al.*, 2015; MERLE *et al.*, 2020; PINTO *et al.*, 2002; SILVA, 2018). A ocorrência do processo doença está condicionada à duração mínima das condições ambientais favoráveis ao estabelecimento das relações parasitárias do patógeno com o seu hospedeiro, conhecidas como período crítico. Caso este não seja atendido, fases do ciclo de vida do patógeno como germinação, infecção e colonização podem ser comprometidas.

Dentre essas variáveis, destacam-se a temperatura do ar, a disponibilidade de água nos sítios de infecção, caracterizadas por meio da umidade relativa do ar e da duração do período de molhamento foliar, originado por chuvas, orvalho, nevoeiro ou irrigação. Tais variáveis estão intimamente associadas ao progresso de doenças de plantas (HUBER; GILLESPIE, 1992) e, por isso, são frequentemente usadas nas estimativas de valores futuros das doenças (GILLESPIE; SENTELHAS, 2008).

Tradicionalmente, os sistemas de alerta, para doenças do cafeeiro, baseiam-se no uso de modelos de regressão ou tabelas de dupla entrada de variáveis, utilizando principalmente a temperatura e a disponibilidade de água como variáveis (KUSHALAPPA; AKUTSU; LUDWIG, 1983; MADDEN; ELLIS, 1988; OLIVEIRA, 2005; PINTO *et al.*, 2002). Entretanto, com o cenário atual de mudanças climáticas, com o cultivo do café em diferentes biomas e condições edafoclimáticas e com o incremento da produtividade e de novas técnicas de cultivo e manejo do cafeeiro, outras abordagens como técnicas de séries temporais, redes neurais, rede bayesiana, fuzzy logic, árvores de decisão, entre outras vêm ganhando a atenção dos pesquisadores (ALVES *et al.*, 2010; PINTO *et al.*, 2002). Essas novas ferramentas, em conjunto com as técnicas tradicionais, podem auxiliar a compreender a dinâmica do processo doença, proporcionando melhores resultados no controle das doenças.

As variáveis empregadas na construção de sistemas de alerta, nesse novo cenário, podem ser selecionadas, utilizando ferramentas matemáticas, estatísticas, além da inteligência artificial, de acordo com as características do patossistema, as quais elas se relacionam. As variáveis selecionadas por esses métodos, constituintes do triângulo da doença, ou seja, do patógeno, do ambiente, e do hospedeiro, foram empregadas em diversos trabalhos para construir e validar sistemas de alerta (CAMPBELL; MADDEN, 1990; CHEMURA *et al.*, 2017; HINNAH *et al.*, 2020; MEIRA; RODRIGUES; MORAES, 2008).

A justificativa para usar sistemas de alerta envolve aspectos econômicos, ambientais e relacionados com a própria doença em estudo (CAMPBELL; MADDEN, 1990). Sendo assim, a ferrugem do cafeeiro reúne importantes pré-requisitos para elaborar sistema de alerta, tais como, trata-se de uma doença economicamente importante, não estar ocorrendo em datas estabelecidas, de maneira a proporcionar calendarização da pulverização de fungicidas, mas de forma sazonal ou esporádica, fator recorrente no cenário atual de mudanças climáticas e cultivo em diferentes biomas e sob alta pressão de aumento de produtividade, além de ter controle conhecido e ainda resultar em um custo para o cafeicultor.

Dada a importância e nessas condições, sistemas de alerta foram desenvolvidos para monitorar a ferrugem do cafeeiro (ALVES *et al.*, 2010; GARÇON *et al.*, 2004; HINNAH *et al.*, 2018; KUSHALAPPA *et al.*, 1984; MEIRA; RODRIGUES; MORAES, 2009; OLIVEIRA, 2005; PINTO *et al.*, 2002). No entanto, dos modelos de previsão desenvolvidos poucos foram implementados e validados nas diferentes regiões brasileiras ou biomas onde o café é produzido.

No Brasil, trabalhos para desenvolver sistemas de previsão da ferrugem do cafeeiro vêm sendo realizados de longa data. Desde a descoberta da ferrugem no país, ainda com as áreas apresentando baixas produtividades até o cenário atual, de alta pressão por aumento de produtividade, com médias móveis muito superiores daquele período. Na década de 1970, Kushalappa *et al.* (1984), por meio do ajuste de modelos de regressão, desenvolveram uma equação de previsão da ferrugem, para o estado de Minas Gerais. A decisão de controle da doença com fungicida protetores, foi estabelecida dependendo do mês do ano, com base na razão de sobrevivência líquida para o processo monocíclico (RSLPM), juntamente com a carga pendente, à época e a intensidade de doença no respectivo período.

Porém, para desenvolver o sistema de alerta, os autores utilizaram variáveis como alta e baixa produtividade, mas sem quantificá-la, ou seja, o potencial produtivo aumentou, com ele o adensamento, as técnicas de adubação, de irrigação, os fungicidas, entre outros. O espaçamento utilizado a época era menos adensado, a pulverização era feita principalmente

com fungicidas protetores e a maioria dos dados foram coletados em praticamente uma única condição edafoclimática. Nos últimos anos, os tratamentos culturais para a cultura do café mudaram, visando altas produtividades, superiores à média móvel de 40 sacas de 60 Kg hectare<sup>-1</sup>. Sendo assim, os sistemas de alerta estão em mudança constante, pois novas técnicas de manejo do cafeeiro e mudanças na produtividade levam a alterar principalmente a suscetibilidade do cafeeiro. Essas alterações podem ser empregadas para ensinar ou treinar sistemas de inteligência artificial. O software aprende com seus próprios erros, com a mudança do ambiente, do patógeno e do fenótipo do hospedeiro ao longo do tempo.

Nesse sentido, embora pouco utilizada em Fitopatologia e como alternativa aos modelos já desenvolvidos são as redes neurais. Dessa maneira, Pinto *et al.* (2002) desenvolveram modelos para descrever a epidemia da ferrugem do cafeeiro a partir de redes neurais, utilizando dados da incidência da ferrugem, variáveis ambientais e a produção do cafeeiro, coletados em Lavras no estado de Minas Gerais.

Em sistemas mistos, séries temporais da incidência também foram empregadas na elaboração de redes neurais. As redes foram eficientes para descrever a epidemia a partir de séries temporais, com os dados de incidência das três quinzenas anteriores. O emprego de séries temporais, baseado na incidência e na severidade da doença pode facilitar descrever ou prever a epidemia da ferrugem. Avaliar a intensidade da doença é mais fácil, embora trabalhosa, para o cafeicultor ou agente de extensão quando comparado à coleta de variáveis ambientais.

Essa última exige investimento em hardware, a estação climatológica e os computadores para processamento, sua manutenção e a transmissão de dados e também o desenvolvimento da interface e do software de processamentos dos dados. Além do mais, em regiões com relevo irregular, no caso o estado de Minas Gerais, seria necessário implantar sensores de coleta de variáveis ambientais ao longo do declive ou utilizar a estimativa, baseado em modelos de estimação dos dados para uma malha ou grid pré-determinado (PINTO *et al.*, 2002) ou ainda de dados de satélites e/ou drones (CORTEZ *et al.*, 2020; MARIN *et al.*, 2019; PIRES; ALVES; POZZA, 2020).

No intuito de otimizar o uso de fungicidas, sistemas de alerta de doenças do cafeeiro foram desenvolvidos e, no entanto, não validados em outras regiões, biomas ou condições edafoclimáticas. Nesse sentido, Oliveira (2005), procurou validar a viabilidade do uso de modelos de previsão baseado nos sistemas proposto por Kushalappa *et al.* (1984) e de Pinto *et al.* (2002) para o controle da ferrugem do cafeeiro na região de Lavras, MG. Os tratamentos utilizados por esse autor consistiram na aplicação de fungicidas foliares protetores (oxicloreto

de cobre) e sistêmico (epoxiconazole), segundo o calendário fixo e o proposto em cada modelo de previsão.

Nos tratamentos baseados no modelo de Pinto *et al.* (2002), as pulverizações foram realizadas quando ocorreu 5% de incidência da doença enquanto para o modelo de Kushalappa *et al.* (1984), com base nos valores da matriz de favorabilidade da incidência e da severidade da ferrugem. Diante disso, os tratamentos com o fungicida oxiclreto de cobre, baseados na pulverização recomendada por modelos de previsão, obtiveram menores valores de área abaixo da curva do progresso da doença (AACPD) e conseqüentemente menor número de aplicação de fungicidas quando comparados a calendarização de pulverizações. No entanto, a maior eficiência no controle da ferrugem do cafeeiro foi obtida com os fungicidas sistêmicos.

Assim, o número de pulverizações foi o mesmo ou inferior àqueles baseados no calendário fixo de aplicação, porém em momentos favoráveis à infecção. Por conseguinte, os dois modelos validados por Oliveira (2005) obtiveram viabilidade como ferramentas a serem utilizadas por agricultores como sistema de alerta para a ferrugem do café. Mesmo assim, torna-se necessário avaliar esses sistemas em diferentes condições de manejo e também de ambiente, é claro expostos a variabilidade da população de patógenos e das técnicas de cultivo do cafeeiro.

Além dessas técnicas, a construção de árvores de decisão é uma modelagem alternativa para desenvolver sistemas de previsão. Essa técnica foi utilizada por Meira, Rodrigues e Moraes (2009) para desenvolver modelos de alerta da ferrugem do cafeeiro em lavouras com alta carga pendente de frutos, a partir de dados meteorológicos e do espaçamento entre plantas. Dados da incidência mensal da doença no campo coletados durante oito anos foram transformados em valores binários considerando limites de 5 e 10 pontos percentuais (p.p.) na taxa de infecção. Nesse sentido os alertas da ferrugem são emitidos quando a taxa de infecção da doença, prevista para o prazo de um mês, atinge ou ultrapassa os limites de 5 e 10 p.p. Esses alertas dão suporte para a decisão sobre as medidas a serem adotadas para controlar a doença e o momento adequado para implementá-las.

Métodos de regressão linear, regressão não-linear, sistemas fuzzy e neuro-fuzzy foram utilizados por Alves *et al.* (2010) para avaliar a severidade no processo monocíclico da ferrugem do cafeeiro por meio das variáveis meteorológicas temperatura média e duração de molhamento foliar, selecionadas, por serem empregadas com frequência em outros sistemas de previsão, já citados, por apresentarem alta correlação com a intensidade da doença, selecionadas em análises de trilha e em regressões “stepwise”.

Os valores do coeficiente de determinação ( $R^2$ ), o coeficiente de determinação ajustado ( $R^2_{aj}$ ) e do erro médio quadrático foram utilizados para selecionar os melhores modelos. Como

resultado, os sistemas neuro-fuzzy foram superiores aos demais, seguidos dos sistemas fuzzy, regressão não-linear e regressão linear. E com isso, o sistema neuro-fuzzy foi capaz de explicar a variação da severidade em 99% dos casos para a ferrugem do cafeeiro. Indicando ser uma metodologia promissora para ser empregada nos sistemas de previsão. No entanto, necessitam de pessoal com formação nessa área, software e hardware para implantação do sistema com uma interface amigável.

Em trabalhos recentes de modelos de previsão baseados exclusivamente nas informações meteorológicas, Hinnah *et al.* (2018) avaliando modelos de taxa de infecção da ferrugem do cafeeiro para racionalizar o controle químico da ferrugem, ajustaram curvas de progresso da ferrugem para selecionar o melhor modelo linearizado baseado em dados climáticos para estimar a taxa de infecção aparente da doença, em diferentes populações de plantas e produtividades. O sistema elaborado, baseado no modelo não linear de Gompertz, foi o de melhor ajuste para prever a ferrugem do cafeeiro. A temperatura mínima e a umidade relativa do ar foram às variáveis climáticas mais relacionadas à taxa de infecção e, portanto, escolhidas para compor o sistema de previsão da ferrugem do cafeeiro na condição de alta produtividade do cafeeiro e com espaçamento de 2,5 m entre linhas e 0,5 m entre plantas.

Esse sistema de previsão também foi promissor na região estudada. Procurando avaliar o sistema desenvolvido, Hinnah *et al.* (2020) avaliaram esse sistema para os municípios de Varginha, Boa Esperança e Uberlândia no estado de Minas Gerais, Buritizal e Campinas no estado de São Paulo, Brasil, com dados coletados nessas municipalidades. O sistema de previsão reduziu o número de pulverizações de fungicidas de três para duas, garantindo o controle da doença em regiões com baixa incidência da doença. No entanto, nos locais com maior incidência da doença uma terceira pulverização foi recomendada, mesmo o sistema não indicando a necessidade. Demonstrando assim, a necessidade de ajustes no sistema para locais onde existe maior pressão de inóculo da ferrugem ou onde as condições climáticas são diferentes daquelas onde o sistema de previsão foi desenvolvido (HINNAH *et al.*, 2020).

Para o cafeeiro, sistemas de alerta foram desenvolvidos, principalmente para monitorar a ferrugem (ALVES *et al.*, 2010; GARÇON *et al.*, 2004; HINNAH *et al.*, 2018; KUSHALAPPA *et al.*, 1984; MEIRA; RODRIGUES; MORAES, 2009; OLIVEIRA, 2005; PINTO *et al.*, 2002). Sendo poucos os sistemas de alerta para a mancha-de-phoma, Lorenzetti *et al.* (2015) ajustaram um Modelo de Regressão Linear Múltipla para explicar o monociclo da doença em mudas de cafeeiro em função da temperatura e do molhamento foliar. De acordo com os autores, temperaturas entre 15 e 20 °C associadas a períodos de molhamento foliar acima de 36 horas são condições favoráveis ao progresso da doença. Entretanto, o modelo não

informa a relação do número de horas nessa faixa de temperatura com o progresso da doença. Além disso, não tem aplicação como sistema de alerta por aviso, pois não informa com antecedência os riscos futuros de progresso da doença. Silva (2018) ajustou dois Modelos de Regressão Linear Múltipla com a utilização de variáveis ambientais de valores médios/acumulados semanais defasados em 2 ou 3 semanas anteriores às avaliações da doença, sendo possível estimar a incidência da doença com duas semanas de antecedência. Os modelos desenvolvidos por Silva (2018) foram implementados e validados em regiões diferentes daquela onde foram ajustados. A mancha-de-phoma é uma doença de importância econômica na cultura do cafeeiro. Apesar disso, até o momento foi desenvolvido só um sistema para auxílio à tomada de decisão do controle da doença no campo (SILVA, 2018).

Atualmente, no contexto atual do pensamento verde, buscando mitigar riscos ao ambiente, o uso de sistemas de alerta ganha um novo impulso. Porém, deverão trazer aos agricultores benefícios reais, os quais não seriam obtidos na ausência dos mesmos. Certamente, as principais variáveis, selecionadas para calcular equações de previsão, já foram identificadas por pesquisadores. No entanto, as metodologias devem ser validadas em diferentes regiões produtoras de café antes de serem disponibilizadas aos agricultores. Dos sistemas de previsão mencionados acima, poucos foram validados das diversas regiões ou biomas brasileiros e ou diferentes daquelas onde foram avaliados. Concomitantemente, todo o hardware e metodologia para abastecer o software diariamente deve ser implementado, assim como o desenvolvimento de uma plataforma de consulta ou aviso em interface de fácil interpretação para cafeicultores e técnicos de campo.

Além de ser o maior produtor de café, o Brasil é um país com dimensões continentais, com diferentes condições edafoclimáticas nas regiões cafeeiras, com isso apresentando diferentes altitudes, relevos, climas e tipos de solo, entre outras variáveis distintas. As dimensões continentais do país e a sua variabilidade edafoclimática, são uma barreira para validar os sistemas de previsão em regiões diferentes daquelas onde foram desenvolvidos ou avaliados inicialmente.

A validação em diferentes regiões é o diferencial do sistema de alerta a ser proposto em relação aos demais citados acima. Além disso, será regionalizado, com as variáveis do clima e do hospedeiro selecionadas, nas principais regiões cafeeiras do estado de Minas Gerais. Assim, espera-se, ter sua eficiência e aplicabilidade no campo comprovada, auxiliando o cafeicultor no controle da ferrugem do cafeeiro, de forma sustentável e atendendo ao pensamento verde dos consumidores globalizados. Dessa forma, não é somente produzir ciência, mas oferecer tecnologia, com aplicabilidade junto ao cafeicultor.

## 2.4 A geoestatística como ferramenta no manejo de doenças de plantas

A Geoestatística é parte da estatística, derivada da teoria das variáveis regionalizadas, na qual se utiliza análise exploratória, semivariogramas e krigagens para analisar os dados georreferenciados (BURROUGH; MCDONNELL, 1998; MATHERON, 1971). Problemas ambientais e agrícolas exigem soluções de geomática e inteligência computacional, associadas a diferentes metodologias de apoio à decisão. Essas técnicas e metodologias têm sido utilizadas para otimizar os recursos em avaliações de impacto ambiental e reduzir os custos em programas de manejo e controle de qualidade da produção de agroecossistemas (ALVES *et al.*, 2012).

Na esfera da fitopatologia e da epidemiologia contemporânea, observa-se a crescente aplicação da metodologia de análise Geoestatística em consonância com os Sistemas de Informação Geográfica (SIG). Este enfoque permite a análise de padrões espaciais e a formulação de hipóteses relativas a aspectos de ordem ecológica e epidemiológica de doenças de plantas, tais abordagens possibilitam estudos, os quais no passado eram impossíveis ou difíceis de serem obtidos (AGRIOS, 2005; ALVES *et al.*, 2006).

Com a geoestatística, é possível quantificar a estrutura e a magnitude da variação espacial dos fenômenos ambientais, não concebível com o uso de métodos tradicionais (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989). Assim, é possível estudar não apenas o comportamento espacial das doenças de plantas, mas também das covariáveis relacionadas à sua ocorrência.

Apesar das tecnologias de monitoramento agrometeorológico serem largamente utilizadas como ferramentas de auxílio à tomada de decisão na agricultura (RAMOS *et al.*, 2016), muitas vezes as fontes de dados meteorológicos para desenvolvimento das mesmas são de difícil acesso. Devido a sua extensão territorial, a disponibilidade de estações meteorológicas no Brasil ainda ser pequena ou mal distribuídas (SILVA *et al.*, 2015; XAVIER; KING; SCANLON, 2016).

Uma alternativa para suprir essa carência de dados é a utilização de técnicas de interpolação espacial para suprir os valores nas localidades onde esses equipamentos não estão presentes.

Existem diversas técnicas de interpolação espacial, as quais podem ser classificadas em três grupos: aprendizagem de máquina, não-geoestatística e geoestatística (LI; HEAP, 2014). A geoestatística é uma ferramenta, a qual permite reconhecer padrões de distribuição espacial de variáveis meteorológicas por meio de mapas de krigagem e ainda estabelecer relação entre elas (CRESSIE, 1990; YAMAMOTO; LANDIM, 2013; ZHOU *et al.*, 2007). A krigagem é um método de interpolação geoestatística (OZELKAN *et al.*, 2015), o qual visa ponderar os

vizinhos do ponto a ser estimado, fornecendo estimativas pontuais não viciadas e de variância mínima (MONTERO; FERNÁNDEZ-AVILÉS; MATEU, 2015). Esta é dividida em krigagem simples, a krigagem ordinária e a krigagem universal (MARCUIZZO; ANDRADE; MELO, 2011).

Existe uma gama de modelos à disposição, para analisar a dependência espacial de variáveis de interesse, sendo os modelos esférico, exponencial e gaussiano os mais amplamente empregados em pesquisas, as quais investigam fenômeno de natureza espacial (YAMAMOTO, 2020; YAMAMOTO; LANDIM, 2013). Nesse contexto, tais modelos, associados à técnica de krigagem, têm desempenhado um papel de destaque na área da agricultura de precisão. Sua aplicação é frequentemente destinada à elaboração de mapas, visando auxiliar na tomada de decisões estratégicas, para otimizar a aplicação de insumos de forma variável, em conformidade com as necessidades específicas de cada cultura (ALMEIDA; GUIMARÃES, 2016; CARVALHO *et al.*, 2017). Deste modo, podem-se evidenciar aprimoramento na fertilidade edáfica, no estado nutricional das plantas e na utilização de defensivos agrícolas, dentre outros fatores, culminando em um incremento da produtividade, uma redução dos custos e de impactos ambientais negativos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGRIOS, G. N. **Plant pathology**. 5th Edition ed. San Diego: Elsevier Academic Press, 2005.
- ALMEIDA, L. DA S.; GUIMARÃES, E. C. Geoestatística e análise fatorial exploratória para representação espacial de atributos químicos do solo, na cafeicultura. **Coffee Science**, v. 11, n. 2, p. 195-203, 2016.
- ALVES, M. C. *et al.* A soft computing approach for epidemiological studies of coffee and soybean rusts. **International Journal of Digital Content Technology and its Applications**, v. 4, n. 1, p. 149-154, fev. 2010.
- ALVES, M. C. *et al.* Geoestatística na proteção de plantas: geoinformação do pesquisador ao produtor. Em: MACHADO, A. K. F. M.; OGOSHI, C. (Eds.). **Avanços na otimização do uso de defensivos agrícolas no manejo fitossanitário**. São Carlos: Suprema Gráfica e Editora, 2012. p. 283-302.
- ALVES, M. DE C. *et al.* Geoestatística como metodologia para estudar a dinâmica espaço-temporal de doenças associadas a *Colletotrichum* spp. transmitidos por sementes. **Fitopatologia Brasileira**, v. 31, n. 6, p. 557-563, 2006.
- APARECIDO, L. E. DE O. *et al.* Machine learning algorithms for forecasting the incidence of *Coffea arabica* pests and diseases. **International Journal of Biometeorology**, v. 64, n. 4, p. 671-688, 1 abr. 2020.
- APARECIDO, L. E. DE O.; ROLIM, G. DE S. Models for simulating the frequency of pests and diseases of *Coffea arabica* L. **International Journal of Biometeorology**, v. 64, n. 7, p. 1063-1084, 1 jul. 2020.
- BARBOSA, D. H. S. G.; SOUZA, R. M.; VIEIRA, H. D. Field assessment of coffee (*Coffea arabica* L.) cultivars in *Meloidogyne exigua*-infested or -free fields in Rio de Janeiro State, Brazil. **Crop Protection**, v. 29, n. 2, p. 175–177, fev. 2010.
- BELAN, L. L. *et al.* Nutrients distribution in diseased coffee leaf tissue. **Australasian Plant Pathology**, v. 44, n. 1, p. 105-111, 1 jan. 2015.
- BELLAMY, A. S. *et al.* What is in a label? Rainforest-alliance certified banana production versus non-certified conventional banana production. **Global Ecology and Conservation**, v. 7, p. 39-48, 2016.
- BRITO, G. G. DE *et al.* Inheritance of coffee leaf rust resistance and identification of AFLP markers linked to the resistance gene. **Euphytica**, v. 173, n. 2, p. 255-264, 2010.
- BURROUGH, P. A.; MCDONNELL, R. A. **Principles of geographical information systems**. Oxford University Press, USA, 1998.
- CAMPBELL, C. L.; MADDEN, L. V. **Introduction to Plant Disease Epidemiology**. New York: Wiley, 1990.

CAMPBELL, C. L.; REYNOLDS, K. M.; MADDEN, L. V. Modeling epidemics of root diseases and development of simulators. Em: KRANZ, J.; ROTEM, J. (Eds.). **Experimental Techniques in Plant Disease Epidemiology**. [s.l.] Springer-Verlag, 1988. p. 253-264.

CARVALHO, A. M. DE *et al.* Comportamento de cultivares de cafeeiro sob a incidência das doenças da ferrugem e cercosporiose em dois ambientes de cultivo. **Coffee Science**, v. 12, n. 1, p. 100-107, 2017.

CATARINO, A. DE M. *et al.* Calcium and potassium contents in nutrient solution on Phoma leaf spot intensity in coffee seedlings. **Revista Ceres**, v. 63, n. 4, p. 486-491, 2016.

CHEMURA, A. *et al.* Machine learning prediction of coffee rust severity on leaves using spectroradiometer data. **Tropical Plant Pathology**, v. 43, n. 2, p. 117-127, 1 abr. 2017.

COLARES, M. R. N. **Modeling of Coffee Productivity Losses Related to Rust**. 2018. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Fitopatologia) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2018.

CORTEZ, M. L. J. *et al.* Relationship between Sentinel-2 orbital data and in situ monitoring of coffee rust. **SN Applied Sciences**, v. 2, n. 8, 1 ago. 2020.

CRESSIE, N. The origins of kriging. **Mathematical Geology**, v. 22, n. 3, p. 239-252, 1990.

GARCIA, A. **Fungicidas I: utilização no controle químico de doenças e sua ação contra os fitopatógenos**. Documentos, 46 ed. Porto Velho: Embrapa Rondônia, 1999.

GARÇON, C. L. P. *et al.* Controle da ferrugem do cafeeiro com base no valor de severidade. **Fitopatologia Brasileira**, v. 29, n. 5, p. 486-491, 2004.

GHINI, R. *et al.* Incubation period of *Hemileia vastatrix* in coffee plants in Brazil simulated under climate change. **Summa Phytopathologica**, v. 37, n. 2, p. 85-93, 2011.

GILIOLI, F.; POZZA, E. A. Fungicidas triazóis na agricultura tropical: passado, presente e futuro. Em: SILVA, H. R. *et al.* (Eds.). **Manejo de doenças de plantas: controle genético, químico e biológico, nas perspectivas acadêmica e empresarial**. 1. ed. ed. Recife: Editora dos Autores, 2023. p. 40-55.

GILLESPIE, T. J.; SENTELHAS, P. C. Agrometeorology and plant disease management - a happy marriage. **Sci. Agric**, v. 65, p. 71-75, 2008.

GLEASON, M. L. *et al.* Obtaining weather data for input to crop disease-warning systems: leaf wetness duration as a case study. **Sci. Agric**, v. 65, p. 76-87, 2008.

GREE, G. Epidemiology of coffee leaf rust in the eastern highlands. **Newsl. Coffee Res. Inst.**, v. 2, p. 16-20, 1993.

HAGGAR, J. *et al.* Environmental-economic benefits and trade-offs on sustainably certified coffee farms. **Ecological Indicators**, v. 79, p. 330-337, 1 ago. 2017.

HINNAH, F. D. *et al.* Weather-based coffee leaf rust apparent infection rate modeling. **International Journal of Biometeorology**, v. 62, n. 10, p. 1847-1860, 1 out. 2018.

HINNAH, F. D. *et al.* Performance of a weather-based forecast system for chemical control of coffee leaf rust. **Crop Protection**, v. 137, 1 nov. 2020.

HUBER, L.; GILLESPIE, T. J. Modeling leaf wetness in relation to plant disease epidemiology. **Annual Review of Phytopathology**, v. 30, p. 553-77, 1992.

INTERNATIONAL COFFEE ORGANIZATION - ICO. **Trade statistics tables**. 2020. Disponível em: [https://www.ico.org/trade\\_statistics.asp](https://www.ico.org/trade_statistics.asp). Acesso em: 20 jul. 2023.

INTERNATIONAL COFFEE ORGANIZATION - ICO. **Historical data on the global coffee trade**. 2023. Disponível em: [https://www.ico.org/new\\_historical.asp](https://www.ico.org/new_historical.asp). Acesso em: 27 jul. 2023.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. MOHAN. **Applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989.

KUSHALAPPA, A. C. *et al.* Equations for predicting the rate of coffee rust development based on net survival ratio for monocyclic. **Fitopatologia Brasileira**, v. 9, p. 255-271, 1984.

KUSHALAPPA, A. C.; AKUTSU, M.; LUDWIG, A. Application of survival ratio for monocyclic process of *Hemileia vastatrix* in predicting coffee rust infection rates. **Phytopathology**, v. 73, n. 1, p. 96-103, 1983.

LI, J.; HEAP, A. D. Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. **Environmental Modelling and Software**, v. 53, p. 173-189, mar. 2014.

LIMA, L. M. DE *et al.* Relação nitrogênio/potássio com mancha de Phoma e nutrição de mudas de cafeeiro em solução nutritiva. **Tropical Plant Pathology**, v. 35, n. 4, p. 223-228, 2010.

LORENZETTI, E. R. *et al.* Effect of temperature and leaf wetness on *Phoma tarda* and phoma leaf spot in coffee seedlings. **Coffee Science**, v. 10, n. 1, p. 1-9, 2015.

MADDEN, L. V.; ELLIS, M. A. How to develop plant disease forecasters. Em: ROTEM, J.; KRANZ, J. (Eds.). **Experimental Techniques in Plant Disease Epidemiology**. [s.l.] Springer-Verlag, 1988. p. 191-206.

MARCUZZO, F. F. N.; ANDRADE, L. R. DE; MELO, D. C. R. Métodos de interpolação matemática no mapeamento de chuvas do estado do Mato Grosso. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 04, p. 793-804, 2011.

MARIN, D. B. *et al.* Multispectral remote sensing in the identification and mapping of biotic and abiotic coffee tree variables. **Revista Ceres**, v. 66, n. 2, p. 142-153, 2019.

MATHERON, G. **The theory of regionalized variables and its applications**. Paris: El Cole National Supei, 1971.

MCCOOK, S.; VANDERMEER, J. The big rust and the red queen: long-term perspectives on coffee rust research. **Phytopathology**, v. 105, n. 9, p. 1164-1173, 1 set. 2015.

MEIRA, C. A. A.; RODRIGUES, L. H. A.; MORAES, S. A. DE. Warning models for coffee rust control in growing areas with large fruit load. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 44, n. 3, p. 233-242, 2009.

MEIRA, C. A. A.; RODRIGUES, L. H. A.; MORAES, S. A. Análise da epidemia da ferrugem do cafeeiro com árvore de decisão. **Tropical Plant Pathology**, v. 33, n. 2, p. 114-124, 2008.

MERLE, I. *et al.* Forecast models of coffee leaf rust symptoms and signs based on identified microclimatic combinations in coffee-based agroforestry systems in Costa Rica. **Crop Protection**, v. 130, 1 abr. 2020.

MONTERO, J. M.; FERNÁNDEZ-AVILÉS, G.; MATEU, J. **Spatial and Spatio-Temporal Geostatistical Modeling and Kriging**. 1 ed. ed. Spain: Wiley, 2015.

OLIVEIRA, F. A. **Validação de modelos de previsão da ferrugem do cafeeiro e monitoramento de esporos de *Hemileia vastatrix* e *Cercospora coffeicola* em Lavras, MG**. 2005. Tese (Doutorado em Agronomia/Fitopatologia) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2005.

OZELKAN, E. *et al.* Spatial interpolation of climatic variables using land surface temperature and modified inverse distance weighting. **International Journal of Remote Sensing**, v. 36, n. 4, p. 1000-1025, 16 fev. 2015.

PÉREZ, C. D. P. *et al.* Impact of nitrogen and potassium on coffee rust. **European Journal of Plant Pathology**, v. 155, n. 1, p. 219-229, 1 set. 2019.

PÉREZ, C. D. P. *et al.* Boron, zinc and manganese suppress rust on coffee plants grown in a nutrient solution. **European Journal of Plant Pathology**, v. 156, n. 3, p. 727-738, 1 mar. 2020.

PINTO, A. C. S. *et al.* Descrição da epidemia da ferrugem do cafeeiro com redes neuronais. **Fitopatologia Brasileira**, v. 27, n. 5, p. 517-524, 2002.

PIRES, M. S. DE O.; ALVES, M. DE C.; POZZA, E. A. Multispectral radiometric characterization of coffee rust epidemic in different irrigation management systems. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 86, p. 102016, 1 abr. 2020.

POZZA, E. A. Diagnose e controle de doenças. Em: CARVALHO, G. R. et al. (Eds.). **Cafeicultura do Cerrado**. [s.l.] EPAMIG, 2021. p. 347-430.

POZZA, E. A.; ALVES, M. DE C. Impacto potencial das mudanças climáticas sobre as doenças fúngicas do cafeeiro no Brasil. Em: GHINI, R.; RAMADA, E. (Eds.). **Mudanças Climáticas: Impactos Sobre Doenças de Plantas no Brasil**. 1. ed. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2008. p. 215-233.

POZZA, E. A.; CARVALHO, V. L.; CHALFOUN, S. M. Sintomas de injúrias causadas por doenças em cafeeiro. Em: GUIMARÃES, R. J.; MENDES, A. N. G.; BALIZA, D. P. (Eds.). **Semiologia do Cafeeiro: sintomas de desordens nutricionais, fitossanitárias e fisiológicas**. Lavras: Editora UFLA, 2010. p. 69-101.

POZZA, E. A.; POZZA, A. A. A. A nutrição mineral no manejo de doenças de plantas. Em: GRUPO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM FITOPATOLOGIA (Ed.). **Nutrição no Manejo de Doenças de Plantas**. Viçosa: Editora UFV, 2012. p. 177-212.

POZZA, E. A.; POZZA, A. A. A.; BOTELHO, D. M. S. Silicon in plant disease control. **Revista Ceres**, v. 62, n. 3, p. 323-331, 2015.

RAMOS, A. P. M. *et al.* Avaliação qualitativa e quantitativa de métodos de classificação de dados para o mapeamento coroplético. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 3, n. 68, p. 609-629, 2016.

SILVA, H. R. **Sistema de alerta e relação de variáveis ambientais com o progresso da mancha de phoma do cafeeiro**. 2018. Tese (Doutorado em Agronomia/Fitopatologia) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2018.

SILVA, M. DO C. *et al.* Coffee resistance to the main diseases: leaf rust and coffee berry disease. **Braz. J. Plant Physiol**, v. 18, n. 1, p. 119-147, 2006.

SILVA, M. G. *et al.* Geostatistical analysis of coffee leaf rust in irrigated crops and its relation to plant nutrition and soil fertility. **Phytoparasitica**, v. 47, n. 1, p. 117-134, 15 fev. 2019.

SILVA, R. B. *et al.* Estações meteorológicas de código aberto: Um projeto de pesquisa e desenvolvimento tecnológico. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, v. 37, n. 1, p. 1505, 2015.

STAPLES, R. C. Research on the rust fungi during the twentieth century. **Annual Review of Phytopathology**, v. 38, p. 49-69, 2000.

TALHINHAS, P. *et al.* The coffee leaf rust pathogen *Hemileia vastatrix*: one and a half centuries around the tropics. **Molecular Plant Pathology**, v. 18, n. 8, p. 1039-1051, 1 out. 2017.

VASCO, G. B. *et al.* Interaction of K and B in the intensity of coffee rust in nutrient solution. **Coffee Science**, v. 13, n. 2, p. 238-244, 2018.

XAVIER, A. C.; KING, C. W.; SCANLON, B. R. Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980–2013). **International Journal of Climatology**, v. 36, n. 6, p. 2644-2659, 1 maio 2016.

YAMAMOTO, J. K. **Estatística, análise e interpolação de dados geoespaciais**. 1ª Edição ed. São Paulo: Gráfica Paulos, 2020.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013.

ZHOU, F. *et al.* Scientometric analysis of geostatistics using multivariate methods. **Scientometrics**, v. 73, n. 3, p. 265–279, 2007.

## SEGUNDA PARTE - ARTIGOS

### ARTICLE 1 - COFFEE RUST FORECAST SYSTEMS: DEVELOPMENT OF A WARNING PLATFORM IN A MINAS GERAIS STATE, BRAZIL

Edson Ampélio Pozza<sup>1\*</sup>, Éder Ribeiro dos Santos<sup>2</sup>, Nilva Alice Gaspar<sup>2</sup>, Ximena Maira de Souza Vilela<sup>3</sup>, Marcelo de Carvalho Alves<sup>4</sup> and Mário Roberto Nogueira Colares<sup>1</sup>

- 1 Laboratory of Epidemiology and Plant Disease Management, Department of Phytopathology, Federal University of Lavras, Lavras 37200-900, MG, Brazil; mnogueiracolares@gmail.com
  - 2 Department of Geoprocessing, Cooperative of Coffee Growers in Guaxupé - COOXUPÉ, Guaxupé 37800-000, MG, Brazil; edersantos@cooxupe.com.br (É.R.d.S.); nilva\_alice@hotmail.com (N.A.G.)
  - 3 Manager of Fungicides, Iharabras Chemical Industries - IHARA, Sorocaba 18087-170, SP, Brazil; ximena.vilela@ihara.com.br
  - 4 Department of Engineering, Federal University of Lavras, Lavras 37200-900, MG, Brazil; marcelo.alves@ufla.br
- \* Correspondence: edsonpozza@gmail.com

**Paper published in according with the “Agronomy”, v.11, n. 11, 2284, 2021;  
<https://doi.org/10.3390/agronomy11112284> - ISSN: 2073-4395**

**Abstract:** This study aimed to develop a warning system platform for coffee rust incidence fifteen days in advance, as well as validating and regionalizing multiple linear regression models based on meteorological variables. The models developed by Pinto were validated in five counties. Experiments were set up in a randomized block design with five treatments and five replications. The experimental plot had six lines with 20 central plants of useful area. Assessments of coffee rust incidence were carried out fortnightly. The data collected from automatic stations were adjusted in new multiple linear regression models (MLRM) for five counties. Meteorological variables were lagged concerning disease assessment dates. After the adjustments, two models were selected and calculated for five counties, later there was an expansion to include ten more counties and 35 properties to validate these models. The result showed that the adjusted models of 15–30 days before rust incidence for Carmo do Rio Claro and Nova Resende counties were promising. These models were the best at forecasting disease 15 days in advance. With these models and the geoinformation systems, the warning platform and interface will be improved in the coffee grower region of the south and savannas of the Minas Gerais State, Brazil.

**Keywords:** incidence; multiple linear regression models; meteorological variables; Brazil.

## 1. Introduction

Since coffee is usually served hot and possesses functional compounds, such as caffeine, amino acids, sugars and phenols, it is one of the most consumed beverages worldwide [1,2]. It is consumed in all continents, but mainly in the populous northern hemisphere, which has low temperatures during most of the year. However, it is produced in the southern hemisphere, where a tropical climate predominates, without an intense cold period to contribute to the reduction of the initial inoculum. Moreover, the soils are most often poor and the raining season is mainly restricted to the summer, adding to the current extreme weather scenario. Under these conditions, producers cultivate varieties resistant to these climate conditions, that is, to drought and frost, during the winter or specific periods, and also varieties adaptable to new cultivation technologies, resulting in increased productivity [3]. Nevertheless, the high productivity associated with the favorable environment and the disease susceptibility of cultivars can lead to significant losses in the main Brazilian producing regions, principally in the Minas Gerais state [4–12]. In Brazil, loss of productivity associated with the disease can reach up to 30% [13]. However, in a recent study, Colares [14], using mathematical modeling, estimated that these yield losses might vary from 59.8% to 99.8% over more than one year of cultivation. Rust causes deleterious effects on the coffee tree [15], including defoliation, which is responsible for reducing the tree photosynthetic area, and consequently death of the plagiotropic branches with reflexes in posterior crop loads [6,16,17].

According to Pinto et al. [18], the first disease signs, based on the disease progress curve, occur from December to January. Then, there is an increase in the disease progress rate in March and April, assuming exponential growth. Finally, from June to August, normally after the harvest in a cold climate with reduced rainfall, the culture displays the most intense disease signs throughout the year. The pathogen sporulation reaches its greatest intensity and a drastic fall of leaves can occur with severe reduction of the plant canopy.

High crop load, susceptible cultivars, dense plantation, temperature between 21 and 25 °C with periods of leaf moisture between 6 and 24 h [15,19–22], shading, nutritional imbalance and water deficit increase the high disease progress rate ( $r$ ) [6]. The nutritional balance of the coffee crop makes it more difficult to achieve the highest productivity, as a result of the drain of plant nutrients and

soil reserves, causing, therefore, a tendency to increase the disease intensity [6]. Under these growing conditions, to mitigate the risks of epidemics with high rates of rust progress ( $r$ ), the maintenance of water and soil fertility, which influence the nutrition of the coffee trees and consequently constitute and reinforce resistance barriers against the pathogen, should be part of the disease management strategies [23–30]. Furthermore, periodic pruning and the use of disease resistant or tolerant varieties contribute to the disease control [31].

In addition to management techniques, fungicides are also used [6,32]. Currently, scheduled sprayings are carried out with protective and/or systemic fungicides in the months with the greatest disease progress rate ( $r$ ) from the very beginning of the rainy summer in Brazil. In any case, they must be applied when the visual sign or manifestation of the pathogen sporulation in the leaves is still below a 5% incidence. These sporulations indicate that other points of infection and/or colonization that has not yet been spotted already exist, which characterizes coffee rust. In order to avoid the pressure to select resistant populations of *H. vastatrix*, rust control programs are used, where two or three sprays of a mixture of triazoles or carboxamides with strobilurins, the strobymix, associated or alternated with two or three applications of protectors, cuprics or dithiocarbamates, during the rainy season [6].

However, consumers worldwide are demanding better environmental, social and economic sustainability in coffee plantations by reducing and optimizing fungicide spraying on crops [29].

In terms of disease management, there is an ongoing search by coffee growers for a more effective method of disease control that can reduce crop maintenance costs and increase profit, generating financial resources to be invested in the environmental and social sustainability of the coffee farms and, consequently, attaching the producers to their rural properties. This behavior conforms with consumer demands on a global scale. Therefore, to avoid a fixed spraying schedule and applications on dates unfavorable to rust or after infection and colonization of the pathogen, warning or forecast systems could be used [33]. According to Pinto et al. [18] and Hinnah et al. [34], using variables from the disease triangle, that is, the pathogen, the host, or the environment, the disease forecast systems can be used as a tool to contribute and guide crop disease management and the rational use of fungicides, and, in this way, reaching global demands to mitigate risks to the

environment, in the context of green thinking. Therefore, environmental sustainability could be balanced with the economic and social needs of the agricultural production [35–37].

The main objectives of the disease forecast system are to optimize or increase efficiency of fungicide applications, decreasing production cost and the risk of economic losses caused by diseases and consequently increasing productivity [33,35,38,39]. The cost-benefit ratio is another criterion mentioned by Campbell and Madden [33] for early warning or forecast systems. According to the authors, these procedures should be available at reasonable costs, especially considering the potential savings in management costs and reduction of losses caused by the disease. Thus, the platform or software must be simple and proven efficient, with an interface for technicians and producers easy to implement in the field, and understandable for the coffee grower to improve the spray efficiency.

Warning or forecast systems are decision support methods or tools to help farmers define the best moment to apply the techniques to control plant diseases [40]. Thus, there is a spray optimization with greater efficiency in pest control and increased productivity since the risks of epidemics are continuously monitored. Therefore, fungicide sprayings for disease management are carried out only under environmental conditions favorable to their progress [33], when hosts or even populations of pathogenic and virulent agents are susceptible. Thus, unnecessary sprays, earlier or later than the infection period are not carried out, optimizing the use of sprayings and the producer's time dedicated to this activity [41]. Furthermore, there is a reduction in the probability of contamination of workers responsible for directly handling the products and a reduction in the environmental impacts as well [42].

These systems use information from the environment and/or host and/or pathogen and/or disease to warn the producers of future disease intensity values [33]. Many early warning systems use information from the environment to estimate future disease intensity values because the environment can determine whether epidemics occur [18,43–48]. The occurrence of the disease process depends on the minimum duration of favorable environmental conditions to the establishment of parasitic relationships between the pathogen and its host, known as the critical period. If this is not met, phases of the pathogen's life cycle such as germination, infection and colonization may be compromised. The most important variables are air temperature

and water availability at infection sites, which are characterized by the relative humidity of the air and the duration of the leaf moisture period, caused by rain, dew, fog or irrigation. Such variables are strongly associated with the progress of plant diseases [49] and, therefore, are often used in estimating future disease values [41].

Traditionally, forecast or warning systems for coffee diseases have been based on the use of regression models or double-entry variable tables, mainly using temperature and water availability as variables [15,18,38,50]. However, with the current extreme weather scenario, the cultivation of coffee in different biomes and edaphoclimatic conditions and the increase in productivity and new techniques of cultivation and management of the coffee tree, other approaches, such as time series techniques, neural networks, Bayesian network, fuzzy logic, decision trees, and others, have been gaining the attention of researchers [18,51]. These new tools, together with traditional techniques, can help one understand the dynamics of the disease process, providing better results in disease control.

The variables used to build up forecasting systems in this new scenario can be selected from mathematical and statistical tools, besides the use of artificial intelligence, according to the characteristics of the pathosystem to which they are related. The variables selected by these methods, which belong to the disease triangle, that is, pathogen, environment and host [33], were used in several studies to build and validate disease prediction systems for coffee crops [34,52–54].

The reason for using forecasting systems involves economic, environmental and disease-related aspects [33]. Thus, coffee rust, nowadays, in a scenario of climate change and the protection of rural workers and the environment, meets important prerequisites for developing a forecasting system. Furthermore, it is an economically important disease that does not occur on established dates to provide a calendar for spraying fungicides, but occurs seasonally or sporadically, a recurrent factor in the current scenario of extreme weather, and it is cultivated in different biomes and under high pressure to increase productivity, besides having traditional control that still results in a cost to the producer.

Although warning systems were developed to monitor coffee leaf rust [18,43,50,51,55,56] due to the importance and conditions already mentioned, few were implemented and validated for different Brazilian regions or biomes where coffee is produced.

Nowadays, in the current context of green thinking, seeking to mitigate risks to the environment, the use of forecasting or warning systems is gaining new momentum. However, the benefits for the farmers should be real, and could not be achieved without the system. Certainly, the main variables selected to calculate forecast equations have already been identified by researchers. However, before becoming available to farmers, these methodologies have to be validated in different coffee-producing regions or biomes. Few of the forecasting systems mentioned above have been validated for several Brazilian regions or biomes different from those where they have been evaluated. Concomitantly, the hardware and methodology must supply the software daily, and the consultation or warning platform must be set up on an easy-to-interpret interface for producers and technicians.

Besides being the largest coffee producer, Brazil is a country with continental dimensions with different edaphoclimatic conditions in coffee-producing regions, presenting different altitudes, landscapes, climates and soil types, among other distinct variables. The continental dimensions and edaphoclimatic variability of the country are a hindrance to validating forecasting systems in regions different from where they were initially developed and evaluated.

Validation in different regions is the differential of the forecast system to be proposed in relation to the others mentioned above. In addition, it will be regionalized, with selected climate and host variables, in the main coffee regions of the Minas Gerais state, Brazil. Thus, it is expected to have its efficiency and applicability in the field proven, helping the producer to control coffee rust in a sustainable way and meeting the green thinking of globalized consumers. In this way, it is not only about producing science, but offering technology, with applicability with the producer.

In light of the above, based on the state of the art presented, this study aims to develop a warning or forecast platform for the coffee rust incidence, 15 days in advance, to validate and regionalize Multiple Linear Regression Models from regionalized meteorological variables for the main coffee producing regions and biomes in the state of Minas Gerais, Brazil.

## **2. Methodology to Construct Forecast Models and Interface**

The use of predictive models is an alternative to optimize and rationalize the use of fungicides. Therefore, we evaluated the viability of two prediction models developed by Pinto et al. [18]. Since the forecast models were developed with meteorological data from Lavras county, Minas Gerais state, Brazil, other geographic locations were incorporated to validate the models. Then, the study was divided into three phases. In phase I, five sampling points were initially implemented in different counties from 2018 to 2019, using two warning or forecasting methodologies, collecting meteorological variables and assessing coffee rust. In phase II, in 2020, ten more counties were incorporated into the system, with the selection of variables and the adjustment of the multiple regression model from the data collected in the five previous counties. In phase III, besides those fifteen locations, another 35 properties for the collection of meteorological and disease data were incorporated, totaling 50 sampling points to obtain disease and host data in the state of Minas Gerais, Brazil.

### 2.1. Phase 1: Validation of the Forecast System from 2018 to 2020

Initially, a total of five areas (Table 1) with trials were used to validate the forecasting systems from models developed [18], which still have the system operating and were chosen for being located at different altitudes and producing regions in Alto Paranaíba, in the south and the north of the state.

**Table 1.** Location of areas for validation of forecast systems in five municipalities in the state of Minas Gerais, Brazil.

Municipality	Location	Altitude (m)	Latitude (S)	Longitude (W)
Carmo do Rio Claro	Fazenda Boa Esperança	796	21.004600	46.022900
Monte Santo de Minas	Sítio Bela Vista	915	21.181100	46.965600
Nova Resende	Sítio São João	1184	21.104300	46.410400
Rio Paranaíba	Fazenda Caetés e Olhos D'água	1129	19.226100	46.219200
Serra do Salitre	Fazenda Cachoeira do Campo	1200	19.163300	46.589200

In this phase, these areas were conducted with two consecutive harvests, 2018/2019 and 2019/2020, to validate the forecast models and obtain data on meteorological and host variables. Rust was evaluated fortnightly during this period, seeking to add the meteorological variability [6] and the biennial of coffee

production [57,58]. The arabica coffee (*Coffea arabica* L.) planted in these fields was an around-seven-year-old variety of the cultivar Catuaí group with red fruits, rust susceptible, in a spacing of 3.8 m x 0.6 m between rows and plants, respectively. The tests were conducted according to the technical recommendations for coffee growing in Brazil [59–64]. Weed and pest management was carried out according to the control level. The soil fertility management and crop nutrition was performed based on the results of chemical analysis of the soil and nutrition of leaves, applying correctives and fertilizers in the projection of the plant canopy, according to Mesquita et al. [61], Alvarez V.; Ribeiro [65] and Alvarez V. et al. [66].

Standard disease and pest controls were carried out in all experimental areas for uniformization before starting the trial programs to validate the warning systems. For disease control, the fungicide Epoxiconazole (50 g L<sup>-1</sup> of the active ingredient) + Fluxapyroxade (50 g L<sup>-1</sup> of the active ingredient) + Pyraclostrobin (81 g L<sup>-1</sup> of the active ingredient), trade name Ativum<sup>®</sup>, was used at a dose of 1.5 L ha<sup>-1</sup> in October 2018.

#### 2.1.1. Sampling of Environmental Variables

The regression equations were supplied with environmental data obtained from the automatic stations model Davis Vantage Pro<sup>®</sup> in the counties and transferred to the Weather Link<sup>®</sup> software located in the Cooperative of Coffee Growers in Guaxupé (Cooxupé) (Table 1). The data were recorded on an hourly basis and sent via a dedicated link to the server system at Cooxupé's headquarters in Guaxupé, Minas Gerais, where they were processed and entered into an interface designed to visualize the results.

#### 2.1.2. Forecasting Systems and Spraying Methodology

Two phytosanitary warning systems were evaluated during two consecutive harvests (2018/2019 and 2019/2020). Initially, the system developed by Pinto et al. [18] was validated when the fortnightly assessment of coffee rust incidence reached 5% (a control level also called the technical assessment model). In the formula used by Pinto et al. [18], the warning were issued when the model calculated a rust incidence of 5% or more. The models were called Decision Support System 1 (DSS 1-5% control level also called the technical assessment model) and 2 (DSS 2) (Equation (1)), respectively:

$$y = -39.12 - 1.09 * Tavg_{30} + 0.30 * DP_{45} + 0.54 * RHavg_{60} + 2.68 * NIH_{60} \quad (1)$$

where:

$y$  = Rust incidence forecast;

$Tavg_{30}$  = Average of mean temperature to 30 days before rust incidence;

$DP_{45}$  = Days with precipitation to 45 days before rust incidence: precipitation > 0 mm;

$RHavg_{60}$  = Average of mean relative humidity to 60 days before rust incidence;

$NIH_{60}$  = Average of mean number of isolation hours to 60 days before rust incidence.

The experiments were implemented in a randomized block design (RBD) with five treatments (Table 2) and five replications. The experimental plot had six lines with 20 plants each, totaling 120 plants. Two lines were discarded on each side and in the two inner parts were 10 plants, five at each end. Therefore, the useful area plot for evaluation contained 20 inner plants.

**Table 2.** Treatments, trade name, dose per hectare, active ingredient and their concentration and chemical group, used in the areas for validation of the warning systems in the 2018/2019 and 2019/2020 harvests.

Treatments	Trade Name	Dose per Hectare	Active Ingredient	Concentration of Active Ingredient	Chemical Group
1. Control	-	-	-	-	-
2. Standard farm	Verdadero® and Opera® (with 2 pulverization) or Piori Xtra, depends of the location	1kg + 1.5L + 0.75L	Cyproconazole+Thiamethoxam Pyraclostrobin+Epoxiconazole and Azoxystrobin+Cyproconazole	300 g kg <sup>-1</sup> + 300 g kg <sup>-1</sup> e 133 g L <sup>-1</sup> + 50 g L <sup>-1</sup> and 200 g L <sup>-1</sup> + 80 g L <sup>-1</sup>	Triazole + Neonicotinoid and Strobirulin
3. IHARA	Fusão® and Spirit®	1.5L + 2L	Tebuconazole+Metominostrobin and Flutriafol+Dinotefuran	165 g L <sup>-1</sup> + 110 g L <sup>-1</sup> and 273 g L <sup>-1</sup> + 87.5 g L <sup>-1</sup>	Triazole + Strobirulin + Neonicotinoid
4. DSS 1 <sup>1</sup>	Fusão®	1.5L	Tebuconazole+Metominostrobin	165 g L <sup>-1</sup> + 110 g L <sup>-1</sup>	Triazole + Strobirulin
5. DSS 2 <sup>1</sup>	Fusão®	1.5L	Tebuconazole+Metominostrobin	165 g L <sup>-1</sup> + 110 g L <sup>-1</sup>	Triazole + Strobirulin

<sup>1</sup> DSS – Decision support system.

As of November 1, 2018, to control rust, when the warnings for DSS 1 and 2 were issued, a systemic fungicide mixed with a mesostemic one was used (Table 2). Spraying took place using a manual costal sprayer model Jacto PJB 20® in a volume of 400 L of water ha<sup>-1</sup>.

The coffee rust incidence assessment was carried out fortnightly from 31 October 2018, randomly, by non-destructive method, on five plagiotropic branches per plant, on the morning shade side, in the middle third of the plants [67]. In each of

the 20 plants, five leaves were evaluated from the second to fourth pairs of nodes in the plagiotropic branch, totaling 100 leaves per plot or replicate. New sporulating lesions with a light-yellow appearance characteristic of the pathogen signs were observed.

For this, the rust incidence was determined by the percentage of the number of leaves with damage in relation to the number of leaves evaluated, through the following equation [33].

$$I(\%) = \left( \frac{NLL}{NTL} \right) * 100 \quad (2)$$

where:

$I(\%)$  = Coffee rust incidence;

$NLL$  = Number of lesioned leaves;

$NTL$  = Number of total leaves sampled on the coffee tree.

### 2.1.3. Development of the Interface to View Phytosanitary Warnings or Coffee Rust Forecast

After the collection of meteorological variables from the meteorological stations, they were transmitted, received and processed. The resulting spraying warning was made available in a proper interface for the five counties located in the Southeast region of Brazil in Minas Gerais state. For the interface development, the following programming languages were used: Python 2.7 with the Django Framework 1.6 (back-end) and HTML, CSS, JavaScript, JQuery with the Bootstrap Framework (front-end). The latter is responsible for the entire presentation of the system, as well as its responsiveness (adaptability to different screen sizes: TV, notebook, tablet, smartphone). In parallel to this system, routines were also developed using the Java SE programming language.

Thus, using two warning methodologies, DSS 1 and 2, the spraying warning was issued when the predicted or estimated control level reached an incidence of 5%. The technicians and their supervisors received the spraying warning through email. After spraying, they informed the system in the built interface, and then the daily emails stopped being sent. After three days, besides sending spraying warnings, another daily email was sent to notify the technicians and supervisor in charge of the area about the spray delay.

## 2.2. Phase 2: Adjustment of Models with Data Collected in Five Different Counties in the State of Minas Gerais, Brazil

In this phase, new regression equations were developed with the disease incidence as a function of the variables collected in the meteorological stations of the five counties mentioned above. Thus, 18 variables were generated (Table 3).

**Table 3.** Environmental variables collected and generated with an automatic station model Davis Vantage Pro<sup>®</sup>, software Weather Link<sup>®</sup>, located in the five cities or nuclei of the Cooperative of Coffee Growers of Guaxupé (Cooxupé).

Variables	Description
Tavg <sup>1</sup>	Average of mean temperatures
Tmax <sup>1</sup>	Average of maximum temperatures
Tmin <sup>1</sup>	Average of minimum temperatures
RHavg <sup>1</sup>	Average of mean relative humidity
RHmin <sup>1</sup>	Average of minimum relative humidity
RHmax <sup>1</sup>	Average of maximum relative humidity
WS <sup>1</sup>	Windy speed
IH <sup>1</sup>	Insolation hours
DPT <sup>1</sup>	Dew point temperature
LT <sup>1</sup>	Leaf temperature
WH <sup>2</sup>	Wetness hours
P <sup>2</sup>	Precipitation
TavgLW <sub>(6 p.m. – 9 a.m.)</sub> <sup>1</sup>	Average temperatures with leaf wetness from 6 p.m. to 9 a.m.
TavgLW <sub>(6 p.m. – 6 a.m.)</sub> <sup>1</sup>	Average temperatures with leaf wetness from 6 p.m. to 6 a.m.
NHDT <sub>(≥18 °C, &lt;26 °C)</sub> <sup>2</sup>	Number of hours of the day with temperature ≥18°C and <26°C
NHDT <sub>(≥15 °C, &lt;26 °C)</sub> <sup>2</sup>	Number of hours of the day with temperature ≥15°C and <26°C
NDP <sup>2</sup>	Number of days with precipitation
NHP <sub>(6 p.m. – 9 a.m.)</sub> <sup>2</sup>	Number of hours of precipitation from 6 p.m. to 9 a.m.

<sup>1</sup> Variable created from the average of the values considered in the lag. <sup>2</sup> Variable created from the accumulated values considered in the lag.

With these data collected from October 2018 to January 2020, totaling 35 fortnightly assessments, multiple linear regression models (MLRM) of disease incidence were adjusted as a function of meteorological variables (Table 3) in each of the five counties.

These environmental variables were lagged in relation to the disease assessment dates, as follows:

1. Average / accumulated values of 2-4, 4-7, 7-15 and 15-30 Days Before Rust Incidence (DBRI) including the day of assessment of twelve meteorological variables collected from meteorological stations from October 2018 to August 2019.

2. Average/accumulated values of eleven meteorological variables collected from October 2018 to January 2020 at the meteorological stations fifteen days before the disease assessments, including the assessment day, according to the methodology of Pinto et al. [18] and Oliveira [50]. The adjustment of the models was performed with two data sets in and out of the harvest period (June, July and August). Regression equations were also adjusted, excluding the environmental variables Insolation Hours, Wind Speed, Wetting and Dew Point Temperature, to obtain fitted models with few variables, also in and out of the harvest period;
3. Average/accumulate values delayed from 15 to 45 DBRI, including the assessment day from October 2018 to January 2020, of ten meteorological variables, four of which were collected from the meteorological stations and six elaborated from these data. Initially, the best variables were selected to adjust the models. In this case, Pearson's correlation was performed between the variables and disease incidence. The analyses used significant variables and others with a correlation greater than 0.6. Afterward, the following variables were also calculated: Average of maximum, mean and minimum temperatures; Average of temperatures with leaf moisture from 6 p.m. to 9 a.m.; Average of temperatures with leaf moisture from 6 p.m. to 6 a.m.; Number of hours a day with temperature  $\geq 18$  °C and  $<26$  °C, and  $\geq 15$  °C and  $< 26$  °C; Precipitation; Number of days with precipitation; Number of hours of precipitation from 6 p.m. to 9 a.m.. In addition, models with all these variables were fitted data in and out of the harvest period from June to August. In this case, the following variables were also excluded from the analysis: insolation hours, dew point temperature, wind speed and duration of the moisture period, which are variables obtained only from complete meteorological stations, rarely found throughout the coffee-producing areas in the state of Minas Gerais, Brazil.

After obtaining the lag of the meteorological variables, in the four periods above (item 1), they were evaluated in the MLRM, with the following general equation:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon \quad (3)$$

where:

$y$  = Disease incidence, in percentage;

$x_1, x_2, x_p$  = Environmental variables;

$\beta_0$  = Regression constant;

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  = Partial regression parameters or coefficients;

$\varepsilon$  = Independent random errors.

The data were analyzed to verify if they met the assumptions of the analysis of variance, observing the Shapiro-Wilk (normality), Breush-Pagan (homoscedasticity) and Box-Pierce (independence) ( $p > 0.05$ ) tests. Afterward, the regression analyses were performed to adjust the disease forecasting models.

To select the environmental variables, the Stepwise technique was used to estimate coffee rust incidence by MLRM. As a standard, in the estimation of the parameters of the MLRM, a least squares method was applied to minimize the sum of squares residuals [68].

The best models were selected based on the significance of meteorological variables in the  $t$ -test of the parameters of the regression equation ( $p < 0.05$ ), with higher values of  $R^2$  and  $R^2_{\text{adjusted}}$ , and lower values of the Akaike information criterion (AIC), errors, mean of errors, standard deviations and mean squared deviations.

To assess the quality of the adjustments and identify the model with the best standard description of disease prediction, the Akaike information criterion (AIC) was applied. The AIC was based on information minimization or the Kullback-Leibler distance, being a measure of proximity between the ideal (perfect) model and the candidate. An estimate of this distance is calculated with the following equation:

$$AIC = -2 \ln(L(\theta)) + 2\rho \quad (4)$$

where:

$L(\theta)$  = Estimate of the maximum likelihood function;

$\rho$  = Number of parameters of the evaluated model.

The adjusted model with the lowest AIC value is considered close to ideal and, therefore, the best adjustment [69].

The *lm* function was used to adjust the MLRM, and the *ggplot2* package was used to make graphs and the maps were implemented in the open access software "R" version 3.6.2 [70]. After the adjusted models, the best models were validated from February to October 2020 in five counties.

### 2.3. Phase 3: Expansion of the Warning System with New Models

From October 2020, the expansion of the forecast system to ten more counties began. Of these, eight are in Minas Gerais and two in São Paulo state (Table 4), besides the previous five, totaling 15 locations, or Cooxupé branches or cooperation nucleus, with complete meteorological stations as described above. Beyond the two models selected in phase 2 to substitute DSS 1, the DSS 2 denominated Meteorological Model was also used to forecast or send the disease warning 15 days in advance in 15 counties. In this case, three equations were used to send the spray warning. The trials in the five counties of phase 1 continued to be carried out.

**Table 4.** Distribution of areas with meteorological stations for the validation of models of the coffee rust prediction system in 10 municipalities in the states of Minas Gerais and São Paulo, Brazil.

Municipality	Altitude (m)	Latitude (S)	Longitude (W)
Alfenas <sup>1</sup>	827	21.41373	45.97055
Alpinópolis <sup>1</sup>	935	20.84751	46.37944
Cabo Verde <sup>1</sup>	940	21.45448	46.41182
Caconde <sup>2</sup>	830	21.53722	46.63796
Campestre <sup>1</sup>	1082	21.69692	46.25357
Campos Gerais <sup>1</sup>	900	21.24417	45.75556
Coromandel <sup>1</sup>	962	18.47386	47.21385
Guaxupé <sup>1</sup>	870	21.28687	46.69303
Monte Carmelo <sup>1</sup>	912	18.75402	47.51819
São José do Rio Pardo <sup>2</sup>	755	21.63306	46.89889

<sup>1</sup> State of Minas Gerais. <sup>2</sup> State of São Paulo.

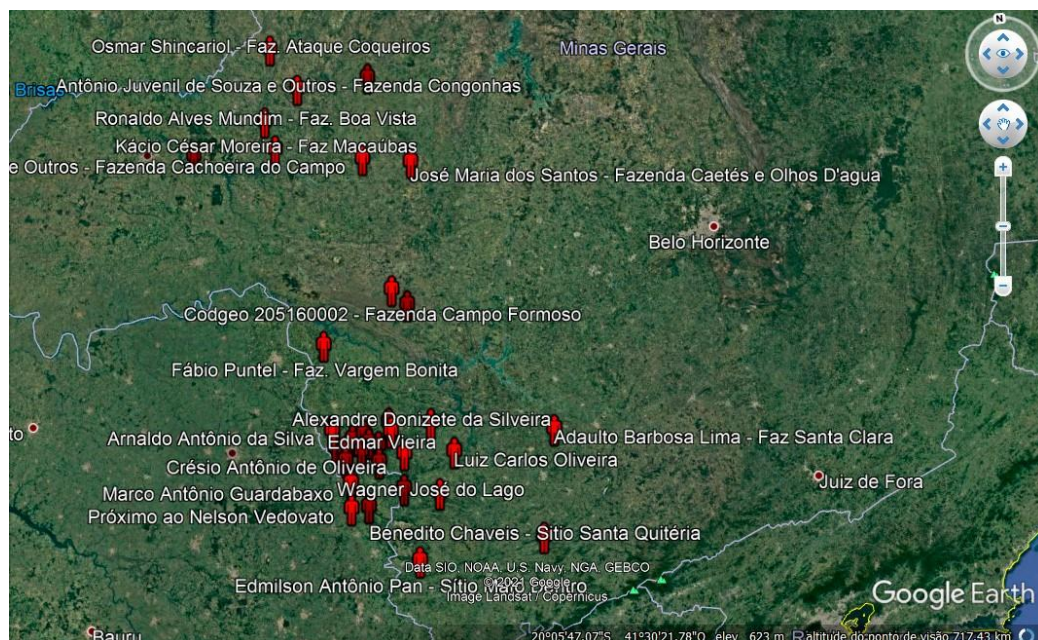
The fungicide spray warning in the DSS 1 treatment was issued when two of the three formulas calculated a disease incidence of 5% or more in three consecutive days. These three formulas are the two formulas selected in phase 2 (Carmo do Rio Claro 15-30 DBRI and Nova Resende 15-30 DBRI models); a third one by Hinnah et al. [34] was also incorporated. The notification methodology for DSS 2 remained the same as for phase 2.

Despite the larger error or residual of other models compared to the two selected ones, they were still used to calculate the disease incidence for further analysis, attempting to prospect or select good models, but never to send the spray warnings.

At the same time, the expansion of areas with meteorological stations, the incidence assessment in 35 other properties, was also included for the validation of these forecasting models in different regions and localities, besides the 15 already under evaluation, totaling 50 areas for rust samplings (Figure 1).

These areas are in counties situated in the savanna biome and in southern Minas Gerais state, Brazil, with atlantics forest, savanna and transitions area. In each county, four stands of coffee trees were and are still being assessed on different farms, strategically distributed and close to meteorological stations, to verify the efficiency of the proposed models in different conditions of altitude, terrain, soil, climate and crop management.

In these areas, the disease incidence was assessed in a single plot or homogeneous area of the farm on a monthly basis in 25 randomly-chosen-around-seven-year-old plants of the cultivar Catuaí group. For this sample, four leaves from the second to the fourth node of plagiotropic branches in the middle to lower third of the plant were evaluated on the morning shade side of the plantation, totaling 100 leaves per plot.



**Figure 1.** Expansion to 35 properties to validate the models developed to compose the coffee rust forecast system in the southern and savanna municipalities of the Minas Gerais state, Brazil.

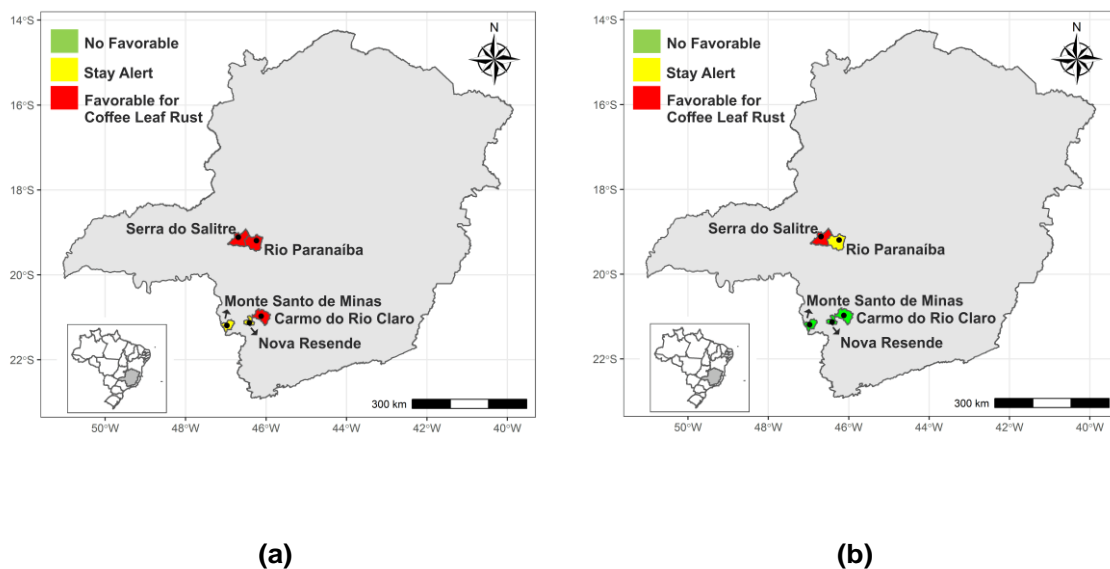
Of these 50 points, the disease progress curves evaluated in the field and the estimated or predicted values from the multiple adjusted regression equations, as a

function of the months of the year, were plotted to assess the quality of the adjustment as well as the forecasting system.

### 3. Results

#### 3.1. Phase 1: Validation of the Models

According to the two methodologies, DSS 1 and 2, using the formulas of Pinto et al. [18] with a control level of 5% [43], the coffee rust incidence was calculated. Spray warnings were made available on the website. The five counties are located on the map of Minas Gerais (Figure 2).



**Figure 2.** Interface for viewing the phytosanitary warning in the municipalities of Carmo do Rio Claro, Monte Santo de Minas, Nova Resende, Rio Paranaíba and Serra do Salitre in the state of Minas Gerais, Brazil: (a) DSS1; (b) DSS 2.

The visualization and understanding of the warnings were simplified by the use of the traffic light color system, where green meant “with no probability of occurrence of rust”, yellow meant “attention required with an estimated incidence of 3 to 5%, prepare the spraying logistics, and red meant “high probability of coffee rust with a disease incidence of 5% or more after 15 days. Then spraying could be necessary”.

The estimated or calculated values were compared with the real ones sampled in the field in the five locations throughout the trial period. The differences between the

forecasts or calculated data and the field or real values varied among counties and months of the year (Figure 3).

The DSS 1 was replaced because in the field validation period, the 5% control level methodology presented failures in the control of the disease, when compared to the other models being validated. Furthermore, this methodology needs human resources available for the assessments every fifteen days.

### *3.2. Phase 2: Adjustment of Forecasting Models in Five Different Counties in the State of Minas Gerais, Brazil*

Disease incidence models were adjusted as a function of the variables collected in the five counties, using the forecasting models proposed by Pinto et al. [18], which are based on a 5% level of disease incidence to begin the chemical control [43].

For this purpose, four models were adjusted for each county, and the best-fitted equation was selected based on the selection criteria. Models with the lagged variables 15-30 days before disease assessments were selected since they obtained higher  $R^2$  and  $R^2_{\text{adjusted}}$ , and lower Akaike Information Criterion (AIC) values. Furthermore, this methodology was also employed by Pinto et al. [18] since it is within the coffee rust incubation period [71–73]. However, the adjustment of these models included variables that could not be obtained from less sophisticated meteorological stations.

Therefore, after singling out the variables to obtain simpler formulas capable of being used in smaller stations of lower acquisition and maintenance value, 35 models were adjusted for the period from October 2018 to January 2020 for the five counties. From those, the ten best-fitted models were selected as described above, and then again, the two most promising models to forecast coffee rust incidence with the smallest errors or deviations were singled out, one from Carmo do Rio Claro and the other from Nova Resende, municipalities in Minas Gerais state, Brazil.

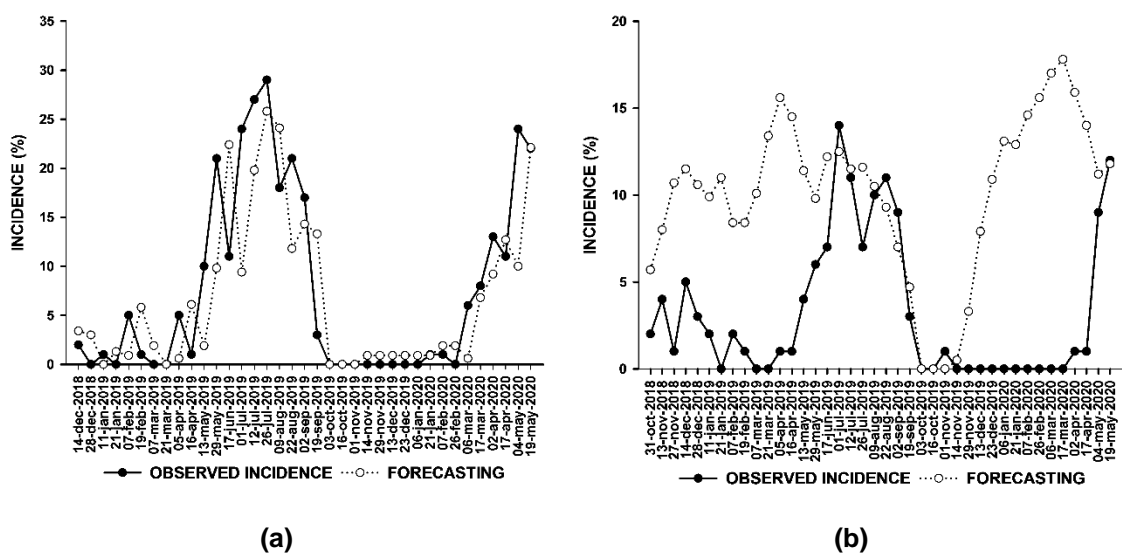
Due to better results, the DSS 1 model, from June 2020, was replaced by these other two new equations (Table 5). By replacing the meteorological variables (Table 3) used to adjust the models, it is possible to obtain forecasting values for coffee leaf rust incidence.

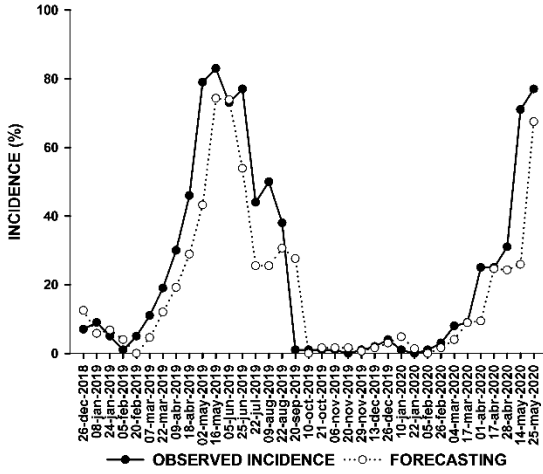
**Table 5.** Estimated parameters of the adjusted models for the Carmo do Rio Claro and Nova Resende municipalities, Minas Gerais state, Brazil.

Municipality	Model <sup>1</sup>	Equation <sup>2</sup>
Carmo do Rio Claro	15-30 DBRI	$Y = -304.78667634^{***} + 13.16506156 T_{max}^{***} - 13.91295446 T_{min}^{***} - 0.07066871 p + 3.42680986 RH_{min}^{***}$
Nova Resende	15-30 DBRI	$Y = 18.3098934^{***} - 1.3387465 T_{avg}^{**} + 1.2618530 T_{min}^{**} - 1.0714839 IH^{**} - 0.2205387 WH^{**}$

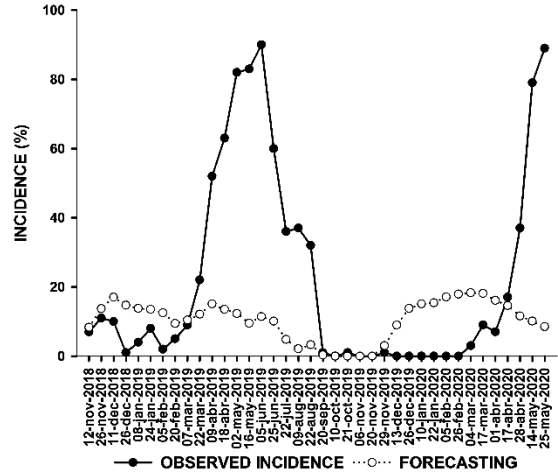
<sup>1</sup> Model 15-30 DBRI: 15-30 days before rust incidence. <sup>2</sup> Regarding the significance of the equation parameters: \*\*  $p < 0.01$ ; \*\*\*  $p < 0.001$ .

In an attempt to obtain better-fitted models, one of the hypotheses was to exclude the harvest period and some meteorological variables not obtained in less sophisticated meteorological stations. Thus, besides the 35 models described above, we adjusted 30 others in the same period for those five counties, and the nine best-fitted models were singled out according to the methodology described in Section 2.2. However, when implemented in the platform and interface to calculate and issue the disease control warning, those models were not promising since they displayed large errors or deviations in comparison to previous models.

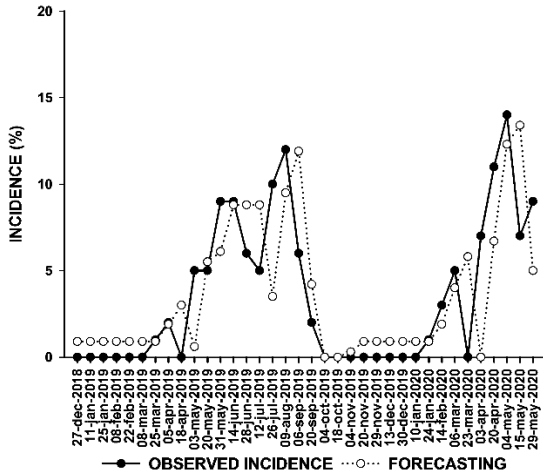




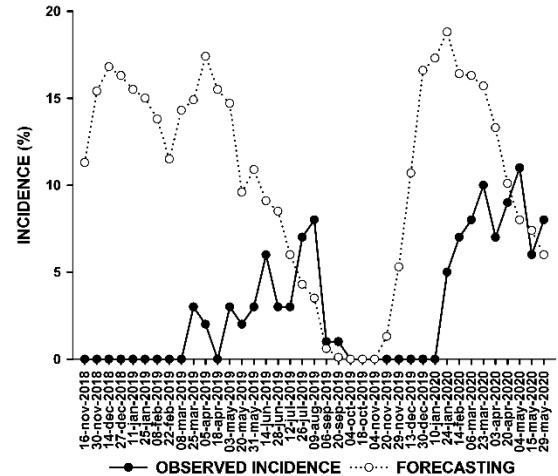
(c)



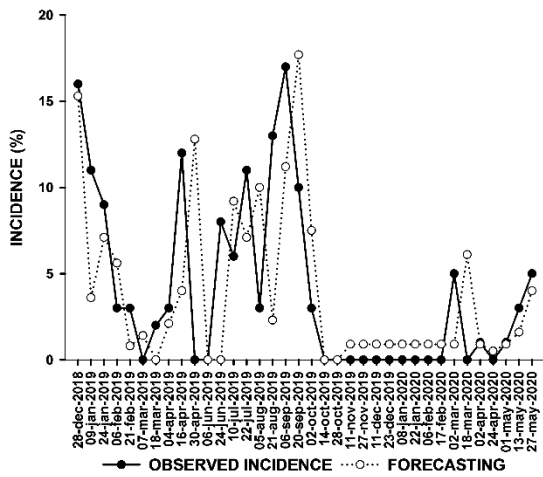
(d)



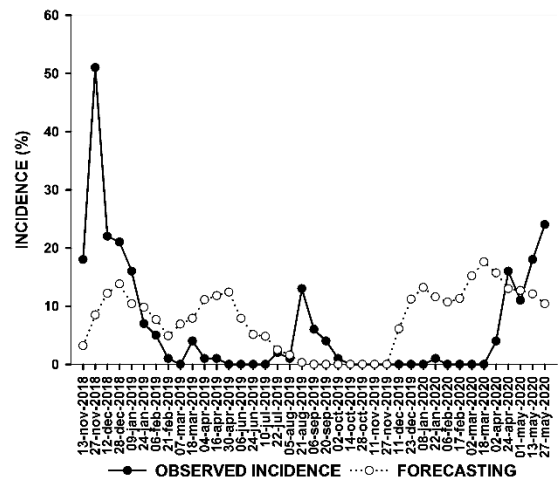
(e)



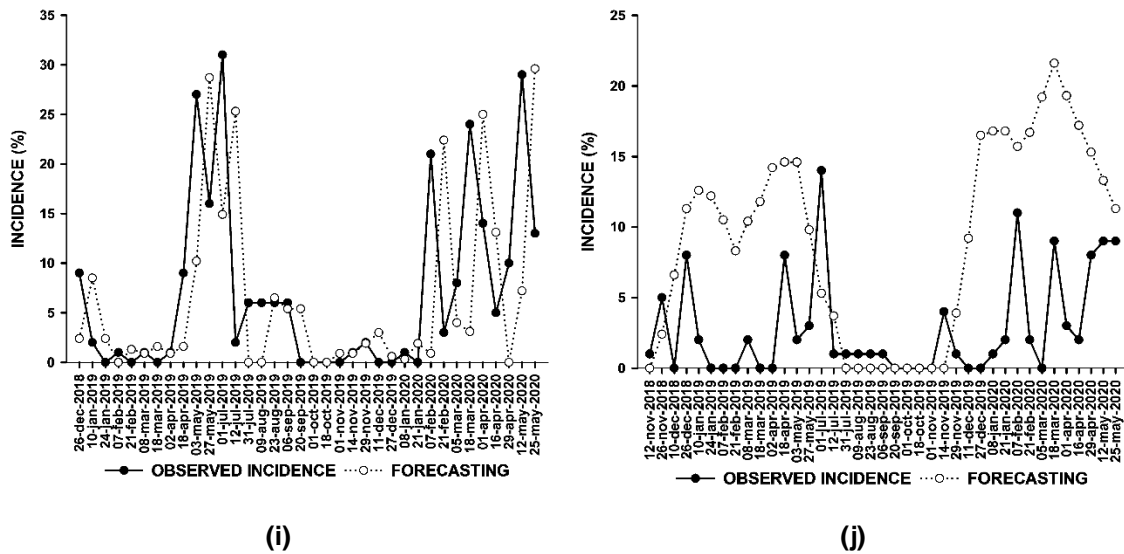
(f)



(g)



(h)



**Figure 3.** Comparison of the 5% control level methodology (DSS 1) and the Model developed by Pinto et al. [18] (DSS 2) to forecast coffee rust for the five municipalities in the Minas Gerais state, Brazil: (a) and (b) DSS 1 and DSS 2 applied in Carmo do Rio Claro, respectively; (c) and (d) DSS 1 and DSS 2 applied in Monte Santo de Minas, respectively; (e) and (f) DSS 1 and DSS 2 applied in Nova Resende, respectively; (g) and (h) DSS 1 and DSS 2 applied in Rio Paranaíba, respectively; (i) and (j) DSS 1 and DSS 2 applied in Serra do Salitre, respectively.

In the second phase of the modeling, we raised the hypothesis to elaborate meteorological variables, as described in phase 2 of the methodology, from temperature and precipitation data obtained from the five automatic meteorological stations installed by Cooxupé. Thus, 35 models were calculated, including the coffee harvest period and 35 models excluding it. The ten best-fitted models were selected with harvest period and nine were selected with no harvest period.

Based on the ten best-fitted models with the harvest period (Figure 4) and nine without this period (Figure 5), we verified the error, the residual or deviations concerning rust incidence observed in the field, which is the real data.

The models presented (Figure 4 and 5) were implemented in the interface to forecast rust incidence in the field and are being validated.

### 3.3. Phase 3: Expansion of the Warning System

In phase 2 of this study, the models using two regression equations (Table 5) as described in Section 3.2 were adjusted, and we selected those with the best adjustments for the five counties. These two models were selected based on the parameters of the regression equation, determination coefficient ( $R^2$ ), Akaike

information criterion (AIC), standard deviations and sum of the squared errors (Table 6).

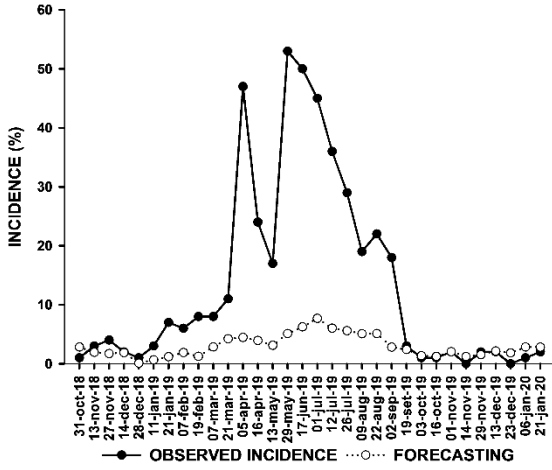
**Table 6.** Qualitative index used to select the best models and describe the accuracy of the models for the Carmo do Rio Claro and Nova Resende municipalities, Minas Gerais state, Brazil.

<b>Model</b>	<b>Determination Coefficient<sup>1</sup></b>	<b>AIC</b>	<b>Standard Deviation</b>	<b>Sum of Squared of Errors</b>
Carmo do Rio Claro 15-30 DBRI	0.67***	4.11	8.95	155.71
Nova Resende 15-30 DBRI	0.56***	0.76	1.24	1.71

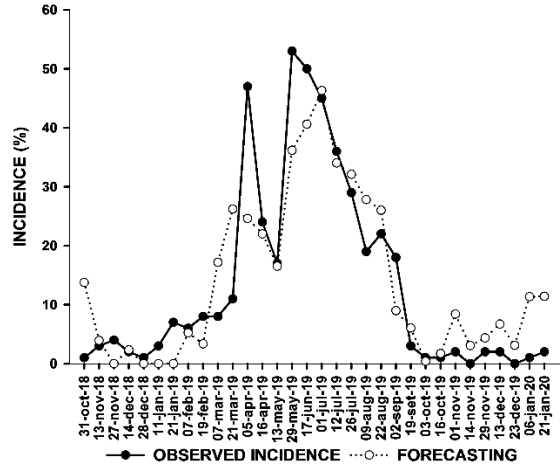
<sup>1</sup> Regarding the significance of the test F: \*\*\* $p < 0.001$ .

Afterward, we expanded those that presented promising field results to 15 more counties in the Minas Gerais state, Brazil. Currently, incidence sampling is being carried out in 50 areas, from which meteorological data are also being obtained to estimate rust values and thus issue phytosanitary warnings via the constructed interface. Notifications are issued from DSS 1 and 2 according to the methodology described above.

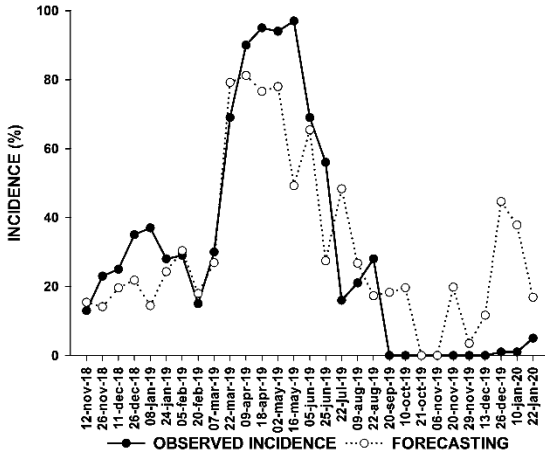
The incidence values calculated from the two adjusted models for Carmo do Rio Claro (Figure 6a) and Nova Resende (Figure 6b) obtained a good fit compared with the field data. Since October 2020, these two models have been getting validated to forecast coffee rust incidence in ten counties apart from those where they were developed, totaling 15 municipalities (Figure 7), and from January 2021 in another 35 counties, totaling 50 places to send fungicide spray warnings.



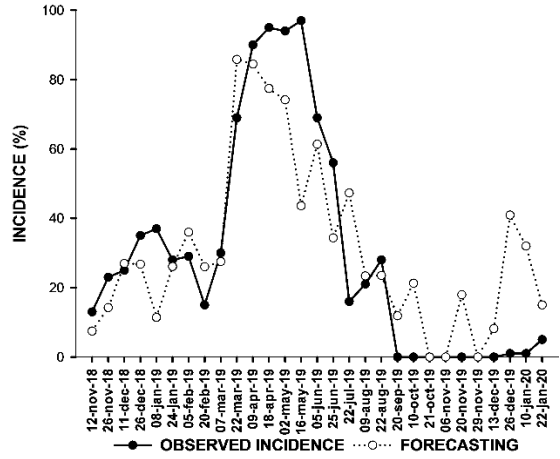
(a)



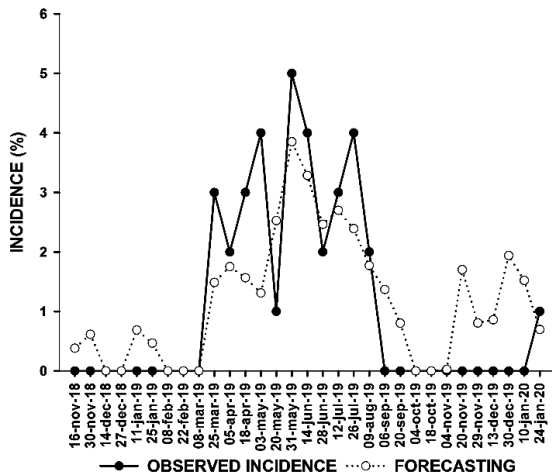
(b)



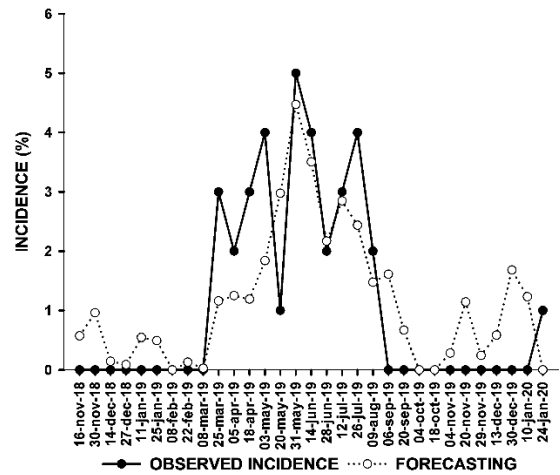
(c)



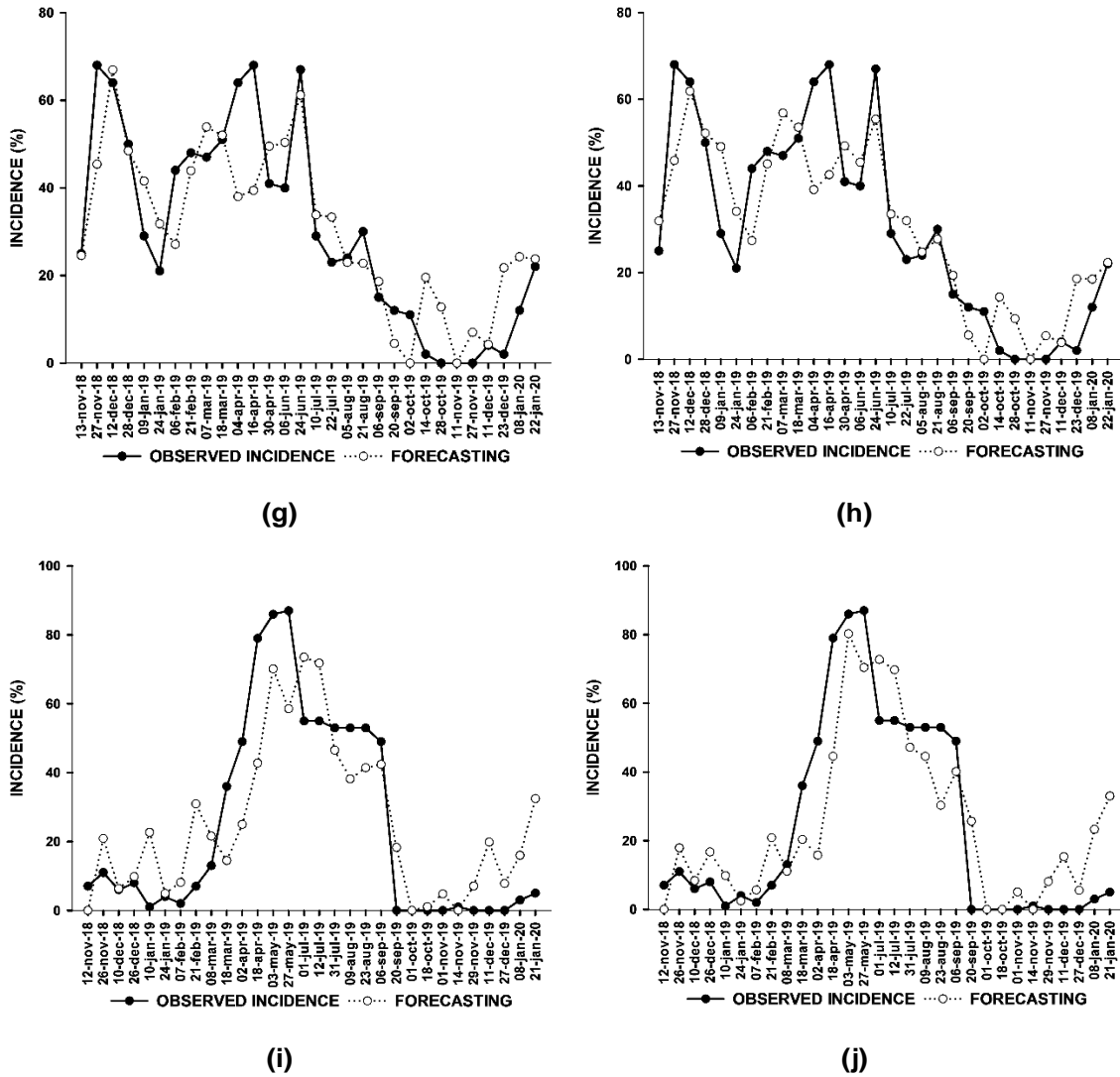
(d)



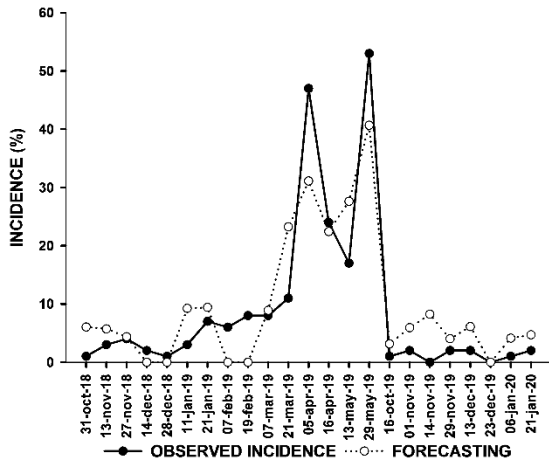
(e)



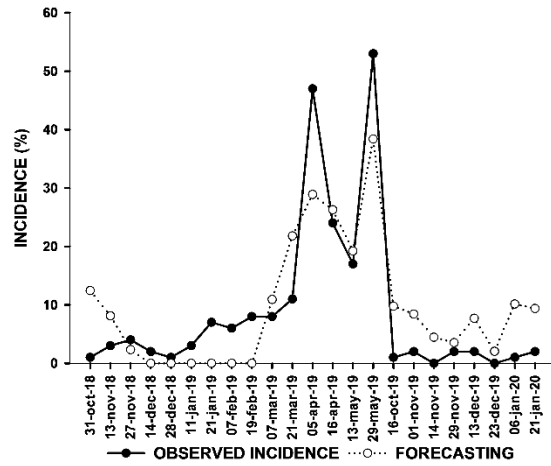
(f)



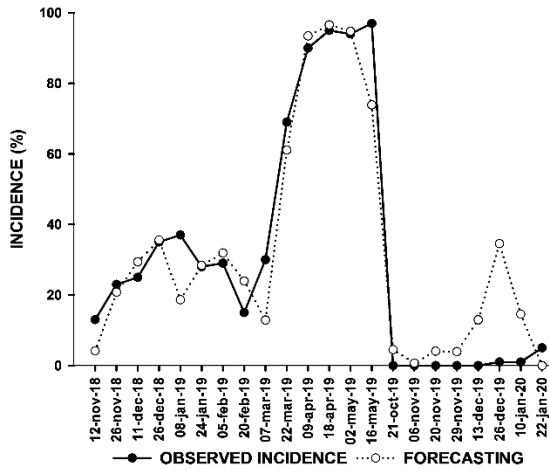
**Figure 4.** Performance of the best fitted models with forecast estimates of coffee leaf rust compared to field observed data: (a) Carmo do Rio Claro, model 15-30 DBRI (Days before rust incidence) with all variables; (b) Carmo do Rio Claro, model 2 15-45 DBRI excluding variables; (c) Monte Santo de Minas, model 15-30 DBRI with all variables; (d) Monte Santo de Minas, model 2 15-45 DBRI excluding variables; (e) Nova Resende, model 15-45 DBRI with all variables; (f) Nova Resende, model 2 15-45 DBRI excluding variables; (g) Rio Paranaíba, model 15-45 DBRI with all variables; (h) Rio Paranaíba, model 2 15-45 DBRI excluding variables; (i) Serra do Salitre, model 2 15-45 DBRI with all variables; (j) Serra do Salitre, model 2 15-45 DBRI excluding variables.



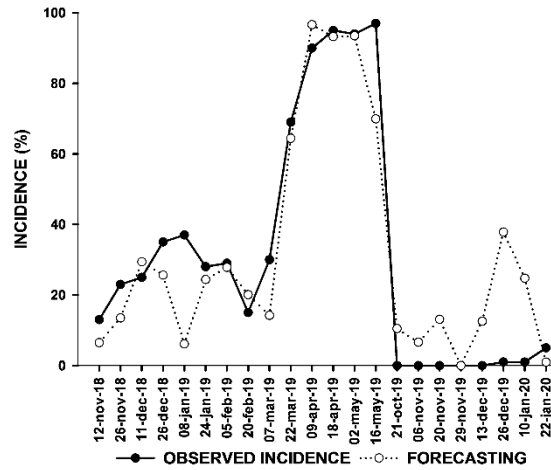
(a)



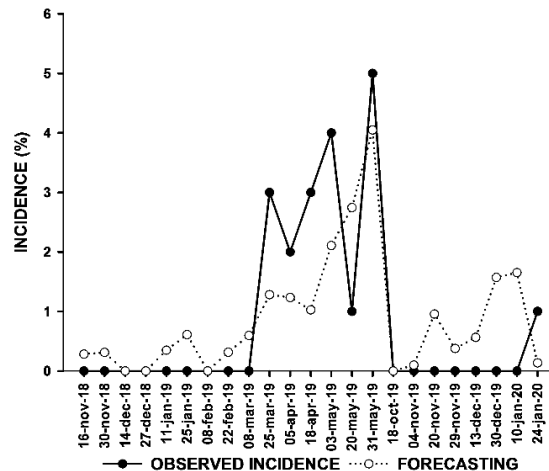
(b)



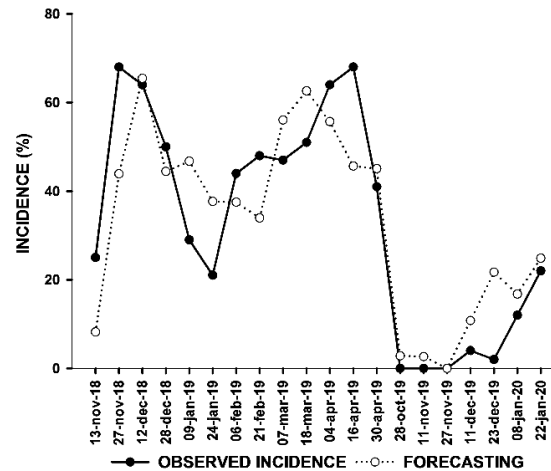
(c)



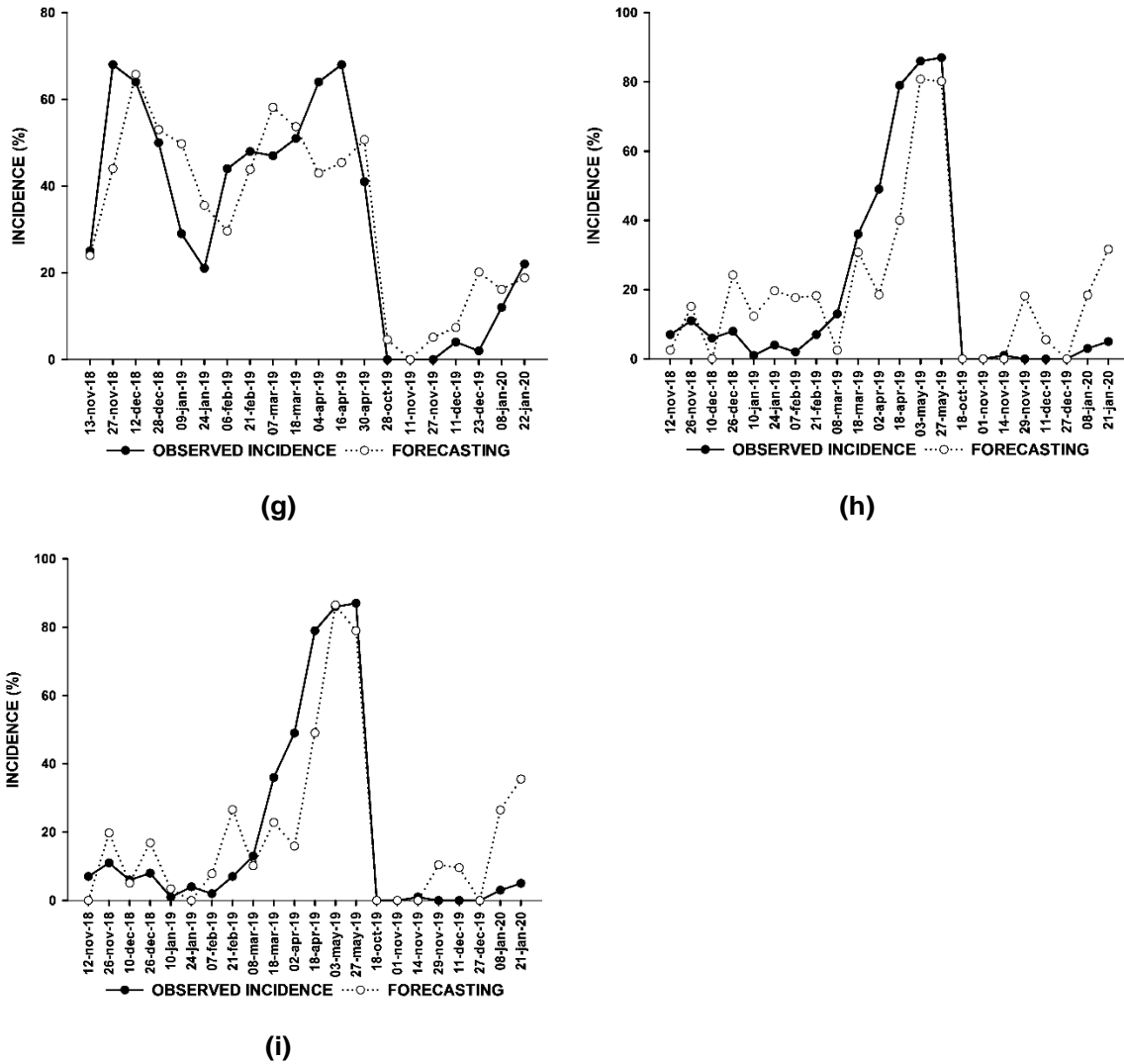
(d)



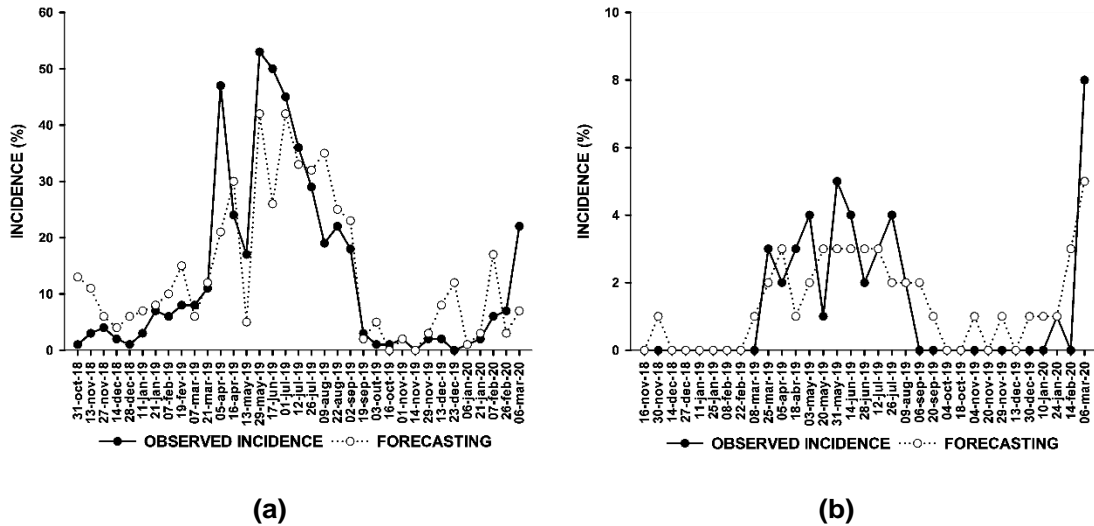
(e)



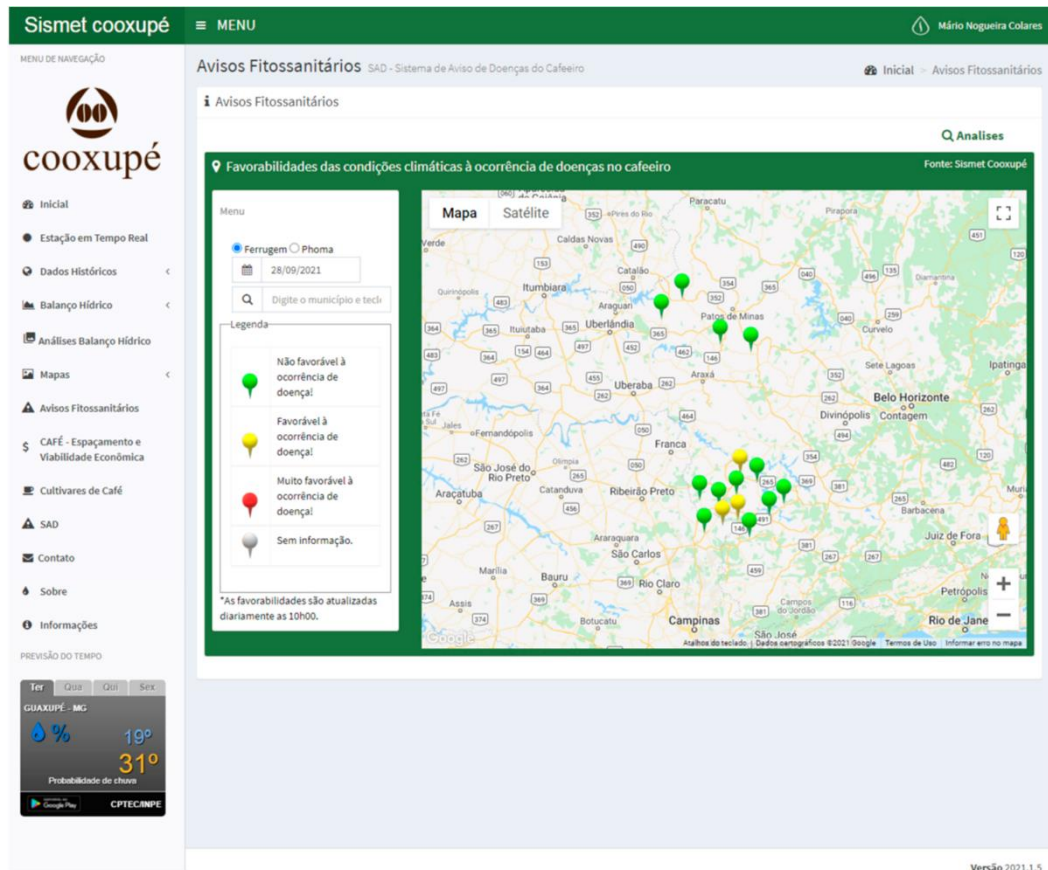
(f)



**Figure 5.** Performance of adjusted models excluding harvest for coffee rust forecast estimates compared to field observed data: (a) Carmo do Rio Claro, model 15-45 DBRI (Days before rust incidence) with all variables; (b) Carmo do Rio Claro, model 2 15-45 DBRI excluding variables; (c) Monte Santo de Minas, model 15-45 DBRI with all variables; (d) Monte Santo de Minas, model 2 15-45 DBRI excluding variables; (e) Nova Resende, model 2 15-45 DBRI with variables exclusion; (f) Rio Paranaíba, model 15-45 DBRI with all variables; (g) Rio Paranaíba, model 15-45 DBRI excluding variables; (h) Serra do Salitre, model 15-45 DBRI with all variables; (i) Serra do Salitre, model 2 15-45 DBRI excluding variables.



**Figure 6.** Coffee rust progress curve and prediction estimates from the models: **(a)** Carmo do Rio Claro model 15-30 DBRI (Days before rust incidence) excluding the Isolation time, Wind Speed, Dew point temperature and Wetness; **(b)** Nova Resende model 15-30 DBRI (Days before rust incidence) excluding Wind Speed and Dew point temperature.



**Figure 7.** Real current phytosanitary forecast system interface of the Decision Support System (DSS) project showing the favorability of climatic conditions for the occurrence of coffee leaf rust according to the icon (green: not favorable to disease occurrence, yellow: favorable to disease occurrence, red: very favorable to disease occurrence and white: no information) in 15 municipalities in the states of Minas Gerais and São Paulo, Brazil. \*Favorability are updated daily at 10 a.m..

Currently, the Disease Support System is predicting the incidence of coffee leaf rust in 15 municipalities. The expansion of the Disease Support System to other coffee producing municipalities in the states of Minas Gerais and São Paulo is expected in the future, and thus the phytosanitary forecast interface can be visualized by coffee producers with the indication through the icon indicating the occurrence or not of coffee leaf rust.

#### **4. Discussion**

The models used for validation in the first phase did not obtain a good adjustment in all counties as expected. Several hypotheses emerged to improve the results for new model adjustments. Therefore, a second phase started using models adjusted with lagged variables of 15-30 DBRI since they were the models with the best results. There was an attempt to adjust at this stage and contemplate the premise of sending warnings of the disease forecast or warning 15 days beforehand. From the warning send, such time is needed for the producer to provide the spraying logistics based on the rust incubation period. That is, before pathogen sporulation or visualization of its signs. Nonetheless, it has already infected and colonized the coffee tree leaves [15,43].

In the second phase of adjustments, meteorological variables difficult to obtain in some meteorological stations were excluded, so that the formulas could use data collected from simpler systems or less sophisticated stations. It is even expected in the future to be collected on mobile devices such as smartphones. Thus, in the second phase of the model adjustments, new equations were obtained, two of which are under evaluation and serving to make predictions 15 days before the visualization of the disease signs in all counties where the experimental crops are located.

The selected models recorded coefficients of determination above 0.50 with lower values of errors, average errors, standard deviation and mean squared deviations; such coefficients of variation defined these disease forecasting models [33,74].

Yet in the second phase of the modeling, the meteorological variables temperature and precipitation were used to elaborate the averages and sums of temperatures and leaf moisture from 6 p.m. to 9 a.m. of the following day, with 6 h of free water or leaf wetness period as the minimum time required for infection [15].

In this phase of adjustments for some variables, one day was considered the interval from 12 h of one day to 11:59 h of the next day, as periods of leaf wetness occur between one day and another, especially at night, with no light and milder temperatures, ideal for germination and infection of *H. vastatrix*. Thus, due to its importance for urediniospore germination and pathogen penetration, the temperatures and leaf wetness period were collected and calculated daily [15]. These models were implemented for validation.

The meteorological and biological variables, by regression analysis, were considered to explain coffee leaf rust epidemics [75]. In this work, the most significant meteorological variables were identified using the Stepwise selection technique. Therefore, the model adjusted for Carmo do Rio Claro used the maximum and minimum temperature, precipitation, and minimum humidity as meteorological variables, whereas the model adjusted for Nova Resende used the average and minimum temperature, time of insolation and relative humidity. In each location, the weather condition is different, that is, there is variation in the environment. With this condition, there is variation in the intensity of the disease. Therefore, to explain the disease, for the model adjusted for Carmo do Rio Claro, the meteorological variables are different compared to the model adjusted for Nova Resende.

In both models, they were the meteorological variables with the best correlation with the incidence over time to explain and predict coffee rust 15 days in advance. Thus, these models were used to start the third phase or the expansion stage of the forecast system to 15 more counties where the climatological stations were located.

In this work, the period considered to obtain the meteorological variables to model the forecast of the coffee rust incidence was 15 to 30 days before the disease assessments or the visualization of the disease signs. This period was considered because it is related to the incubation period of coffee rust, ranging from 25 to 30 days [43,73] when the variables related to leaf moisture and temperature are crucial for the infection [75].

According to Campbell and Madden [33], phytosanitary forecasting or warning systems must be built with biological and environmental data to ensure criteria of reliability, precision and accuracy. Based on meteorological and biological variables, the models adjusted in this work can estimate the coffee rust incidence in the field 15 days in advance. This period will allow better management

to make decisions about the planning and logistics for disease control, thus issuing warnings when the coffee crop reaches 5% of rust incidence [43].

Another criterion highlighted by Campbell and Madden [33] is the usefulness of forecasting systems for crops where the diseases can be monitored and have effective control measures, which are met by coffee rust disease. Even more, when this extreme weather scenario is considered [3], with changes in moments of greatest incidence, especially at the beginning and end of the disease epidemic. The two best fitted models are easy to understand and interpret. This is an important aspect for their adoption or use by producers [76–78].

Phytosanitary forecasting or warning systems to aid decision-making for the control of coffee diseases were developed mainly for rust [18,43,44,51,55,56]. In works involving only regression modeling for this pathosystem, the best MLRM adjusted by Pinto et al. [18] and Hinnah et al. [44] obtained a  $R^2$  of 80 and 86%, respectively, for the best models. In this work, the two models under validation developed for Carmo do Rio Claro and Nova Resende obtained a  $R^2$  of 67 and 56% in these locations, respectively. However, both Pinto et al. [18] and Hinnah et al. [44] validated the selected models on the same data platform used to adjust the equations. However, in this work, the variables obtained from the meteorological stations over time are being used to forecast future disease intensity 15 days in advance, which is different from the dataset used in the elaboration of the models. In other words, the probability of error is greater since there is no vice or repetition of values already used in the calculation of equations.

The models adjusted for the counties of Carmo do Rio Claro and Nova Resende can be used for other regions, as they are based only on temperature and humidity. These meteorological variables have good spatial correlation and can be estimated, therefore, for other regions or areas of the same county using data from the meteorological stations [79]. This same model has precipitation as one of its parameters, this meteorological variable is limited to the place where it was obtained since it presents a significant spatial variability [79]. Thus, it is necessary to have rain gauges or stations distributed in the intended area so that the model's accuracy can be increased to emit the disease control warnings, in this case, of thousands of square kilometers, referring to the south and north of the state of Minas Gerais, the largest Arabica coffee producing region in the world.

These models, at present, are being validated in regions where they were adjusted, besides other locations where the meteorological variables can be obtained from already implemented stations. According to Campbell and Madden [33], it is essential to validate the warning system in other regions to make it credible. The results of forecasting models based on meteorological variables can be used in different regions from where the model was developed, but they must be tested over time. Validating these models, especially where the rust inoculum is abundant and the variability of both coffee cultivation methods and the pathogen biology is a reality, can adjust the parameter coefficients of regression equations to the meteorological conditions of those regions and make the model reliable.

## **5. Conclusions**

In Brazil, forecasting systems to support the decision-making to control coffee rust are practically non-existent. This is probably because most of the models developed do not meet the criterion of simplicity [33], that is, anyone with a minimum knowledge should be able to interpret the results provided. The forecast system for rust based on meteorological variables applied in this study is simple.

Such variables are obtained at any meteorological station and can be calculated up to 15 days in advance, enough time for planning and managing fungicide spraying in small and large properties. These were proven to be efficient in hitting the ideal time for spraying, mitigating application risks in a less favorable infection time by the pathogen and thus optimizing control and increasing the sustainability of coffee growing.

The adjusted models for Carmo do Rio Claro and Nova Resende, Minas Gerais, Brazil, were the best at predicting the disease 15 days in advance.

The meteorological variables maximum, average and minimum temperature, hours of sunlight, precipitation, average and minimum relative air humidity were the main variables used to model the forecast of coffee rust.

The coffee rust forecast models showed great promise for issuing coffee plantation spraying warnings to the main producing regions of the state of Minas Gerais. However, the performance of these models for other coffee regions, with different climatic situations from those where they were adjusted, is being evaluated.

## 6. Final Considerations

Nowadays, the global concern regarding the presence of agrochemical residues in food has been reflected in the consumers' preferences for the trading and purchase of agricultural products. Allied to the growing increase in certifiers for the coffee production chain due to the concern and demand of the global population with the environment. Therefore, researchers share a common concern to use forecasting systems or phytosanitary alerts to optimize and even reduce fungicide applications.

The adjusted models for coffee rust forecast obtained as a function of meteorological variables can be used to issue phytosanitary warnings and minimize the economic, social and environmental impacts arising from the coffee rust incidence.

All models adjusted in this work that displayed good performance in the field will be implemented in the integrated meteorology and geographic information system (GIS) at the Cooxupé interface, with an expansion process through geoprocessing tools for the main coffee producing regions in Minas Gerais, Brazil. With this, all producers will have access to information from the phytosanitary alerts issued in the forecast system developed.

In the future, the results obtained in this work may serve as a basis for further coffee-growing research focused on economically and environmentally sustainable production.

**Author Contributions:** E.A.P.: Conception, elaboration of hypotheses, experiment methodology, data analysis, writing and review of the article; M.R.N.C.: Data analysis, development of regression models, data interpretation, drafting, writing and editing the article; É.R.d.S.: Survey and interpretation of field data; N.A.G.: Development of interface and software for integrating data collection with equations and issuing phytosanitary alerts, tabulation and data analysis; X.M.d.S.V.: Survey of field data and design of the experiment; M.d.C.A.: Elaboration of hypotheses, data analysis and integration of the modeling platform with the geographic information system. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research was funded, M.R.N.C., support from the Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel - CAPES (Ref. 88882.446551/2019-01). Grants for Edson Ampélio Pozza, support from the National Council for Scientific and Technological Development - CNPq (Ref. 310386/2017-9), the National Institute for Coffee Science and Technology - INCT Café and the Research Support Foundation of the State of Minas Gerais - FAPEMIG (Ref. CPQ APQ-03605-17), Cooperative of Coffee Growers in Guaxupé - Cooxupé and her partner Iharabras Chemical Industries.

**Institutional Review Board Statement:** Not applicable.

**Informed Consent Statement:** Not applicable.

**Data Availability Statement:** Not applicable.

**Acknowledgments:** The present work was the result of the joint efforts of the Laboratory of Epidemiology and Management of Plant Diseases in Phytopathology Department at the Federal University of Lavras (UFLA), the Cooperative of Coffee Growers in Guaxupé (Cooxupé) and Ihara Corporation, which contributed with Cooxupé from 2018 to 2021 and made the development of the research project possible. We thank all these partners, students and field technicians for carefully collecting the data and continuing with this arduous task, come rain or shine. Thank you very much to everyone.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript, or in the decision to publish the results.

## References

1. Butt, M.S.; Sultan, M.T. Coffee and Its Consumption: Benefits and Risks. *Crit Rev Food Sci Nutr* **2011**, *51*, 363–373.
2. Kitzberger, C.S.G.; Scholz, M.B. dos S.; Pereira, L.F.P.; Vieira, L.G.E.; Sera, T.; Silva, J.B.G.D.; Benassi, M. de T. Diterpenes in Green and Roasted Coffee of *Coffea Arabica* Cultivars Growing in the Same Edapho-Climatic Conditions. *Journal of Food Composition and Analysis* **2013**, *30*, 52–57, doi:10.1016/j.jfca.2013.01.007.

3. Pozza, E.A.; Alves, M. de C. Impacto Potencial Das Mudanças Climáticas Sobre as Doenças Fúngicas Do Cafeeiro No Brasil. In *Mudanças Climáticas: Impactos Sobre Doenças de Plantas no Brasil*; Ghini, R., Ramada, E., Eds.; Embrapa Informação Tecnológica: Brasília, 2008; pp. 215–233.
4. Staples, R.C. Research on the Rust Fungi during the Twentieth Century. *Annu Rev Phytopathol* **2000**, *38*, 49–69.
5. Silva, M. do C.; Várzea, V.; Guerra-Guimarães, L.; Azinheira, H.G.; Fernandez, D.; Petitot, A.-S.; Bertrand, B.; Lashermes, P.; Nicole, M. Coffee Resistance to the Main Diseases: Leaf Rust and Coffee Berry Disease. *Braz. J. Plant Physiol* **2006**, *18*, 119–147.
6. Pozza, E.A.; Carvalho, V.L.; Chalfoun, S.M. Sintomas de Injúrias Causadas Por Doenças Em Cafeeiro. In *Semiologia do Cafeeiro: sintomas de desordens nutricionais, fitossanitárias e fisiológicas*; Guimarães, R.J., Mendes, A.N.G., Baliza, D.P., Eds.; Editora UFLA: Lavras, 2010; pp. 69–101.
7. Barbosa, D.H.S.G.; Souza, R.M.; Vieira, H.D. Field Assessment of Coffee (*Coffea Arabica* L.) Cultivars in Meloidogyne Exigua-Infested or -Free Fields in Rio de Janeiro State, Brazil. *Crop Protection* **2010**, *29*, 175–177, doi:10.1016/j.cropro.2009.10.011.
8. Brito, G.G. de; Caixeta, E.T.; Gallina, A.P.; Zambolim, E.M.; Zambolim, L.; Diola, V.; Loureiro, M.E. Inheritance of Coffee Leaf Rust Resistance and Identification of AFLP Markers Linked to the Resistance Gene. *Euphytica* **2010**, *173*, 255–264, doi:10.1007/s10681-010-0119-x.
9. Ghini, R.; Hamada, E.; Pedro Júnior, M.J.; Gonçalves, R.R. do V. Incubation Period of Hemileia Vastatrix in Coffee Plants in Brazil Simulated under Climate Change. *Summa Phytopathol* **2011**, *37*, 85–93.
10. Honorato, J.; Zambolim, L.; do Nascimento Lopes, U.; Lopes, U.P.; da Silva Silveira Duarte, H. DMI and QoI Fungicides for the Control of Coffee Leaf Rust. *Australasian Plant Pathology* **2015**, *44*, 575–581, doi:10.1007/s13313-015-0373-4.
11. Carvalho, A.M. de; Cardoso, D. de A.; Carvalho, G.R.; Carvalho, V.L. de; Pereira, A.A.; Ferreira, A.D.; Carneiro, L.F. Behavior of Coffee Cultivars under the Incidence of Diseases of Rust and Gray Leaf Spot in Two Cultivation Environments. *Coffee Sci* **2017**, *12*, 100–107.
12. Talhinhos, P.; Batista, D.; Diniz, I.; Vieira, A.; Silva, D.N.; Loureiro, A.; Tavares, S.; Pereira, A.P.; Azinheira, H.G.; Guerra-Guimarães, L.; et al. The Coffee Leaf Rust Pathogen Hemileia Vastatrix: One and a Half Centuries around the Tropics. *Mol Plant Pathol* **2017**, *18*, 1039–1051, doi:10.1111/mpp.12512.

13. Rayner, R.W. Rust Disease of Coffee - Spread of the Disease. *World Crops* **1960**, 12, 222–224.
14. Colares, M.R.N. Modeling of Coffee Productivity Losses Related to Rust. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Lavras: Lavras, 2018.
15. Kushalappa, A.C.; Akutsu, M.; Ludwig, A. Application of Survival Ratio for Monocyclic Process of *Hemileia Vastatrix* in Predicting Coffee Rust Infection Rates. *Phytopathology* **1983**, 73, 96–103.
16. Gree, G. Epidemiology of Coffee Leaf Rust in the Eastern Highlands. *Newsl. Coffee Res. Inst.* **1993**, 2, 16–20.
17. Fernandes, L.H.M.; Resende, M.L.V. de; Pereira, R.B.; Costa, B.H.G.; Monteiro, A.C.A.; Ribeiro Júnior, P.M. Acibenzolar-s-Methyl in Rust and Blotch Control in Field Conditions. *Coffee Sci* **2013**, 8, 21–29.
18. Pinto, A.C.S.; Pozza, E.A.; Souza, Paulo Estevão; Pozza, A.A.A.; Talamini, V.; Boldini, J.M.; Santos, F.S. Descrição Da Epidemia Da Ferrugem Do Cafeeiro Com Redes Neurais. *Fitopatol Bras* **2002**, 27, 517–524.
19. Rayner, R.W. Germination and Penetration Studies on Coffee Rust (*Hemileia Vastatrix* B. & Br.). *Annual Applied Biology* **1961**, 49, 497–505.
20. Alves, M. de C.; Silva, F.M. da; Pozza, E.A.; Oliveira, M.S. de Modeling Spatial Variability and Pattern of Rust and Brown Eye Spot in Coffee Agroecosystem. *J Pest Sci (2004)* **2009**, 82, 137–148, doi:10.1007/s10340-008-0232-y.
21. Avelino, J.; Cristancho, M.; Georgiou, S.; Imbach, P.; Aguilar, L.; Bornemann, G.; Läderach, P.; Anzueto, F.; Hruska, A.J.; Morales, C. The Coffee Rust Crises in Colombia and Central America (2008–2013): Impacts, Plausible Causes and Proposed Solutions. *Food Secur* **2015**, 7, 303–321, doi:10.1007/s12571-015-0446-9.
22. Silva, M.C.; Guerra-Guimarães, L.; Nicole, M. Cytological and Biochemical Mechanisms Involved in Coffee Leaf Rust Resistance. In *Durable Resistance to Coffee Leave Rust*; Zambolim, L., Zambolim, E., Várzea, V.M.P., Eds.; Editora UFV: Viçosa, 2005; pp. 249–283.
23. Pozza, E.A.; Pozza, A.A.A. A Nutrição Mineral No Manejo de Doenças de Plantas. In *Nutrição no Manejo de Doenças de Plantas*; Grupo de Estudos Avançados em Fitopatologia, Ed.; Editora UFV: Viçosa, 2012; pp. 177–212.
24. Pozza, E.A.; Pozza, A.A.A.; Dos Santos Botelho, D.M. Silicon in Plant Disease Control. *Revista Ceres* **2015**, 62, 323–331, doi:10.1590/0034-737X201562030013.

25. Vasco, G.B.; Pozza, E.A.; Silva, M.G. da; Pozza, A.A.A.; Chaves, E. Interaction of K and B in the Intensity of Coffee Rust in Nutrient Solution. *Coffee Sci* **2018**, *13*, 238–244.
26. Silva, M.G.; Pozza, E.A.; Vasco, G.B.; Freitas, A.S.; Chaves, E.; Paula, P.V.A.A.; Dornelas, G.A.; Alves, M.C.; Silva, M.L.O.; Pozza, A.A.A. Geostatistical Analysis of Coffee Leaf Rust in Irrigated Crops and Its Relation to Plant Nutrition and Soil Fertility. *Phytoparasitica* **2019**, *47*, 117–134, doi:10.1007/s12600-019-00714-5.
27. Pérez, C.D.P.; Pozza, E.A.; Pozza, A.A.A.; de Freitas, A.S.; Silva, M.G.; da Silva Gomes Guimarães, D. Impact of Nitrogen and Potassium on Coffee Rust. *Eur J Plant Pathol* **2019**, *155*, 219–229, doi:10.1007/s10658-019-01765-4.
28. Marin, D.B.; Alves, M. de C.; Pozza, E.A.; Gandia, R.M.; Cortez, M.L.J.; Mattioli, M.C. Multispectral Remote Sensing in the Identification and Mapping of Biotic and Abiotic Coffee Tree Variables. *Revista Ceres* **2019**, *66*, 142–153, doi:10.1590/0034-737X201966020009.
29. Pérez, C.D.P.; Pozza, E.A.; Pozza, A.A.A.; Elmer, W.H.; Pereira, A.B.; Guimarães, D. da S.G.; Monteiro, A.C.A.; de Rezende, M.L.V. Boron, Zinc and Manganese Suppress Rust on Coffee Plants Grown in a Nutrient Solution. *Eur J Plant Pathol* **2020**, *156*, 727–738, doi:10.1007/s10658-019-01922-9.
30. Cortez, M.L.J.; Alves, M. de C.; Carvalho, G.R.; Pozza, E.A. Relationship between Sentinel-2 Orbital Data and in Situ Monitoring of Coffee Rust. *SN Appl Sci* **2020**, *2*, doi:10.1007/s42452-020-03257-1.
31. McCook, S.; Vandermeer, J. The Big Rust and the Red Queen: Long-Term Perspectives on Coffee Rust Research. *Phytopathology* **2015**, *105*, 1164–1173, doi:10.1094/PHYTO-04-15-0085-RVW.
32. Souza, A.F. de; Zambolim, L.; Jesus Júnior, V.C. de; Cecon, P.R. Chemical Approaches to Manage Coffee Leaf Rust in Drip Irrigated Trees. *Australasian Plant Pathology* **2011**, *40*, 293–300, doi:10.1007/s13313-011-0046-x.
33. Campbell, C.L.; Madden, L. V. *Introduction to Plant Disease Epidemiology*; Wiley: New York, 1990;
34. Hinnah, F.D.; Sentelhas, P.C.; Alves Patrício, F.R.; Paiva, R.N.; Parenti, M.V. Performance of a Weather-Based Forecast System for Chemical Control of Coffee Leaf Rust. *Crop Protection* **2020**, *137*, doi:10.1016/j.cropro.2020.105225.
35. International Coffee Organization Trade Statistics Tables.
36. Bellamy, A.S.; Svensson, O.; van den Brink, P.J.; Tedengren, M. What Is in a Label? Rainforest-Alliance Certified Banana Production versus Non-Certified Conventional Banana Production. *Glob Ecol Conserv* **2016**, *7*, 39–48.

37. Hagggar, J.; Soto, G.; Casanoves, F.; Virginio, E. de M. Environmental-Economic Benefits and Trade-Offs on Sustainably Certified Coffee Farms. *Ecol Indic* **2017**, *79*, 330–337, doi:10.1016/j.ecolind.2017.04.023.
38. Madden, L. V.; Ellis, M.A. How to Develop Plant Disease Forecasters. In *Experimental Techniques in Plant Disease Epidemiology*; Rotem, J., Kranz, J., Eds.; Springer-Verlag, 1988; pp. 191–206.
39. Campbell, C.L.; Reynolds, K.M.; Madden, L. V. Modeling Epidemics of Root Diseases and Development of Simulators. In *Experimental Techniques in Plant Disease Epidemiology*; Kranz, J., Rotem, J., Eds.; Springer-Verlag, 1988; pp. 253–264.
40. Gleason, M.L.; Duttweiler, K.B.; Batzer, J.C.; Taylor, S.E.; Sentelhas, P.C.; Monteiro, J.E.B.A.; Gillespie, T.J. Obtaining Weather Data for Input to Crop Disease-Warning Systems: Leaf Wetness Duration as a Case Study. *Sci. Agric* **2008**, *65*, 76–87.
41. Gillespie, T.J.; Sentelhas, P.C. Agrometeorology and Plant Disease Management - a Happy Marriage. *Sci. Agric* **2008**, *65*, 71–75.
42. Garcia, A. *Fungicidas I: Utilização No Controle Químico de Doenças e Sua Ação Contra Os Fitopatógenos*; Documentos, 46.; Embrapa Rondônia: Porto Velho, 1999;
43. Kushalappa, A.C.; Akutsu, A.; Oseguera, S.H.; Chaves, G.M.; Melles, C.A.; Miranda, J.M.; Batolo, G.F. Equations for Predicting the Rate of Coffee Rust Development Based on Net Survival Ratio for Monocyclic. *Fitopatol Bras* **1984**, *9*, 255–271.
44. Hinnah, F.D.; Sentelhas, P.C.; Meira, C.A.A.; Paiva, R.N. Weather-Based Coffee Leaf Rust Apparent Infection Rate Modeling. *Int J Biometeorol* **2018**, *62*, 1847–1860, doi:10.1007/s00484-018-1587-2.
45. Aparecido, L.E. de O.; Rolim, G. de S.; Moraes, J.R. da S.C. de; Costa, C.T.S.; Souza, P.S. de Machine Learning Algorithms for Forecasting the Incidence of Coffea Arabica Pests and Diseases. *Int J Biometeorol* **2020**, *64*, 671–688, doi:10.1007/s00484-019-01856-1.
46. Aparecido, L.E. de O.; Rolim, G. de S. Models for Simulating the Frequency of Pests and Diseases of Coffea Arabica L. *Int J Biometeorol* **2020**, *64*, 1063–1084, doi:10.1007/s00484-020-01881-5.
47. Merle, I.; Tixier, P.; Virginio Filho, E. de M.; Cilas, C.; Avelino, J. Forecast Models of Coffee Leaf Rust Symptoms and Signs Based on Identified Microclimatic Combinations in Coffee-Based Agroforestry Systems in Costa Rica. *Crop Protection* **2020**, *130*, doi:10.1016/j.cropro.2019.105046.

48. Hinnah, F.D.; Sentelhas, P.C.; Gleason, M.L.; Dixon, P.M.; Zhang, X. Assessing Biogeography of Coffee Rust Risk in Brazil as Affected by the El Niño. *Plant Dis* **2020**, *104*, 1013–1018.
49. Huber, L.; Gillespie, T.J. Modeling Leaf Wetness in Relation to Plant Disease Epidemiology. *Annu Rev Phytopathol* **1992**, *30*, 553–577.
50. Oliveira, F.A. Validação de Modelos de Previsão Da Ferrugem Do Cafeeiro e Monitoramento de Esporos de Hemileia Vastatrix e Cercospora Coffeicola Em Lavras, MG. Tese, Universidade Federal de Lavras: Lavras, 2005.
51. Alves, M.C.; de Carvalho, L.G.; Pozza, E.A.; Alves, L.S. A Soft Computing Approach for Epidemiological Studies of Coffee and Soybean Rusts. *International Journal of Digital Content Technology and its Applications* **2010**, *4*, 149–154, doi:10.4156/jdcta.vol4.issue1.15.
52. Meira, C.A.A.; Rodrigues, L.H.A.; Moraes, S.A. Análise Da Epidemia Da Ferrugem Do Cafeeiro Com Árvore de Decisão. *Trop Plant Pathol* **2008**, *33*, 114–124.
53. Luaces, O.; Rodrigues, L.H.A.; Meira, C.A.A.; Bahamonde, A. Using Nondeterministic Learners to Alert on Coffee Rust Disease. *Expert Syst Appl* **2011**, *38*, 14276–14283, doi:10.1016/j.eswa.2011.05.003.
54. Chemura, A.; Mutanga, O.; Sibanda, M.; Chidoko, P. Machine Learning Prediction of Coffee Rust Severity on Leaves Using Spectroradiometer Data. *Trop Plant Pathol* **2017**, *43*, 117–127, doi:10.1007/s40858-017-0187-8.
55. Garçon, C.L.P.; Zambolim, L.; Mizubuti, E.S.G.; Vale, F.X.R. do; Costa, H. Controle Da Ferrugem Do Cafeeiro Com Base No Valor de Severidade. *Fitopatol Bras* **2004**, *29*, 486–491.
56. Meira, C.A.A.; Rodrigues, L.H.A.; Moraes, S.A. de Warning Models for Coffee Rust Control in Growing Areas with Large Fruit Load. *Pesqui Agropecu Bras* **2009**, *44*, 233–242.
57. Damatta, F.M.; Ronchi, C.P.; Maestri, M.; Barros, R.S. Ecophysiology of Coffee Growth and Production. *Braz. J. Plant Physiol* **2007**, *19*, 485–510.
58. Santos, F. da S.; Souza, P.E.; Pozza, E.A.; Miranda, J.C.; Carvalho, E.A.; Fernandes, L.H.M.; Pozza, A.A.A. Adubação Orgânica, Nutrição e Progresso de Cercosporiose e Ferrugem-Do-Cafeeiro. *Pesq. agropec. bras* **2008**, *43*, 783–791.
59. Silva, É.A. da; Benevenuto, P.A.N.; Oliveira, G.C. de; Zinn, Y.L.; Silva, B.M.; Reis, T.H.P.; Oliveira, C.H.C. de; Guimarães, P.T.G. Soils under Plastic and Grass Cover: Effects on Soil Aggregation and Nutrient Cycling in Brazilian Coffee Growing. In *Sustainable Crop Production*; IntechOpen, 2020; Vol. 24, pp. 74–82.

60. Silva, C.A.; Guimarães, P.T.G. Cafeeiro: Vetores Para Aumento Da Produtividade. *Informações Agronômicas* **2016**, *155*, 13–16.
61. Mesquita, C.M.; Rezende, J.E.; Carvalho, J.S.; Fabri Júnior, M.A.; Moraes, N.C.; Dias, P.T.; Carvalho, R.M.; Araújo, W.G. *Manual Do Café: Manejo de Cafezai Sem Produção*; Emater-MG: Belo Horizonte, 2016;
62. Martinez, H.E.P.; Neves, J.C.L. Nutrição Mineral, Calagem, Gessagem e Adubação. In *Café arábica: do plantio à colheita*; Sakiyama, N., Martinez, H.E.P., Tomaz, M., Borém, A., Eds.; UFV: Viçosa, 2015; pp. 64–103.
63. Silva, A.A.; França, A.C.; Ronchi, C.P.; Carvalho, F.P. Manejo Integrado de Plantas Daninhas. In *Café Arábica: do Plantio à Colheita*; Sakiyama, N., Martinez, H.E.P., Tomaz, M., Borém, A., Eds.; UVF: Viçosa, 2015; pp. 104–128.
64. Picanço, M.C.; Santana, P.A.J.; Silva, G.A.; Araújo, T.A.; Silva, G.A.R. Manejo Integrado de Pragas. In *Café Arábica: do Plantio à Colheita*; Sakiyama, N., Martinez, H.E.P., Tomaz, M., Borém, A., Eds.; UFV: Viçosa, 2015; pp. 151–173.
65. Alvarez, V.V.H.; Ribeiro, A.C. Calagem. In *Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais: 5ª Aproximação*; Ribeiro, A.C., Guimarães, P.T.G., Alvarez, V.V.H., Eds.; Editora SBCS: Viçosa, 1999; pp. 43–60.
66. Alvarez, V.V.H.; Novais, R.F.; Barros, N.F.; Cantarutti, R.B.; Lopes, A.S. Interpretação Dos Resultados Das Análises de Solos. In *Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais: 5ª Aproximação*; Ribeiro, A.C., Guimarães, P.T.G., Alvarez, V.V.H., Eds.; Editora SBCS: Viçosa, 1999; pp. 25–32.
67. Custódio, A.A. de P.; Pozza, E.A.; Custódio, A.A. de P.; Souza, P.E. de; Lima, L.A.; Silva, A.M. da Effect of Center-Pivot Irrigation in the Rust and Brown Eye Spot of Coffee. *Plant Dis* **2014**, *98*, 943–947, doi:10.1094/PDIS-07-13-0801-RE.
68. Draper, N.R.; Smith, H. *Applied Regression Analysis*; Wiley: Hoboken, 1998;
69. Akaike, H. A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Trans Automat Contr* **1974**, *19*, 716–723.
70. R Development Core Team A Language and Environment for Statistical Computing: Reference Index.
71. Moraes, S.A.; Sugimori, M.H.; Ribeiro, I.J.A.; Ortolani, A.A.; Pedro Jr., M.J. Incubation Period of Hemileia Vastatrix Berk et Br. in Three Regions of São Paulo State. *Summa Phytopathol* **1976**, *2*, 32–38.
72. Kushalappa, A.C.; Martins, C.P. Incubation and Generation Periods for Hemileia Vastatrix on Coffee in Viçosa, Minas Gerais. *Fitopatol Bras* **1980**, *5*, 177–183.

73. Alfonsi, W.M.V.; Coltri, P.P.; Zullo Júnior, J.; Patrício, F.R.A.; Alfonsi, E.L. Incubation Period of Coffee Leaf Rust. *Summa Phytopathol* **2019**, *45*, 134–140, doi:10.1590/0100-5405/187216.
74. Nutter, F.W. Quantifying the Temporal Dynamics of Plant Virus Epidemics: A Review. *Crop Protection* **1997**, *16*, 603–618.
75. Kushalappa, A.C.; Eskes, A.B. Advances in Coffee Rust Research. *Annu Rev Phytopathol* **1989**, *27*, 503–531.
76. Gillespie, T.J.; Sristava, B.; Pitblado, R.E. Using Operational Weather Data to Schedule Fungicide Sprays on Tomatoes in Southern Ontario, Canada. *Journal of Applied Meteorology* **1993**, *32*, 567–573.
77. Gleason, M.L.; MacNab, A.A.; Pitblado, R.E.; Ricker, M.D.; East, D.A.; Latin, R.X. Disease-Warning Systems for Processing Tomatoes in Eastern North America: Are We There Yet? *Plant Dis* **1995**, *79*, 113–121.
78. Magarey, R.D.; Isard, S.A. A Troubleshooting Guide for Mechanistic Plant Pest Forecast Models. *J Integr Pest Manag* **2017**, *8*, 1–7, doi:10.1093/jipm/pmw015.
79. Xavier, A.C.; King, C.W.; Scanlon, B.R. Daily Gridded Meteorological Variables in Brazil (1980–2013). *International Journal of Climatology* **2016**, *36*, 2644–2659, doi:10.1002/joc.4518.

## **ARTIGO 2 - SISTEMA DE ALERTA PARA A MANCHA-DE-PHOMA DO CAFEEIRO**

### **ARTICLE 2 - FORECAST SYSTEM FOR PHOMA LEAF SPOT OF COFFEE TREES**

Mário Roberto Nogueira Colares<sup>1</sup>, Edson Ampélio Pozza<sup>1\*</sup>, Paulo Estevão de Souza<sup>1</sup>, Éder Ribeiro dos Santos<sup>2</sup>, Nilva Alice Gaspar<sup>2</sup> e Ximena Maira de Souza Vilela<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal de Lavras, Departamento de Fitopatologia, Laboratório de Epidemiologia e Manejo de Doenças de Plantas, Lavras - MG, CEP: 37200-00, Brasil.

<sup>2</sup> Cooperativa Regional de Cafeicultores em Guaxupé - COOXUPÉ, Guaxupé - MG, Brasil.

<sup>3</sup> Gerente de Fungicidas - Bayer CropScience, São Paulo - SP, CEP: 04761000, Brasil.

\*Autor para correspondência: Edson Ampélio Pozza, Departamento de Fitopatologia, Laboratório de Epidemiologia e Manejo de Doenças de Plantas, Universidade Federal de Lavras, Lavras - MG, Brasil. E-mail: edsonpozza@gmail.com

**(Versão Preliminar)**

**Elaborado de acordo com as normas do periódico “Agronomy”.**

**RESUMO:** O objetivo foi desenvolver sistema de alerta para aviso da incidência da mancha-de-phoma do cafeeiro, com 07 e 15 dias de antecedência, validar e regionalizar modelos de regressão linear múltipla a partir de variáveis meteorológicas. Para isso, foram validados os modelos desenvolvidos por Silva (2018) em cinco municípios: Carmo do Rio Claro, Monte Santo de Minas, Nova Resende, Rio Paranaíba e Serra do Salitre. Experimentos foram implantados no delineamento experimental em blocos casualizados com cinco tratamentos e cinco repetições. A parcela experimental teve seis linhas com 20 plantas cada, totalizando 120 plantas, foram descartadas duas linhas de cada lado, sendo 20 plantas centrais a área útil. As avaliações da incidência da mancha-de-phoma, foram realizadas quinzenalmente. A partir das informações coletadas nas estações climatológicas automáticas foram ajustados modelos de regressão linear múltiplos (MRLM) para cinco municípios. As variáveis meteorológicas foram defasadas em relação às datas de avaliação da doença. Após o ajuste de 365 modelos, dois foram selecionados e posteriormente validados em 15 municípios, ou seja, outros 10 além dos cinco iniciais. Paralelamente, além das 15 propriedades iniciais, uma em cada município, foram incluídas outras 35 propriedades, aleatoriamente, para validar os

modelos, próximos a esses locais. Os modelos com as variáveis meteorológicas coletadas com 07-15 e 15 dias de antecedência à incidência ajustado para Carmo do Rio Claro e Monte Santo de Minas, respectivamente promissores para a mancha-de-phoma com coeficiente de determinação ( $R^2$ ) de 0,43 e 0,99, respectivamente. O alerta para a mancha-de-phoma é emitido quando o nível de controle de 5% for atingido após três avisos consecutivos em um dos modelos de alerta. Esses modelos foram validados e regionalizados em áreas diferentes daquelas onde foram ajustados, são eficazes em emitir alerta da incidência da doença no nível de 5% com 07 e 15 dias de antecedência, com base nos parâmetros aplicados neste estudo.

**Palavras-chave:** Alerta; Incidência; Cafeeiro; Regressão Linear Múltipla; Variáveis meteorológicas.

**ABSTRACT:** The aim was to develop an alert system to warn of the incidence of coffee phoma leaf spot, with seven and fifteen 15 days in advance, and to validate and regionalize multiple linear regression models based on weather variables. In order to achieve this aim, the models developed by Silva (2018) were validated in five municipalities: Carmo do Rio Claro, Monte Santo de Minas, Nova Resende, Rio Paranaíba and Serra do Salitre. Experiments were set up in a randomized block design with five treatments and five replications. The experimental plot had six rows with 20 plants each, totaling 120 plants. Two rows on each side were discarded, with the central 20 plants being the useful area. Phoma leaf spot incidence assessments were carried out every two weeks. Multiple linear regression models (MLRM) were adjusted for five municipalities based on the information collected from the automatic weather stations. The weather variables were lagged in relation to the disease assessment dates. After 365 models had been adjusted, two were selected and subsequently validated in 15 municipalities, i.e. another 10 in addition to the initial five. At the same time, in addition to the 15 initial properties, one in each municipality, another 35 properties were randomly included to validate the models, close to these locations. The models with the meteorological variables collected 07-15 and 15 days before incidence adjusted for Carmo do Rio Claro and Monte Santo de Minas, respectively, were promising for phoma leaf spot, with coefficients of determination ( $R^2$ ) of 0.43 and 0.99, respectively. The alert for phoma leaf spot is issued when the 5% control level is reached after three consecutive warnings in one of the alert models. These models have been validated and regionalized in areas other than those in which they were adjusted, and are effective in issuing warnings of disease incidence at the 5% level 7 and 15 days in advance, based on the parameters applied in this study.

**Keywords:** Warning; Incidence; Coffee tree; Multiple linear regression; Weather variables.

## 1 INTRODUÇÃO

O café, uma das mais importantes culturas agrícolas tropicais [1,2], cultivado em mais de 52 países e ainda por apresentar substâncias com propriedades funcionais, como por exemplo, a cafeína, os aminoácidos, os açúcares e compostos

fenólicos, é uma das bebidas mais consumidas mundialmente [3–6]. No comércio destaca-se como a segunda “*commodity*” em valor de mercado mais negociada, após o petróleo [5], sua importância para o Brasil, o maior produtor e exportador de café [2,7] pode ser traduzida em números, ou seja, são cerca de 300 mil cafeicultores, distribuídos em 15 estados e o Distrito Federal, em área estimada em 2,26 milhões de hectares [8]. Ou seja, uma atividade vital do ponto de vista social e econômico, devido ao número de empregos criados e à contribuição significativa para gerar renda, sustentabilidade financeira e social [6,7]. Convém destacar, no período de janeiro a julho de 2023, o faturamento em exportações, tanto de café arábica quanto de conilon, atingiu o volume físico de 19,2 milhões de sacas de 60 kg e uma receita cambial de US\$ 4,176 bilhões de dólares [9].

Os dados acima refletem a importância do café para a economia brasileira, ocupando o segundo lugar como “*commodity*” ou grão verde, sendo o quarto produto na pauta da exportação brasileira e no ranking do valor bruto da produção brasileira [9]. Porém, também tem uma importância mundial, sendo um dos mais valiosos produtos agrícolas do mundo [10,11]. Consumido em todos os continentes, porém produzido no hemisfério sul, de clima tropical, onde não existe período de frio intenso, para contribuir na redução do inóculo inicial, os solos onde são plantados na maioria das vezes são pobres e o período de chuvas restrito ao verão chuvoso, em cenário de mudanças climáticas [6,10,12–14]. De acordo com Chain-Guadarrama et al. [1] e Cerdán et al. [15] os impactos das mudanças climáticas influenciam diferentes agroecossistemas e ameaçam a sustentabilidade destes, especialmente em sistema de produção do café arábica, mais suscetível à variabilidade climática [12,16–18].

Mesmo nessas condições edafoclimáticas, é importante ressaltar, a maioria da área plantada com cafeeiro no Brasil são de cultivares suscetíveis às diversas doenças, entre elas, a mancha-de-phoma do cafeeiro, causada por *Phoma* spp. Essas cultivares ainda são plantadas, por serem robustas, e maior tolerância as variações do clima, com resistência a seca e frio intenso durante o inverno ou períodos específicos e ainda adaptáveis as novas tecnologias de cultivo, respondendo em aumento de produtividade. A alta produtividade por área associada ao ambiente favorável e a suscetibilidade das cultivares pode levar a perdas expressivas nas principais regiões produtoras brasileiras [19–28].

Devido a importância da cultura do café no Brasil, torna-se indispensável realizar manejos culturais adequados, visando uma produção final de qualidade e

quantidade satisfatórias. Para tanto, se faz necessário o conhecimento da fisiologia da planta, possibilitando a compreensão de suas necessidades no decorrer do seu ciclo, além de sua vulnerabilidade a mancha-de-phoma e, se não controlada devidamente, ocasiona grandes prejuízos e em muitos casos limitam a produção [29].

As lesões da mancha-de-phoma quando atingem os bordos das folhas, se encurvam, podendo apresentar rachaduras, reduzindo drasticamente a área fotossinteticamente ativa. Nos ramos doentes, observam-se lesões deprimidas escuras, capazes de envolver todo o seu diâmetro e, assim, causar a sua morte. A doença ainda pode atingir as rosetas florais, necrosando, de forma indireta, flores e frutos, reduzindo a produtividade do cafeeiro entre 15 a 43% [21,28].

A penetração de *Phoma* spp. é facilitada por danos mecânicos, nos tecidos da planta, produzidos por insetos ou por atrito entre folhas, em decorrência dos ventos frios e intensos, principalmente as frentes frias com origem no Sul, no inverno [30]. Plantios adensados, desequilíbrio nutricional, déficit hídrico, favorecem a alta taxa de progresso (r) da doença [28]. O equilíbrio nutricional do cafeeiro é mais difícil quanto maior for a carga pendente, decorrente do dreno dos nutrientes da planta e das reservas do solo, portanto, há tendência de aumento à suscetibilidade das plantas à infecção por patógenos [31]. Nessas condições de cultivo, para mitigar os riscos de epidemias com altas taxas de progresso (r) da mancha-de-phoma, a manutenção da água e da fertilidade do solo, influenciando na boa nutrição do cafeeiro e assim constituindo barreiras de resistência contra o patógeno, devem fazer parte das estratégias do manejo de doenças [32–39]. Além disso, desbrotas e podas periódicas e o cultivo de variedades resistentes ou tolerantes à doença contribuem para reduzir a intensidade da doença [40].

A doença ocorre com frequência nos meses mais frios do ano, durante o inverno, de maio a setembro, porém pode ocorrer esporadicamente durante todo ano caso a temperatura esteja entre 15°C a 20°C causando um número expressivo de sintomas, com número de horas de molhamento foliar superior a 6 horas e aumento progressivo da infecção em até 48 horas [12,28]. Atualmente, os cafeicultores utilizam o controle químico como forma de controle da doença utilizando calendário fixo de pulverizações em pré e pós-florada, com fungicidas de contato e/ou sistêmicos de forma preventiva para impedir o progresso da doença [41]. Com isso o controle torna oneroso, pois, muitas vezes, são realizadas aplicações desnecessárias, além de gerar impactos negativos ao meio ambiente [42].

Entretanto, os consumidores, a nível mundial, vêm exigindo maior sustentabilidade ambiental, social e financeira na cultura do cafeeiro para reduzir e otimizar a pulverização de fungicidas [38]. Para o manejo de doenças, há uma busca incessante dos cafeicultores por um método mais eficaz de controle e capaz de reduzir os custos de manutenção da lavoura, aumentando o lucro, ou seja, gerando recursos financeiros para investimento na sustentabilidade ambiental e social dos cafeicultores. Esse comportamento está de acordo com as demandas dos consumidores em escala global. Sendo assim, para evitar o calendário fixo de pulverizações, e evitar aplicações em datas desfavoráveis à mancha-de-phoma ou após a infecção e colonização do patógeno, pode-se empregar os sistemas de aviso, de alerta ou de previsão de doenças [43]. De acordo com Pinto et al. [44], Hinnah et al. [45] e Pozza et al. [46], os sistemas de alerta de doenças são utilizados como ferramenta para contribuir e direcionar o manejo de doenças em lavouras para o uso racional de fungicidas. Nesse sentido, seguindo a tendência sustentável, para atender a demanda globalizada de mitigar riscos ao ambiente. Pois, a sustentabilidade ambiental deve estar equilibrada com as necessidades econômicas e sociais concorrentes para a produção agrícola [47–49].

Os principais objetivos do sistema de alerta por aviso de doenças, são principalmente otimizar, aumentando a eficiência e até reduzir o número de aplicações de fungicidas, diminuindo o custo de produção e o risco de perdas econômicas causadas por doenças, incrementando a produtividade [43,45,46,50,51]. Tradicionalmente, os sistemas de alerta por aviso, para doenças do cafeeiro, baseiam-se no uso de modelos de regressão ou tabelas de dupla entrada, utilizando principalmente a temperatura e a disponibilidade de água como variáveis [44,50,52,53]. Entretanto, com o incremento da produtividade e de novas técnicas de cultivo e de manejo do cafeeiro, outras abordagens como técnicas de séries temporais, redes neurais, rede bayesiana, árvores de decisão, entre outras vêm ganhando a atenção dos pesquisadores [44,54]. Essas novas ferramentas, em conjunto com as técnicas tradicionais, podem auxiliar a compreender a dinâmica do processo doença, proporcionando melhores resultados ao controle das doenças.

As variáveis empregadas na construção de sistemas de alerta por aviso podem ser priorizadas e agrupadas de acordo com as características do patossistema a quais elas se relacionam. Entre os grupos sugeridos por Campbell; Madden [43], as variáveis baseadas em características do patógeno, do ambiente, da doença ou

hospedeiro, foram empregadas em trabalhos para construir e validar sistemas de previsão [30,55].

A justificativa para usar sistemas de alerta por aviso envolve aspectos econômicos, ambientais e relacionados com a própria doença em estudo [43,46]. A mancha-de-phoma do cafeeiro reúne importantes pré-requisitos para o desenvolvimento de um sistema de previsão, tais como, tratar-se de uma doença economicamente importante, e sua ocorrência em determinado estágio fisiológico da cultura, ocorrer, principalmente nesse cenário de mudanças climáticas e cultivo em diferentes biomas de forma sazonal ou esporádica, ter controle conhecido e ainda resultar em um custo para o cafeicultor.

Nesse contexto, modelos estatísticos podem ser usados, para modelar curvas de progresso e, assim, serem utilizados para alerta de períodos favoráveis à ocorrência de doenças. Com isso, é possível realizar a pulverização de fungicidas apenas sob condições ambientais favoráveis à doença, reduzindo custos e minimizando impactos ambientais negativos [43]. Dentre as diversas classes de modelos estatísticos, podemos destacar os modelos de regressão linear múltipla.

Para o cafeeiro, sistemas de alerta foram desenvolvidos, principalmente para monitorar a ferrugem [44,46,53,54,56–59]. Sendo poucos os sistemas de alerta para a mancha-de-phoma. Lorenzetti et al. [30] ajustaram um Modelo de Regressão Linear Múltipla para explicar o monociclo da doença em mudas de cafeeiro em função da temperatura e do molhamento foliar. De acordo com os autores, temperaturas entre 15 e 20 °C associadas a períodos de molhamento foliar acima de 36 horas são condições favoráveis ao progresso da doença. Entretanto, o modelo não informa a relação do número de horas nessa faixa de temperatura com o progresso da doença. Além disso, não tem aplicação como sistema de alerta por aviso, pois não informa com antecedência os riscos futuros de progresso da doença. Silva [55] ajustou dois Modelos de Regressão Linear Múltipla com a utilização de variáveis ambientais de valores médios/acumulados semanais defasados em 2 ou 3 semanas anteriores às avaliações da doença, sendo possível estimar a incidência da doença com duas semanas de antecedência. Os modelos desenvolvidos por Silva [55] foram implementados e validados em regiões diferentes daquela onde foram ajustados. A mancha-de-phoma é uma doença de importância econômica na cultura do cafeeiro. Apesar disso, até o momento foi desenvolvido só um sistema para auxílio à tomada de decisão do controle da doença no campo [55].

Atualmente no contexto atual do pensamento verde, buscando mitigar riscos ao ambiente, o uso de sistemas de previsão deverá trazer aos agricultores benefícios reais, os quais não seriam obtidos na ausência dos mesmos. Mas, para isso os sistemas de alerta por aviso devem ser validados em diferentes regiões produtoras de café antes de serem disponibilizados aos agricultores.

Além de ser o maior produtor de café, o Brasil é um país com dimensões continentais, com diferentes condições edafoclimáticas nas regiões cafeeiras, com isso apresentando diferentes altitudes, climas e tipos de solo, entre outras variáveis distintas. As dimensões continentais do país e a sua variabilidade edafoclimática, são uma barreira para validar os sistemas de alerta por aviso em regiões diferentes daquelas onde foram desenvolvidos ou avaliados inicialmente.

Em relação ao clima, apesar das regiões produtoras de café do estado de Minas Gerais, maior produtor nacional, possuem características climáticas distintas, os modelos ajustados para compor o sistema de alerta por aviso de doenças, serão aperfeiçoados e, sua validação nas regiões e em outras diferentes daquelas onde foram desenvolvidos a fim de prever de maneira confiável o desenvolvimento da doença no campo e, assim, determinar o momento ideal para a pulverização com fungicidas evitando as pulverizações calendarizadas, e por conseguinte as empresas de defensivos terão por muito mais tempo suas tecnologias no mercado.

A validação em diferentes regiões é o diferencial do sistema de alerta por aviso aqui proposto em relação aos citados acima. Além disso, o sistema de alerta por aviso proposto nesse estudo será regionalizado para as principais regiões cafeeiras do estado de Minas Gerais. Assim, terá sua eficiência e aplicabilidade no campo comprovada, auxiliando o cafeicultor no controle da mancha-de-phoma do cafeeiro de forma sustentável e atendendo a demanda dos consumidores por segurança alimentar. Dessa forma, não é somente produzir ciência, mas oferecer tecnologia, com aplicabilidade junto ao cafeicultor.

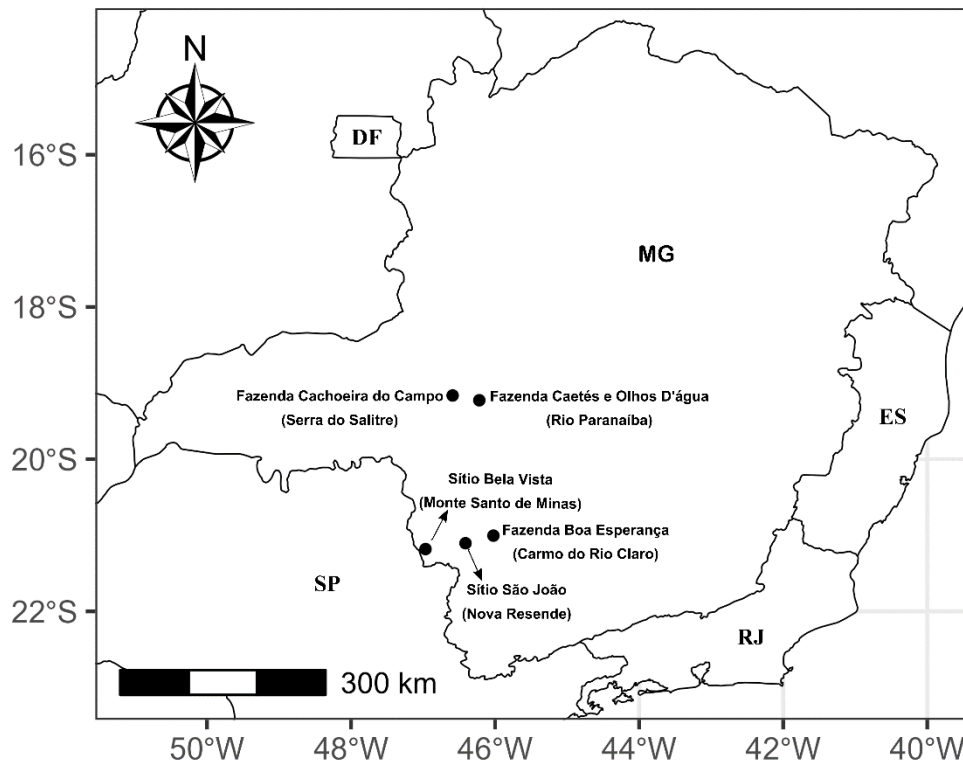
Diante do exposto, o presente estudo tem por objetivo desenvolver uma plataforma de alerta por aviso da incidência da mancha-de-phoma do cafeeiro, validar e regionalizar modelos de regressão linear múltipla a partir de variáveis meteorológicas para as principais regiões e biomas produtores de café do estado de Minas Gerais, Brasil.

## 2 METODOLOGIA

O estudo foi realizado com os modelos desenvolvidos por Silva [55]. E devido aos modelos de alerta por aviso terem sido desenvolvidos com os dados meteorológicos da municipalidade de Santo Antônio do Amparo, estado de Minas Gerais, Brasil, outras localizações geográficas foram incorporadas, para validar os modelos. Assim o estudo foi dividido em três fases. Na fase I, inicialmente foram implantados cinco pontos de coleta de dados, em diferentes municípios, de 2018 a 2019, utilizando duas metodologias de alerta por aviso da incidência da doença, obtendo variáveis meteorológicas e avaliando a mancha-de-phoma do cafeeiro. Na fase II, no ano de 2020 mais 10 municípios foram incorporados ao sistema de alerta por aviso, já com a seleção de variáveis e o ajuste de modelos de regressão múltipla, com dados coletados nos cinco municípios anteriores. Na fase III, atualmente, além desses 15 locais, foram incorporados outros 35 pontos de coletas de dados meteorológicos e da doença, totalizando 50 pontos amostrais, de obtenção de dados da doença e do hospedeiro no estado de Minas Gerais, Brasil.

### *2.1 Fase 1: Validação do sistema de alerta por aviso de 2018 a 2020*

Inicialmente, as áreas com ensaios para validar o sistema de alerta por aviso, total de cinco, foram conduzidas em cinco diferentes municípios do estado de Minas Gerais no Brasil (Figura 1). Esses locais foram escolhidos por estarem em diferentes altitudes e em regiões produtoras distintas, no Sul e no Alto Paranaíba, estas mesorregiões mineiras.



**Figura 1.** Localização das áreas para validar o sistema de alerta por aviso da mancha-de-phoma do cafeeiro, em cinco municípios do estado de Minas Gerais, Brasil.

Nessa fase, essas áreas, georreferenciadas (Tabela 1) foram conduzidas em duas safras consecutivas, 2018/2019 e 2019/2020, para validar os modelos de alerta por aviso e obter dados de variáveis meteorológicas e do hospedeiro.

**Tabela 1.** Identificação das áreas utilizadas para validação do sistema de alerta por aviso em 5 municípios do estado de Minas Gerais, Brasil.

Municípios	Localização	Latitude (S)	Longitude (O)	Altitude (m)
Carmo do Rio Claro	Fazenda Boa Esperança	21,004600	46,022900	796
Monte Santo de Minas	Sítio Bela Vista	21,181100	46,965600	915
Nova Resende	Sítio São João	21,104300	46,410400	1184
Rio Paranaíba	Fazenda Caetés e Olhos D'água	19,226100	46,219200	1129
Serra do Salitre	Fazenda Cachoeira do Campo	19,163300	46,589200	1200

A incidência da mancha-de-phoma foi avaliada quinzenalmente nesse período. Procurando agregar a variabilidade climática [12] e também a bienalidade da produção do cafeeiro [60,61].

As avaliações, da incidência da mancha-de-phoma do cafeeiro, foram realizadas quinzenalmente, a partir de 31 de outubro de 2018. De modo aleatório, por

método não-destrutivo, em cinco ramos plagiotrópicos por planta, no lado da sombra da manhã e vento sul, no terço superior das plantas [62]. Em cada uma das 20 plantas, foram avaliadas cinco folhas, do meristema ao segundo par de nós no ramo plagiotrópico, totalizando 100 folhas por parcela ou repetição.

Para isso, a incidência da mancha-de-phoma foi determinada pela porcentagem do número de folhas com lesão em relação ao número de folhas avaliadas, por meio da seguinte equação [43]:

$$I(\%) = \left( \frac{NFD}{NTF} \right) * 100 \quad (3)$$

Sendo:

$I(\%)$  = Incidência da mancha-de-phoma no cafeeiro;

$NFD$  = Número de folhas lesionadas;

$NTF$  = Número total de folhas amostradas no hospedeiro.

A cultivar de cafeeiro (*Coffea arabica* L.) plantada nessas lavouras foi a Catuaí, de frutos vermelhos, com idade entre seis e oito anos, suscetível à mancha-de-phoma no espaçamento de 3,8 m entre linhas e 0,6 m entre plantas. Os ensaios foram conduzidos segundo as recomendações técnicas para a cultura do cafeeiro no Brasil [63–68]. O manejo de plantas daninhas e pragas foi realizado conforme o nível de controle. O manejo da fertilidade do solo e da nutrição da cultura foi executado com base nos resultados da análise química do solo e nutricional das folhas, aplicando-se corretivos e fertilizantes na projeção da copa das plantas, de acordo com Mesquita et al. [65], Alvarez V; Ribeiro [69] e Alvarez [70].

### 2.1.1 Coleta de variáveis meteorológicas

Para abastecer as equações de regressão com as variáveis meteorológicas, foram utilizados os dados obtidos das estações automáticas modelo Davis Vantage Pro®, software Weather Link®, localizadas nos núcleos da Cooperativa dos Cafeicultores em Guaxupé (Cooxupé) em cinco municípios (Tabela 1). Os dados foram registrados com intervalo horário e enviados por um link dedicado para o sistema de servidores da sede da Cooxupé, em Guaxupé, estado Minas Gerais, onde

foram processados e lançados em interface desenvolvida para visualizar os resultados.

### 2.1.2 Sistemas de alerta e metodologia de pulverização

Durante duas safras consecutivas, 2018/2019 e 2019/2020, foi avaliado e validado o sistema de alerta por aviso fitossanitário desenvolvido por Silva [55] e quando a avaliação da incidência quinzenalmente alcançasse 4%, ou seja, um nível de controle, também chamado modelo de avaliação técnica. Para as fórmulas de Silva [55], os avisos de alerta foram emitidos quando o modelo calculou, uma vez, 4% de incidência ou mais. Os dois modelos utilizados foram denominados Sistema de Apoio a Decisão 1 (SAD 1 - Modelo 4) (Equação 1) e 2 (SAD 2 - Modelo 1) (Equação 2), respectivamente, no entanto, o SAD 1 faz o alerta por aviso considerando as variáveis meteorológicas e o SAD 2 emite alerta por aviso após a avaliação técnica:

$$y = - 3773,5 - 7,325x_1 - 13,33x_5 + 60,76x_{10} + 51,06x_{14} + 86,75x_{18} - 0,09681x_1^2 - (1) \\ 0,2071x_5^2 - 0,2663x_{10}^2 - 0,2261x_{14}^2 - 0,2914(x_1 x_5) + 0,169(x_1 x_{10}) + 0,196(x_1 x_{14}) - 0,7529(x_1 x_{18}) + 0,2594(x_5 x_{10}) + 0,2705(x_4 x_{14}) - 0,8367(x_5 x_{18}) - \\ 0,4969(x_{10} x_{14}) - 0,2886(x_{10} x_{18}) + 0,000002345(x_1 x_5 x_{10} x_{14} x_{18})$$

Onde:

$y$  = Previsão da incidência da mancha-de-phoma;

$x_1$  = Número de horas no dia com temperatura maior ou igual à 20 e inferior a 25°C com 2 semanas de defasagem (T15-20med 2SD);

$x_5$  = Número de horas no dia com temperatura maior ou igual à 25 e inferior a 30°C com 2 semanas de defasagem (T25-30med 2SD);

$x_{10}$  = Número de horas no dia com UR menor ou igual à 70% com 3 semanas de defasagem (UR70min 3SD);

$x_{14}$  = Número de horas no dia com UR maior ou igual à 80% com 3 semanas de defasagem (UR80max 3SD);

$x_{18}$  = Número de dias com molhamento foliar (wet) (se não houve molhamento no dia = 0, se houve = 1) com 3 semanas de defasagem (NDMFmax 3SD).

$$y = -11790 - 3,707x_1 - 25,74x_8 + 171,9x_{10} + 171,6x_{14} - 167,1x_{20} + 0,01503x_1^2 - \quad (2)$$

$$0,6111x_{10}^2 - 0,6116x_{14}^2 - 0,109x_{20}^2 + 0,03128(x_1 x_{20}) + 0,1541(x_8 x_{10}) +$$

$$0,1434(x_8 x_{14}) - 0,6652(x_8 x_{20}) - 1,201(x_{10} x_{14}) + 1,022(x_{10} x_{20}) + 1,063(x_{14}$$

$$x_{20}) - 0,0000002623(x_1 x_8 x_{10} x_{14} x_{20})$$

Onde:

$y$  = Previsão da incidência da mancha-de-phoma;

$x_1$  = Número de horas no dia com temperatura maior ou igual à 15 e inferior a 20°C com 2 semanas de defasagem (T15-20med 2SD);

$x_8$  = Número de horas no dia com temperatura maior ou igual à 25 e inferior a 30°C com 28 dias acumulado (T25-30med 28A);

$x_{10}$  = Número de horas no dia com UR menor ou igual à 70% com 3 semanas de defasagem (UR70min 3SD);

$x_{14}$  = Número de horas no dia com UR maior ou igual à 80% com 3 semanas de defasagem (UR80max 3SD);

$x_{20}$  = Número de dias com molhamento foliar (wet) (se não houve molhamento no dia = 0, se houve = 1) com 28 dias acumulado (NDMFmax 28A).

Os experimentos foram implantados no delineamento experimental em blocos casualizados (DBC) com cinco tratamentos (Tabela 2) e cinco repetições. A parcela experimental teve seis linhas com 20 plantas em cada uma, totalizando 120 plantas. Foram descartadas duas linhas de cada lado e nas duas centrais 10 plantas, cinco em cada extremidade. Então, as 20 plantas centrais a área útil, destinada as avaliações.

Antes de iniciar os programas de tratamento para validar os sistemas de alerta por aviso, foi realizado o controle padrão de doenças e de pragas, em todas as áreas e parcelas experimentais. Para padronizar o controle da mancha-de-phoma foi utilizado o fungicida Anilida (500 g Kg<sup>-1</sup> do ingrediente ativo), nome comercial Cantus®, na dose de 150 g ha<sup>-1</sup> e na época da pré e pós-florada foi utilizado o fungicida Tiofanato metílico (875 g kg<sup>-1</sup> do ingrediente ativo), nome comercial Cercobin®, na dose de 500 g ha<sup>-1</sup>.

**Tabela 2.** Tratamentos, fungicidas, nome comercial, doses, princípio ativo e sua concentração e grupo químico, utilizados nas áreas para validação dos sistemas de aviso nas safras 2018/2019 e 2019/2020.

Tratamentos	Nome Comercial	Dose por hectare	Princípio ativo	Concentração do Ingrediente Ativo	Grupo Químico
1. Testemunha	-	-	-	-	-
2. Padrão Fazenda	Verdadero® e Orkestra® SC (2 pulverizações) ou Tridium®, ou Priori Top® ou Nativo® depende da propriedade	1kg + 1,5L + 0,75L	Ciproconazol+Tiametoxam e Fluxapiroxade+Piraclostrobina e Azoxistrobina+Mancozeb+Tebuconazol e Azoxistrobina+Difenconazol e Trifloxistrobina+Tebuconazol	300 g kg <sup>-1</sup> + 300 g kg <sup>-1</sup> e 167 g L <sup>-1</sup> + 333 g L <sup>-1</sup> e 47 g kg <sup>-1</sup> + 597 g kg <sup>-1</sup> + 56 g kg <sup>-1</sup> e 200 g L <sup>-1</sup> + 125 g L <sup>-1</sup> e 100 g L <sup>-1</sup> + 200 g L <sup>-1</sup>	Triazol + Neonicotinoide e Carboxamida + Estrobilurina e Estrobilurina + Ditiocarbamato + Triazol e Estrobilurina + Triazol e Estrobilurina + Triazol
3. IHARA	Cercobin® e Spirit®	0,5kg + 2L	Tiofanato Metílico e Flutriafol+Dinotefuram	875 g kg <sup>-1</sup> e 273 g L <sup>-1</sup> + 87,5 g L <sup>-1</sup>	Benzimidazol + Neonicotinoide
4. SAD 1 <sup>1</sup>	Fusão® EC	0,580L	Metominostrobina+Tebuconazol	110 g L <sup>-1</sup> + 165 g L <sup>-1</sup>	Estrobilurina + Triazol
5. SAD 2 <sup>1</sup>	Fusão® EC	0,580L	Metominostrobina+Tebuconazol	110 g L <sup>-1</sup> + 165 g L <sup>-1</sup>	Estrobilurina + Triazol

<sup>1</sup>SAD – Sistema de Apoio a Decisão

A partir de 01 de novembro de 2018, para controlar a mancha-de-phoma, quando foi emitido o aviso para o SAD 1 e 2, foi utilizado fungicidas mesosistêmicos e sistêmicos dos grupos químicos estrobilurina e triazol (Tabela 2). As pulverizações ocorreram com a utilização de pulverizador costal manual modelo Jacto PJB 20®, no volume de calda de 400 L de água ha<sup>-1</sup>.

### 2.1.3 Desenvolvimento de interface para visualizar os avisos fitossanitários

Após a coleta das variáveis meteorológicas, nas estações meteorológicas, essas foram transmitidas, recebidas, processadas e o aviso de pulverização foi disponibilizado em interface construída para tal fim, nos cinco municípios localizados no mapa do estado de Minas Gerais, região Sudeste do Brasil. Para o desenvolvimento da interface, foram utilizadas as seguintes linguagens de programação: Python 2.7 com o Framework Django 1.6 (back-end) e HTML, CSS, JavaScript, JQuery com o Framework Bootstrap (front-end). Este último é responsável pela apresentação completa do sistema, assim como sua capacidade de resposta (adaptação a diferentes tamanhos de tela: TV, notebook, tablet, smartphone). Em paralelo a esse sistema, também foram desenvolvidas rotinas utilizando a linguagem de programação Java SE.

Dessa forma, usando as duas metodologias de aviso, o SAD 1 e 2. Quando o nível de controle estimado foi alcançado, ou seja, 4% de incidência, foi emitido um

aviso em uma das duas metodologias para pulverização. O aviso de pulverização foi enviado por email para os técnicos e seus supervisores. Os mesmos após pulverizarem informavam o sistema, na interface construída, e então os e-mails diários paravam de ser enviados. Caso a pulverização ainda não tenha sido realizada, depois de três dias, além de enviar avisos de pulverização foi enviado outro e-mail diário, citando o atraso na pulverização, para o técnico responsável na localidade e também para seu supervisor.

## 2.2 Fase 2: Ajuste de modelos de alerta por aviso com dados coletados em cinco diferentes municípios do estado de Minas Gerais, Brasil

Nessa fase, foram elaboradas novas equações de regressão com a incidência da doença em função das variáveis coletadas nas estações meteorológicas dos cinco municípios citados acima. Foram assim, geradas 20 variáveis (Tabela 3).

**Tabela 3.** Variáveis meteorológicas coletadas e geradas com o auxílio da estação automática modelo Davis Vantage Pro®, software Weather Link®, localizada nos cinco municípios ou núcleos da Cooperativa dos Cafeicultores em Guaxupé (Cooxupé).

Variável	Descrição
Temp <sup>1</sup>	Média das temperaturas médias
Tempmax <sup>1</sup>	Média das temperaturas máximas
Tempmin <sup>1</sup>	Média das temperaturas mínimas
Umidade <sup>1</sup>	Média da umidade relativa média
Umidmin <sup>1</sup>	Média da umidade relativa mínima
Umidmax <sup>1</sup>	Média da umidade relativa máxima
Velocvento <sup>1</sup>	Velocidade do vento
Horainsolacao <sup>1</sup>	Horas de insolação
tpo <sup>1</sup>	Temperatura de ponto de orvalho
tf <sup>1</sup>	Temperatura da folha
Molhamento <sup>2</sup>	Horas de molhamento
p <sup>2</sup>	Precipitação
NHDT <sub>(≥15°C, &lt;20°C)</sub> <sup>2</sup>	Número de horas do dia com temperatura ≥ 15°C e < 20°C
NHDT <sub>(&lt;15°C)</sub> <sup>2</sup>	Número de horas do dia com temperatura < 15°C
NHDT <sub>(&gt;20°C)</sub> <sup>2</sup>	Número de horas do dia com temperatura > 20°C
Temp <sub>(17h-9h)</sub> <sup>1</sup>	Médias das temperaturas médias entre 17h e 9h
NHT <sub>(10°C-15°C, 17h-9h)</sub> <sup>2</sup>	Número de horas com temperatura 10°C e 15°C entre 17h e 9h
NHT <sub>(10°C-20°C, 17h-9h)</sub> <sup>2</sup>	Número de horas com temperatura 10°C e 20°C entre 17h e 9h
NDP <sup>2</sup>	Número de dias com precipitação
NHDP <sup>2</sup>	Número de horas do dia com precipitação

<sup>1</sup>Variável criada a partir da média dos valores considerados na defasagem.

<sup>2</sup>Variável criada a partir dos valores acumulados considerados na defasagem.

Além disso, foram utilizadas variáveis meteorológicas calculadas a partir das coletadas (Tabela 3) e período de defasagem segundo a metodologia de Silva [55] (Tabela 4).

**Tabela 4.** Variáveis meteorológicas e períodos de defasagens usados na composição dos modelos de regressão linear múltiplos.

Variável	Defasagem	Código da variável nos modelos
T15-20med	2SD	X <sub>1</sub>
T25-30med	2SD	X <sub>5</sub>
T25-30med	28A	X <sub>8</sub>
UR70min	3SD	X <sub>10</sub>
UR80max	3SD	X <sub>14</sub>
NDMFmax	3SD	X <sub>18</sub>
NDMFmax	28A	X <sub>20</sub>

Com esses dados coletados, de outubro de 2018 a janeiro de 2020, totalizando 35 avaliações quinzenais, foram ajustados modelos de regressão linear múltiplos (MRLM), da incidência da doença em função das variáveis meteorológicas (Tabela 3 e Tabela 4), em cada município.

As variáveis ambientais foram defasadas em relação às datas de avaliação da doença, da seguinte forma:

- a) valores médios/acumulados de 2-4, 4-7, 7-15 e 15-30 Dias Anteriores a Incidência (DAI) incluindo o próprio dia da avaliação de 12 variáveis meteorológicas coletadas das estações meteorológicas, no período de outubro de 2018 a agosto de 2019, e;
- b) valores médios/acumulados de 7-15 dias anteriores às avaliações da doença, segundo a metodologia de Silva [55], incluindo o próprio dia da avaliação no período de outubro de 2018 a março de 2020, de 11 variáveis meteorológicas coletadas das estações meteorológicas. Também foram ajustadas equações de regressão e optou-se por excluir de forma isolada ou combinadas as variáveis meteorológicas Velocidade do vento, Temperatura de ponto de orvalho e Hora insolação. São variáveis obtidas somente em estações meteorológicas completas, raramente encontradas em toda a área produtora de café do estado de Minas Gerais, Brasil.
- c) valores médios/acumulados de 28 dias e de 2 e 3 semanas anteriores às avaliações da doença, incluindo o próprio dia da avaliação, no período de outubro de 2018 a março de 2020, de sete variáveis meteorológicas elaboradas segundo a metodologia

de Silva [55], a partir de dados coletados das estações meteorológicas localizadas nos cinco municípios mencionados (Tabela 1).

Após obter a defasagem das variáveis meteorológicas, nos quatro períodos acima (item a), as mesmas foram avaliadas nos MRLM, com a seguinte equação geral:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon \quad (4)$$

Onde:

$Y$  = Incidência da doença, em porcentagem;

$x_1, x_2, x_p$  = Variáveis meteorológicas;

$\beta_0$  = constante de regressão;

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  = Parâmetros ou coeficientes de regressão parciais;

$\varepsilon$  = erros aleatórios independentes.

Os dados foram analisados para verificar se atendiam aos pressupostos da análise de variância, observando os testes de Shapiro-Wilk (normalidade), Breush-Pagan (homoscedasticidade) e Box-Pierce (independência) ( $p \geq 0,05$ ). Realizado isso, foram feitas as análises de regressão para ajustar os modelos de previsão da doença.

Para selecionar as variáveis meteorológicas, foi utilizada a técnica “*Stepwise*” a fim de estimar a incidência da mancha-de-phoma por MRLM. Como padrão, na estimativa dos parâmetros do modelo de regressão linear múltipla foi aplicado o método de mínimos quadrados ordinários, com o objetivo de minimizar a soma de quadrados dos resíduos [71].

Foram ajustados 365 modelos, estes foram selecionados baseados na significância das variáveis meteorológicas no teste t dos parâmetros das variáveis das equações de regressão ( $p \leq 0,05$ ), maiores valores de  $R^2$  e  $R^2$  ajustados, menor valor do critério de informação de Akaike (AIC), além dos valores dos erros e suas médias, desvio padrão e quadrado médio dos desvios.

Para avaliar a qualidade dos ajustes e identificar o modelo com o menor desvio ou erro em relação aos valores reais ou observados no campo para o sistema de aviso de da mancha-de-phoma, foi aplicado o critério de informação de Akaike (AIC). O AIC foi baseado na minimização da informação ou distância de Kullback-Leibler, sendo uma medida de proximidade entre o modelo ideal (perfeito) e o candidato ou estimado

ou ainda o escolhido segundo os critérios acima. Uma estimativa dessa distância é calculada com a seguinte equação:

$$AIC = -2\ln(L(\theta)) + 2\rho \quad (5)$$

Sendo, assim:

$L(\theta)$  = Estimativa da função de máxima verossimilhança;

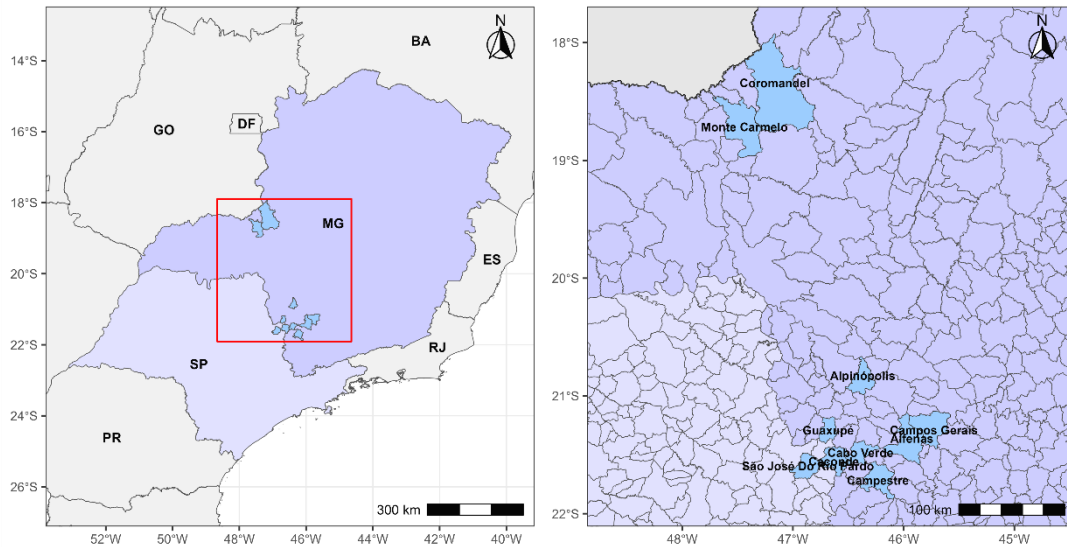
$\rho$  = Número de parâmetros do modelo avaliado.

O modelo ajustado com o menor valor de AIC é considerado próximo do ideal e, assim, o de melhor ajuste [72].

A função “*lm*” foi utilizada para ajustar o MRLM, e o pacote ggplot2 foi usado para fazer gráficos e mapas implementados no software “R” de acesso aberto versão 3.6.2 [73]. Após os modelos ajustados, os melhores modelos foram validados de fevereiro a outubro de 2020 em cinco municípios.

### 2.3 Fase 3: *Expansão do sistema de aviso por alerta com os novos modelos*

A partir de outubro de 2020, foi iniciada a expansão do sistema de alerta por aviso para 10 municípios. Desses, oito estão localizados no estado de Minas Gerais e dois no estado de São Paulo (Figura 2), além dos cinco anteriores, totalizando 15 localidades, ou núcleos da cooperativa, com estações meteorológicas completas, já descritas anteriormente. Dois modelos selecionados na fase 2 para o SAD 1 e o SAD 2 estão sendo utilizados para emitir alerta por aviso da doença nos 15 municípios, o SAD 1 e o SAD 2 com 07 e 15 dias de antecedência, respectivamente. Nos cinco municípios da fase 1 os ensaios continuaram a condução.



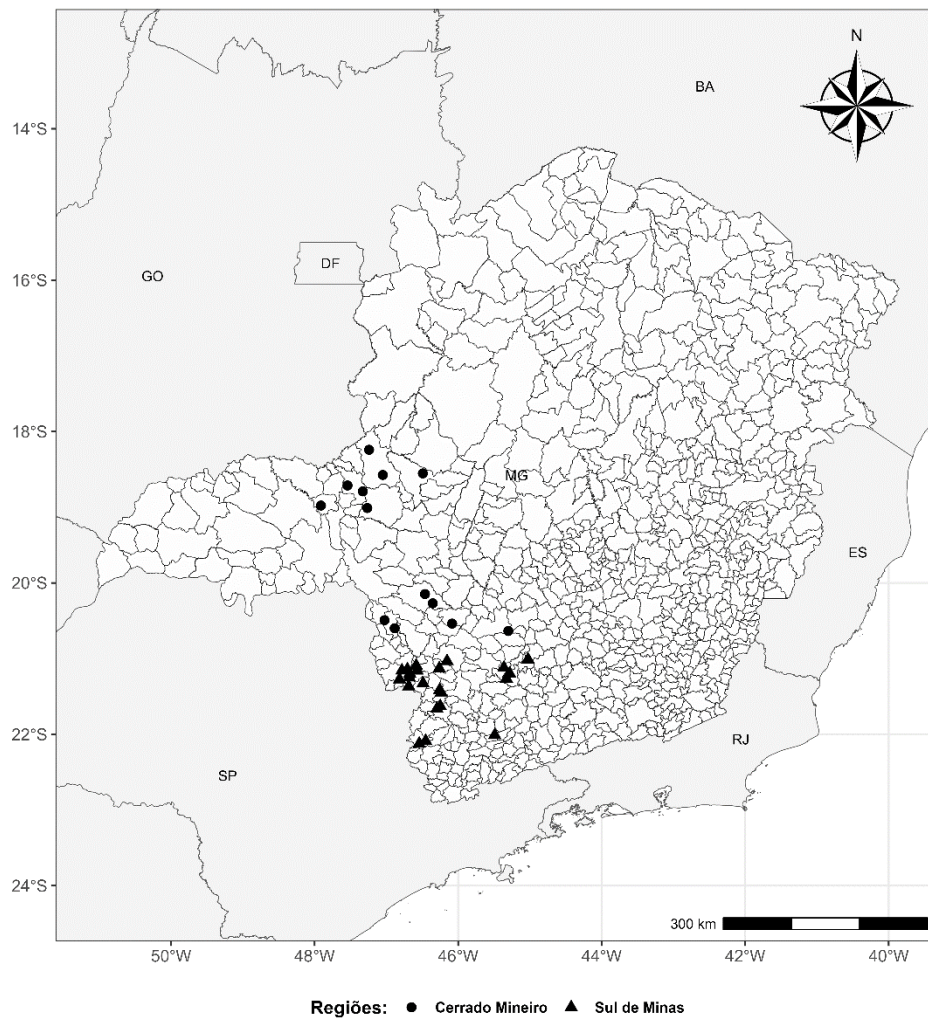
**Figura 2.** Distribuição das áreas com estações meteorológicas para a validação dos modelos do sistema de alerta por aviso da mancha-de-phoma do cafeeiro em 08 e 02 municípios dos estados de Minas Gerais e São Paulo, Brasil, respectivamente.

Foram selecionadas na fase 2, duas equações em substituição aos dois modelos utilizados na fase 1 nos tratamentos SAD1 e SAD2. A metodologia para alerta por aviso para pulverização de fungicidas em cada tratamento foi emitido quando as fórmulas calcularam 4% ou mais de incidência da mancha-de-phoma durante três dias consecutivos, em ao menos 1 das duas fórmulas implementadas.

Apesar do erro ou resíduo dos outros 35 melhores modelos serem maiores que os dois selecionados, esses também estão sendo empregados para calcular a incidência, para análise posterior, na tentativa de ainda prospectar ou selecionar um bom modelo, porém não selecionados para emitir o alerta por aviso da necessidade de controle.

Paralelamente, a expansão das áreas com estações meteorológicas, também foram incluídas a avaliação da incidência da doença em 35 outras propriedades

(Figura 3 e Tabela 5), para a validação desses modelos de alerta por aviso, em diferentes regiões e localidades, além das 15 já em avaliação, totalizando 50 áreas de amostragem da mancha-de-phoma.



**Figura 3.** Expansão em 35 propriedades para validar os modelos desenvolvidos do sistema de alerta por aviso da mancha-de-phoma do cafeeiro nas regiões do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil.

**Tabela 5.** Identificação das 35 propriedades utilizadas para validar o sistema de alerta por aviso da mancha-de-phoma do cafeeiro nas regiões do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil.

<b>Propriedade</b>	<b>Região Cafeeira</b>	<b>Latitude (S)</b>	<b>Longitude (O)</b>	<b>Altitude (m)</b>
Ataque Coqueiros	Cerrado Mineiro	18,24120	47,24030	750
Chapadão de Ferro	Cerrado Mineiro	18,55300	46,49190	1190
Congonhas	Cerrado Mineiro	18,57370	47,05010	915
Boa Vista	Cerrado Mineiro	18,79000	47,32820	961
São João	Cerrado Mineiro	18,97800	47,91060	919
Macaubas de Baixo	Cerrado Mineiro	19,01070	47,26530	902
Campo Formoso II	Cerrado Mineiro	20,14740	46,46150	810
São Gerônimo	Cerrado Mineiro	20,26920	46,35320	832
Nascente	Cerrado Mineiro	20,49210	47,02630	1160
Atalho	Cerrado Mineiro	18,71270	47,54150	907
Tavares	Cerrado Mineiro	20,59890	46,88410	781
Penedos	Cerrado Mineiro	20,53760	46,08340	825
Cerrado de Baiões	Cerrado Mineiro	20,65560	45,30060	911
Jequitiba	Sul de Minas	21,27580	46,81560	853
Santo Antônio	Sul de Minas	22,12420	46,54180	900
São Domingos	Sul de Minas	21,36760	46,68810	917
Cafezal	Sul de Minas	21,32800	46,48850	1001
Aterro	Sul de Minas	21,44850	46,23590	826
Santa Clara	Sul de Minas	21,26580	45,32640	883
Cachoeirinha	Sul de Minas	21,66280	46,29560	1060
Cachoeira de Baixo	Sul de Minas	21,12170	45,36230	918
Bom Jesus	Sul de Minas	21,62900	46,24850	1036
Biguatinga	Sul de Minas	21,14270	46,70680	1121
Bela Vista	Sul de Minas	21,01080	45,02580	941
Mato Dentro	Sul de Minas	22,08760	46,45260	1116
Santa Quitéria	Sul de Minas	22,01100	45,48930	962
Boa Vista	Sul de Minas	21,19790	45,28180	855
Alto da Serra	Sul de Minas	21,19970	46,67330	1156
Fernandes	Sul de Minas	21,03310	46,15430	1070
Passoio	Sul de Minas	21,41470	46,25680	1023
Santa Maria	Sul de Minas	21,15790	46,78310	1198
Madre Deus	Sul de Minas	21,09260	46,58420	1089
Macuco	Sul de Minas	21,12960	46,26300	1008
Douradinha	Sul de Minas	21,15920	46,57460	1147
Santa Amélia	Sul de Minas	21,24990	46,68080	939

Essas áreas, localizadas nos municípios das regiões do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil. Foram avaliados quatro talhões de cafeeiros por município, em diferentes propriedades, distribuídos estrategicamente, próximos de estações meteorológicas, com a finalidade de verificar a eficiência dos modelos propostos em diferentes condições de altitude, relevo, solo, clima e manejo do cafeeiro.

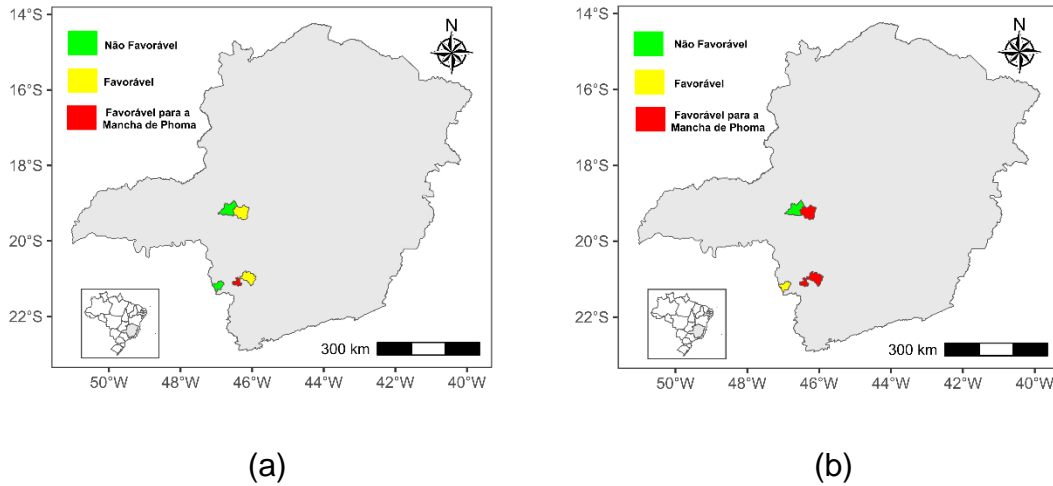
A incidência da doença, nessas áreas, foi avaliada em um talhão ou área homogênea por propriedade, mensalmente, em 25 plantas do cultivar Catuaí, com seis a oito anos, de forma aleatória, no terço superior da planta, do meristema ao segundo nó dos ramos plagiotrópicos, do lado da sombra da manhã e vento sul, sendo quatro folhas por planta, totalizando 100 folhas por talhão.

Nesse estudo, em todos esses 50 pontos foram registradas as curvas de progresso da doença avaliada no âmbito do campo e os valores estimados ou previstos nas equações de regressão múltipla ajustadas, em função dos meses do ano. O intuito principal dessa abordagem foi avaliar tanto a qualidade do ajuste obtido quanto a eficiência do sistema de previsão utilizado.

### **3 RESULTADOS**

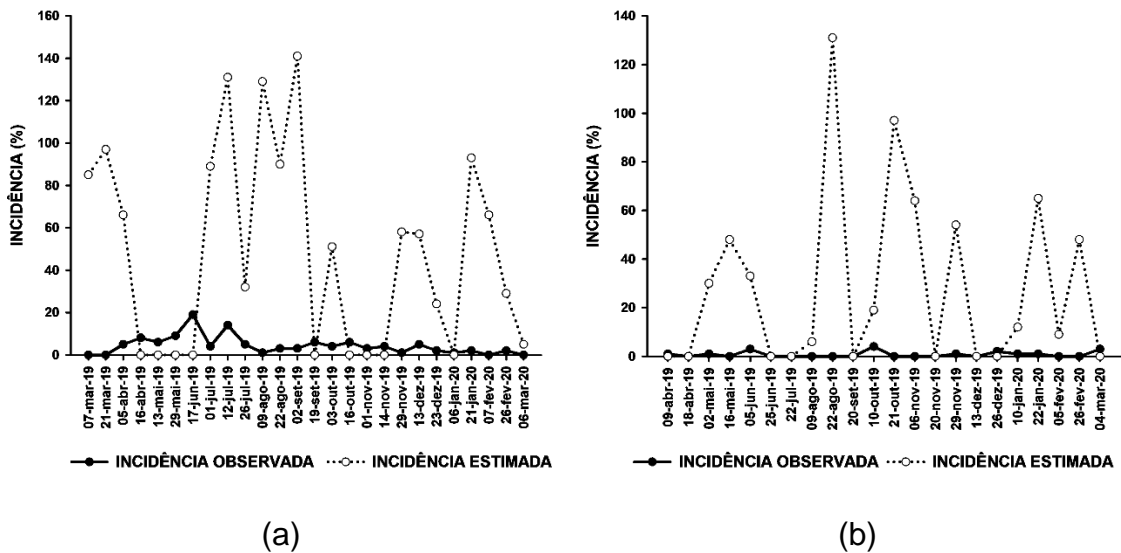
#### *3.1 Fase 1: Validação do sistema de alerta por aviso de 2018 a 2020*

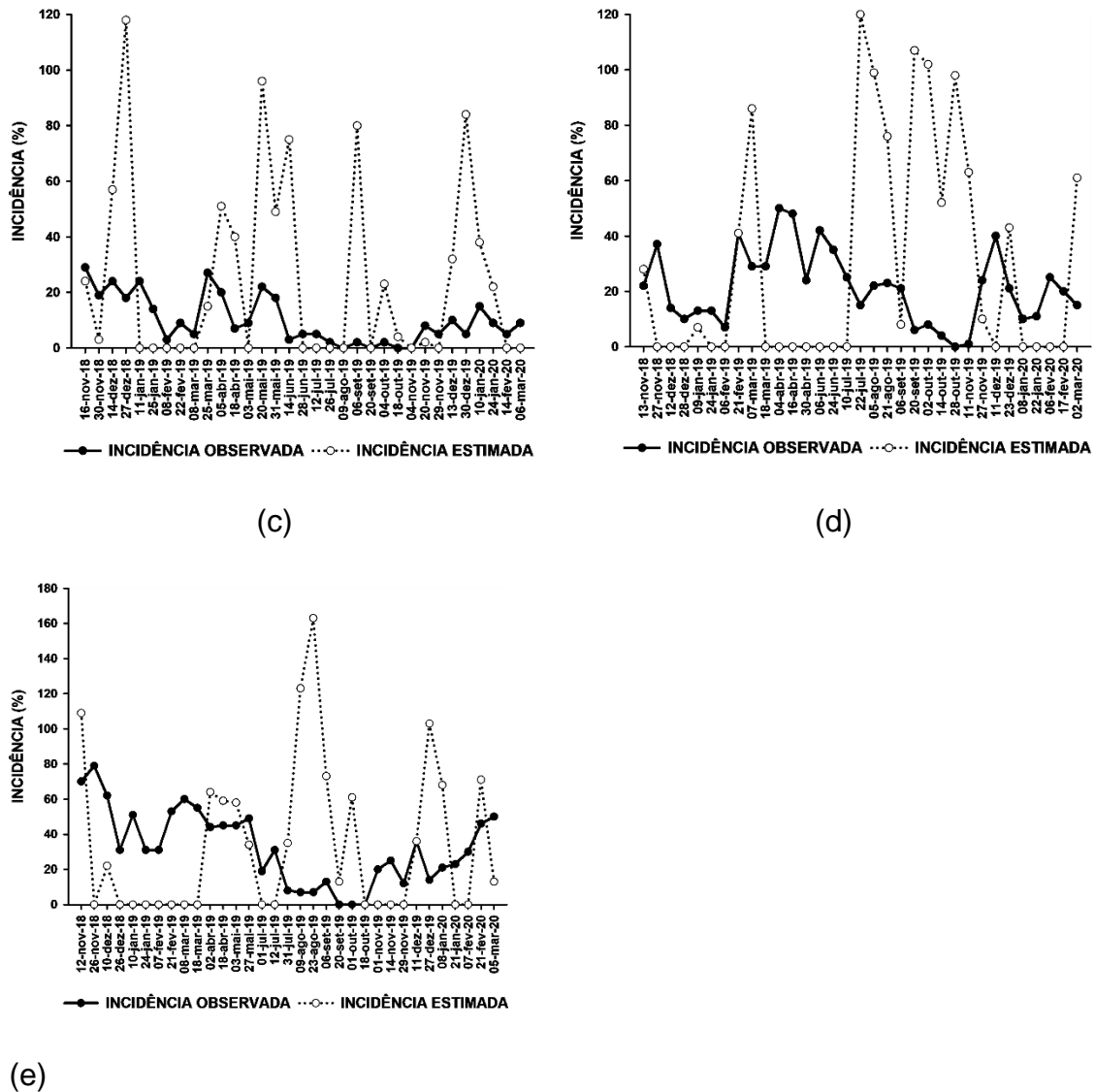
De acordo com as equações nos tratamentos, SAD 1 e 2, utilizando as fórmulas de Silva [55], com o nível de controle de 4%, foram calculadas as incidências da mancha-de-phoma. O aviso de pulverização foi emitido em um único alerta por equação e disponibilizados em “site” próprio. Os cinco municípios estão localizados no mapa do estado de Minas Gerais (Figura 4). Para facilitar a visualização e o entendimento dos avisos foi utilizado o sistema de cores do semáforo, verde “não favorável” a ocorrência da mancha-de-phoma, amarelo “favorável” atenção, estimativa de 3 a 4% de incidência, prepare a logística de pulverização e, vermelho “favorável para a mancha-de-phoma”, necessário pulverizar imediatamente, acima de 4% ou mais de incidência da doença.



**Figura 4.** Interface para visualização do alerta por aviso ou alerta fitossanitário nos municípios de Carmo do Rio Claro, Monte Santo de Minas, Nova Resende, Rio Paranaíba e Serra do Salitre no estado de Minas Gerais, Brasil: (a) SAD 1; (b) SAD 2.

Os valores estimados foram comparados com os observados ou reais, amostrados no campo da testemunha absoluta sem aplicação de fungicida, nas cinco localidades, ao longo do período do ensaio. A diferença entre a incidência estimada ou dados calculados e a incidência observada ou valor real variou entre os municípios e os meses do ano (Figura 5).





**Figura 5.** Comparação entre a incidência com a metodologia de nível de controle de 4% e o modelo desenvolvido por Silva [55] (SAD 1) para emitir alerta por aviso da mancha-de-phoma em cinco municípios do estado de Minas Gerais, Brasil: (a) Incidência observada e estimada SAD 1 aplicado em Carmo do Rio Claro; (b) Incidência observada e estimada SAD 1 aplicado em Monte Santo de Minas; (c) Incidência observada e estimada SAD 1 aplicado em Nova Resende; (d) Incidência observada e estimada SAD 1 aplicado em Rio Paranaíba; e (e) Incidência observada e estimada SAD 1 aplicado em Serra do Salitre.

O SAD 1 apresentou viés de superestimação da incidência da doença em todos os municípios onde estava em validação. No entanto, nos municípios de Carmo do Rio Claro e Monte Santo de Minas, onde a incidência da doença foi considerada baixa, o SAD 1 emitiu alerta por aviso o período todo. No município de Carmo do Rio Claro a incidência observada da doença nos meses de abril a julho foi em média de 8,75%, porém de acordo com o SAD 1 a incidência estimada nesse mesmo período foi igual a 0. Já no período de agosto de 2019 a março de 2020 a incidência observada média

observada foi de 2,68% e segundo o SAD 1 a incidência estimada média foi de 46,43% nesse mesmo período. Em Monte Santo de Minas a incidência observada média foi de 0,77% em todo o período analisado, porém a incidência estimada média segundo o SAD 1 foi de 28%.

Nos municípios de Nova Resende, Rio Paranaíba e Serra do Salitre onde possuem sérios problemas, registrando altas incidências da doença o SAD 1 superestimou ou subestimou a incidência da doença em todo o período observado. O SAD 1 subestimou a incidência da doença quando comparada com a incidência observada no campo, em Nova Resende, no período de janeiro a março de 2019 a média da incidência da doença foi de 11%, Rio Paranaíba nos meses de março a julho de 2019 a média da incidência foi de 36,14% e Serra do Salitre nos meses de dezembro de 2018 a março de 2019 a incidência média foi de 44,57%, no entanto, segundo o SAD 1 nesses períodos analisados a incidência foi igual a 0. Ou seja, na maioria dos meses, o SAD 1 superestimou a incidência, mesmo a doença ocorrendo no campo.

### *3.2 Fase 2: Ajuste de modelos de alerta por aviso com dados coletados em cinco diferentes municípios do estado de Minas Gerais, Brasil*

Foram ajustados modelos da incidência da doença em função das variáveis coletadas nos cinco municípios, onde estavam sendo validados os modelos de alerta por aviso proposto por Silva [55] e baseados na avaliação da incidência na testemunha, com o do nível de controle de 4%.

Para tanto, foram ajustados quatro modelos por município, sendo selecionada a equação com o melhor ajuste, baseado nos critérios de seleção. Os modelos com as variáveis defasadas de 7-15 dias anteriores às avaliações da doença foram selecionados, por obterem maiores  $R^2$ ,  $R^2$ ajustado e menor valor do Critério de Informação de Akaike (AIC). Além disso, por estar de acordo com o período de incubação da mancha-de-phoma do cafeeiro, metodologia também empregada por Silva [55]. No entanto, no ajuste desses modelos estavam incluídas variáveis não obtidas em estações meteorológicas de menor complexidade.

Diante disso, na tentativa de obter fórmulas de menor complexidade e capazes de serem empregadas em estações de menor porte e de menor valor de aquisição e manutenção, após excluir variáveis meteorológicas para ajusta modelos, 30 modelos foram ajustados no período de outubro de 2018 a janeiro de 2020 para emitir avisos

com 7 dias de antecedência a ocorrência da doença, além disso foram ajustados 15 modelos segundo a metodologia de Silva [55], dentre estes apenas cinco fazem a previsão com 15 dias de antecedência da ocorrência doença, para os cinco municípios. Nesse sentido, foram selecionados os 10 e 5 melhores modelos ajustados para 7 e 15 dias antes da incidência da doença, respectivamente. Entre todos, foram selecionados os modelos ajustados para o município de Carmo do Rio Claro e Monte Santo de Minas, promissores em emitir o alerta por aviso da incidência da mancha-de-phoma do cafeeiro (Tabela 6).

**Tabela 6.** Parâmetros estimados dos modelos ajustados para os municípios de Carmo do Rio Claro e Monte Santo de Minas, Minas Gerais, Brasil.

Modelo	Equação <sup>3</sup>
7-15 DAI - Carmo do Rio Claro <sup>1</sup>	$y = 7,23364860 - 0,02947638 p + 0,33929267 \text{ umidademin}^* - 1,18377295 \text{ tpo}^{**}$
Modelo 3 - Monte Santo de Minas <sup>2</sup>	$y = - 43,63147 + 0,2176843x_1 + 2,636804x_5 - 0,2780128x_{10} + 0,3602133x_{14} - 4,161627x_{18} - 0,003675591x_1^2 - 0,001717686x_5^2 + 0,001822992x_{10}^2 + 0,0004102564x_{14}^2 - 0,008125964(x_1x_5) + 0,005256950(x_1x_{10}) + 0,002006580(x_1x_{14}) + 0,003506816(x_1x_{18}) - 0,01558876(x_5x_{10}) - 0,01516946(x_5x_{14}) - 0,007564901(x_5x_{18}) + 0,00004929611(x_{10}x_{14}) + 0,05700722(x_{10}x_{18}) + 0,0000004907602(x_1 x_5 x_{10} x_{14} x_{18})$

<sup>1</sup>Modelo 7-15 DAI: 7 dias incidência mancha-de-phoma. <sup>2</sup>Modelo 3: 15 dias mancha-de-phoma. <sup>3</sup>Com relação a significância dos parâmetros da equação: \*  $p < 0,05$ ; \*\*  $p < 0,01$ .

Esses dois modelos selecionados ou essas duas novas equações, devido ao desempenho superior, agora nominados SAD 1 e SAD 2, substituíram os modelos anteriores, a partir de julho de 2020 (Tabela 4). Com a substituição das variáveis meteorológicas na equação de Carmo do Rio Claro (Tabela 3) e Monte Santo de Minas (Tabela 4), empregadas para o ajuste dos modelos, pode-se obter valores precisos para emitir aviso da incidência da mancha-de-phoma do cafeeiro.

### 3.3 Fase 3: Expansão do sistema de aviso por alerta com os novos modelos

Neste estudo, na fase 2 foram ajustados os modelos de duas equações de regressão (Tabela 6) descritas no item 3.2, as de melhor ajuste, selecionadas entre todos as calculadas nos cinco municípios com menores erros ou desvios, menores valores do Critério de Informação de Akaike (AIC) e maiores coeficientes de determinação ( $R^2$ ) (Tabela 7). Posteriormente, foram expandidas para 15 municípios do estado de Minas Gerais, Brasil, por apresentar resultados promissores no campo.

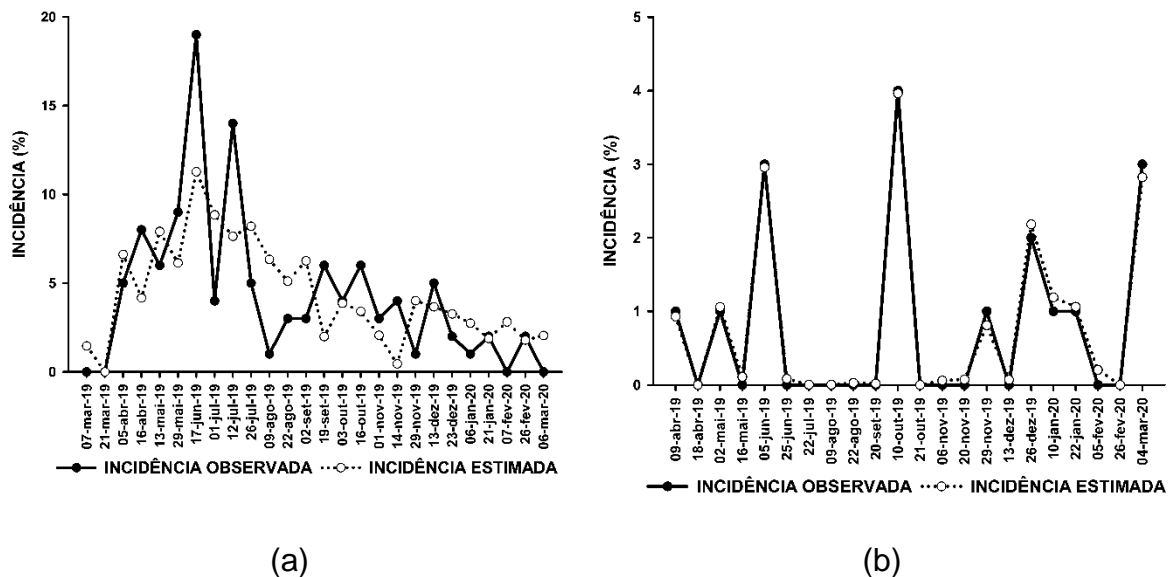
A amostragem da incidência foi realizada em 50 áreas, de onde também foram obtidos dados climáticos para a estimativa dos valores da mancha-de-phoma e assim emissão de avisos fitossanitários via interface construída. Os avisos foram emitidos no SAD 1 e 2 conforme metodologia descrita acima.

**Tabela 7.** Índice qualitativo empregado para selecionar os melhores modelos ajustados e descrever a acurácia dos modelos ajustados para os municípios de Carmo do Rio Claro e Monte Santo de Minas, estado de Minas Gerais, Brasil.

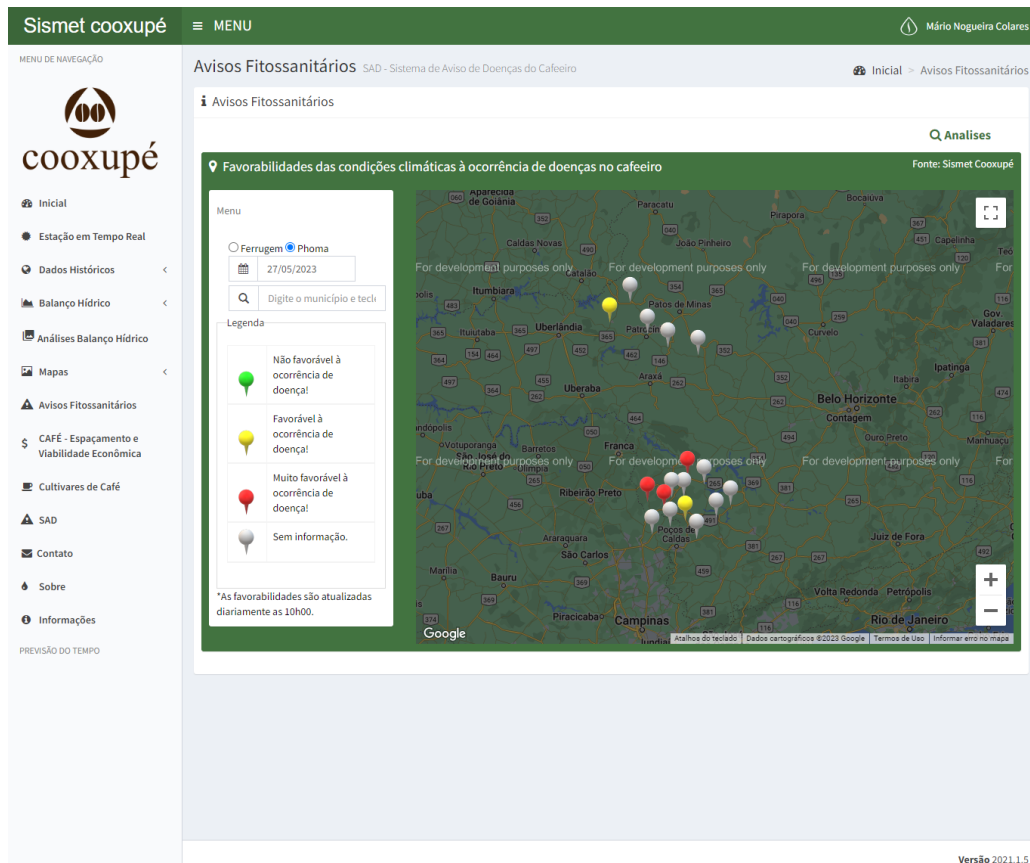
Modelos	Coefficiente de Determinação <sup>1</sup>	AIC	Desvio Padrão	Soma de Quadrado dos Erros
7-15 DAI - Carmo do Rio Claro	0,43**	-0,08	3,30	8,07
Modelo 3 - Monte Santo de Minas	0,99	15,39	0,13	1,40

<sup>1</sup>Significância do teste F:\*\* $p < 0,01$

Os valores calculados de incidência dos dois modelos ajustados, para Carmo do Rio Claro (Figura 6-A) e Monte Santo de Minas (Figura 6-B) obtiveram bom ajuste quando comparados com os dados observados em campo.



**Figura 6.** Curva de progresso da incidência observada mancha-de-phoma e incidência estimada obtida dos modelos. (a) Carmo do Rio Claro modelo 7-15 DAI (7 dias antes da incidência); (b) Monte Santo de Minas modelo 3 (15 dias antes da incidência).



**Figura 7.** Interface atual do sistema de alerta por aviso do Projeto Sistema de Apoio à Decisão (SAD) mostrando a favorabilidade das condições climáticas para a ocorrência da mancha-de-phoma de acordo com o ícone (verde: não favorável à ocorrência da doença, amarelo: favorável à ocorrência da doença, vermelho: muito favorável à ocorrência da doença e branco: sem informação) em 15 municípios dos estados de Minas Gerais e São Paulo, Brasil. \*As favorabilidades são atualizadas diariamente às 10 horas da manhã.

#### 4. Discussão

Na fase de validação dos modelos desenvolvidos por Silva [55], a doença ocorreu ao longo de todo o período da validação, um dos princípios básicos para validar modelos de alerta por aviso ou de apoio à decisão [43]. Ou seja, validar o sistema de alerta por aviso, em outras regiões diferentes daquelas onde foi ajustado é essencial, para torna-lo confiável. No entanto, os modelos utilizados para validar na primeira fase não obtiveram bom desempenho em todos os municípios, como o esperado (Figura 4). Esses subestimaram ou superestimaram os valores da previsão da doença no período de maior ocorrência da doença no campo [43].

Os modelos apresentaram viés de superestimação da incidência da doença na maioria dos meses nos municípios de Carmo do Rio Claro e Monte Santo de Minas. Nos municípios de Nova Resende, Rio Paranaíba e Serra do Salitre a incidência da mancha-de-phoma é alta, no entanto o modelo superestimou a incidência da doença

na maioria dos meses observados. Dessa forma, apresentaram alerta por aviso constantemente, acima do nível de controle de 5% de incidência para a mancha-de-phoma, mesmo não ocorrendo a doença e quando houve a incidência no campo também não emitiram o alerta (Figura 5).

Os municípios de Nova Resende, Rio Paranaíba e Serra do Salitre possuem altitude de 1184, 1129 e 1200 m, respectivamente. A doença também pode ocorrer ao longo da maioria dos meses da safra agrícola, em áreas com relevo específico de altitude superior a 900 m, sujeitas a temperaturas noturnas mais baixas (15 a 20°C) [28,30]. Devido a isso, inúmeras hipóteses surgiram na tentativa de melhorar os resultados para novos ajustes de modelos.

Na cultura do café, sistemas de aviso ou alerta fitossanitário para o auxílio à tomada de decisão no controle das doenças foram desenvolvidos, principalmente para a ferrugem [44,46,54,56–59]. Sendo assim, até o momento, são conhecidos na literatura apenas dois sistemas de alerta por aviso desenvolvidos para o controle da mancha-de-phoma, considerando o patossistema Phoma x cafeeiro, Lorenzetti et al. [30] ajustaram modelo de regressão linear múltipla para explicar o “monociclo” da doença em mudas de cafeeiro, com  $R^2$  de 71%, no entanto, não possui aplicabilidade como sistema de alerta por aviso, pois não informa com antecedência a ocorrência da doença, são números instantâneos, daquele momento [30].

Essa doença, devido sua importância econômica na cultura do cafeeiro, Silva [55] ajustou 126 modelos de regressão linear múltipla em uma combinação de efeitos lineares, quadráticos e de interação entre fatores para o município de Santo Antônio do Amparo - MG, sendo quatro deles de maior êxito para estimar a doença ao longo do tempo e dois destes modelos estimaram a incidência da doença duas semanas anteriores às avaliações, com alta precisão e acurácia. Desses dois modelos, um obteve valor de  $R^2$  de 96,4%, superior ao obtido por Lorenzetti et al. [30].

Dos 126 modelos ajustados por Silva [55] dois destes foram validados na primeira fase desse trabalho, e apesar de apresentarem bom desempenho na região onde foram ajustados, apresentaram erros de viés de superestimação ou subestimação observados na maioria dos meses da validação realizada nos 5 municípios. E devido a isso, houve a necessidade de substituir estes modelos por outros ajustados para os 5 municípios.

Sendo assim, posteriormente, teve início a segunda fase, quando foram utilizados apenas ajustes de modelos com as variáveis defasadas de 7-15 DAI, por

serem os modelos com melhores resultados. Esse intervalo é menor quando comparado a ferrugem do cafeeiro [30,31,74], devido ao período de incubação e latente da mancha-de-phoma e também devido a taxa de progresso dessa doença ser maior. Ou seja, antes da visualizar os sintomas de manchas com halos amarelos. Porém, o mesmo já infectou e teve início a colonização de folhas e ramos do cafeeiro [28].

Na segunda fase de ajustes de modelos, foram excluídas variáveis meteorológicas de difícil obtenção nas estações meteorológicas, para possibilitar o emprego dessas fórmulas em sistemas de coletas de dados mais simples ou estações meteorológicas menos complexas. Espera-se, inclusive, no futuro coletadas ou interpoladas a partir da transmissão de dados para dispositivos móveis, como “*smartphones*”. Com isso, na segunda fase dos ajustes de modelos, foram obtidas novas equações, das quais duas estão em avaliação e servindo para efetuar previsões com 7 e 15 dias antes da visualização dos sinais da doença, em todos os municípios onde se encontram as lavouras utilizadas nos experimentos.

O primeiro modelo selecionado efetua previsões com 7 dias antes da incidência da doença, as variáveis meteorológicas foram obtidas diretamente das estações meteorológicas e estas defasadas de 7 a 15 dias antes da incidência da doença de acordo com Pozza et al [46], e o segundo modelo ajustado e selecionado prevê com 15 dias a incidência da doença, as variáveis meteorológicas foram construídas de acordo com a metodologia de Silva [55] estas foram empregadas para elaborar as somas do número de horas no dia com temperaturas médias  $\geq 15$  e  $< 20^{\circ}\text{C}$ ,  $\geq 25$  e  $< 30^{\circ}\text{C}$ , número de horas no dia com umidade relativa mínima  $\leq 70\%$ , número de horas no dia com umidade relativa máxima  $\geq 80\%$  e número de dias com molhamento foliar. Variáveis meteorológicas estas, de acordo com Silva [55], possuem alta correlação com a incidência da doença no campo.

Esses modelos selecionados registraram coeficientes de determinação de 0,43 e 0,99 e com menores valores dos erros, das médias do erro, do desvio padrão e do quadrado médio dos desvios, sendo essas as principais variáveis para definir modelos de alerta por aviso de doenças de plantas [43,75].

Ajustados utilizando variáveis meteorológicas, os modelos em validação, o primeiro modelo utiliza as variáveis meteorológicas precipitação, umidade relativa do ar mínima e temperatura de ponto de orvalho e o segundo utiliza as variáveis meteorológicas temperatura média, umidade relativa do ar mínima  $\leq 70\%$ , umidade

relativa do ar máxima  $\geq 80\%$  e número de dias com molhamento foliar, devido a essas variáveis meteorológicas favorecerem a incidência da doença no campo e terem sido selecionadas no processo “*stepwise*” do ajuste da regressão múltipla [12,28,30,55,76–78].

As variáveis temperatura e umidade apresentaram uma boa correlação espacial e podem ser estimadas, portanto, para outras regiões ou áreas do mesmo município utilizando dados das estações meteorológicas, contudo, a variável precipitação está limitada ao local onde foi obtida devido à sua variabilidade espacial significativa [43,75,79]. Sendo necessário possuir pluviômetros ou estações distribuídas na área de interesse para aumentar a precisão do modelo, visando emitir aviso para controlar a doença.

As condições ideais para maior intensidade da doença são temperaturas próximas de  $15^{\circ}\text{C}$ , no entanto, até  $20^{\circ}\text{C}$  é capaz de causar número expressivo de sintomas, com número de horas de molhamento foliar superior a 6 horas e aumento progressivo da infecção em até 48 horas [28,30]. Em condições favoráveis, segundo Lorenzetti et al [30] em 3 a 4 dias pode ter início a ocorrência de sintomas nas folhas mais novas, isso em ambientes controlados para explicar o monocíclico da mancha-de-phoma.

Neste trabalho, os modelos ajustados e implementados para emitirem alerta por aviso em 7 e 15 dias são baseados no período de incubação do patógeno de acordo com Catarino et al [31] e Lima et al [74]. Com o aparecimento das manchas com halos amarelos, as folhas doentes caem, pois, a doença envolve a produção de etileno, reduzindo sua incidência, sendo uma característica da doença a ocorrência de picos [28].

O desenvolvimento de sistemas de alerta por aviso ou alerta fitossanitário deve ser, segundo Campbell e Madden [43] com dados biológicos e do ambiente, para assegurar o critério da confiabilidade, precisão e exatidão. Baseado em variáveis meteorológicas, os modelos ajustados nesse trabalho podem estimar a incidência da mancha-de-phoma no campo, com 7 e 15 dias de antecedência. Período o qual permitirá melhor gestão para tomar decisão acerca do planejamento e logística do controle da doença, isso de acordo com Silva [55]. Esses modelos emitem avisos quando a lavoura de café atingir 5% de incidência da mancha-de-phoma. Neste estudo, os avisos fitossanitários serão emitidos de acordo com o SAD 1 e 2, quando um destes emitirem alerta durante três dias consecutivo.

Os sistemas de alerta por aviso, de acordo com Campbell e Madden [43] ressaltam a importância do critério da utilidade, pois esses devem ser desenvolvidos para doenças passíveis de monitoramento e com medidas de controle eficazes, isto é, a mancha-de-phoma do cafeeiro atende a esse critério. Ainda mais, quando é levado em consideração o cenário de mudanças climáticas, com mudanças nas épocas de maior incidência e no início e final da epidemia dessa doença.

Após o ajuste e seleção dos melhores modelos, esses devem ser validados nessas áreas, além de outras regiões, daquelas os quais foram ajustados, onde podem ser obtidas as variáveis meteorológicas, de estações meteorológicas implantadas. durante no mínimo 2 anos. De acordo com Campbell e Madden [43] é essencial validar o sistema de alerta por aviso, em outras regiões, para torna-lo confiável. Validar esses modelos, principalmente em locais como os municípios de Rio Paranaíba e Serra do Salitre onde o inóculo da mancha-de-phoma é abundante e com possibilidade de variabilidade tanto do manejo cultural do cafeeiro quanto na biologia do patógeno. Isto é uma necessidade, para poder ajustar os coeficientes dos parâmetros das equações ajustadas às condições meteorológicas dessas regiões, tornando o modelo confiável. Caso contrário, o sistema de alerta por aviso poderá não corresponder às expectativas ou apresentar erros consideráveis em relação aos valores reais da intensidade de doenças.

Após, a validação dos modelos, deu-se início a terceira fase, a qual consistiu na expansão dos modelos ajustados para outras áreas produtoras de café dos estados de Minas Gerais e São Paulo. Essa fase teve início a partir de outubro de 2020 e está até o momento emitindo o alerta por aviso para o controle da mancha-de-phoma. Nesse caso, para milhares de quilômetros quadrados, referentes às regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, a maior região produtora de café arábica do mundo. É essencial validar e expandir o sistema de alerta por aviso em outras regiões para torna-lo confiável [43]. O sistema de alerta por aviso adotado nesse estudo está em validação por aproximadamente 3 anos e segundo Pozza et al. [46] e Campbell e Madden [43], os modelos de alerta por aviso ou alerta fitossanitários, baseados em variáveis meteorológicas, devem ser testados e ajustados ao longo do tempo.

Apesar da mancha-de-phoma ser uma doença de importância econômica para a cultura do cafeeiro, até o momento, esse é o segundo sistema de alerta por aviso desenvolvido para auxiliar à tomada de decisão no controle da doença no campo e o

primeiro expandido para outros locais diferentes dos quais foram ajustados. Antes, o manejo da doença era realizado exclusivamente com o uso de calendários fixos de pulverização na época da pré e pós-florada e em épocas pontuais após o cafeicultor detectar a incidência da doença, ou seja, geralmente após ter causado perdas. Dessa forma, como está sendo implantado e validado poderá ser utilizado em lavouras certificadas ou com intenção de aumentar a sustentabilidade tanto ambiental quanto financeira, para mitigar os riscos de pulverização de fungicidas sem o ambiente favorável à sua ocorrência.

## **5. Conclusão**

O sistema de alerta por aviso da mancha-de-phoma baseado em variáveis meteorológicas aplicado neste estudo é simples, o que facilita sua implementação em plataforma para os cafeicultores visualizarem em interface via computador pessoal ou dispositivo móvel.

Os modelos de regressão linear múltipla ajustados para Carmo do Rio Claro e Monte Santo de Minas ajustados com variáveis meteorológicas, foram os melhores para emitir alerta por aviso da mancha-de-phoma com 7 e 15 dias de antecedência.

Os modelos ajustados, nesse trabalho com bom desempenho no campo, a partir de agosto de 2020, foram implementados no sistema integrado de meteorologia e informação geográfica na interface da Cooxupé e validados para emitir alerta por aviso, sendo implementados em 13 municípios diferentes daqueles que foram ajustados, a partir de janeiro de 2021, foram implementados em outras 35 propriedades, totalizando 50 locais para emissão de alerta por aviso.

## **6. Considerações Finais**

Os modelos ajustados de neste trabalho para mancha-de-phoma do cafeeiro obtidos em função das variáveis meteorológicas podem ser utilizados para servir de alertas por aviso ou alertas fitossanitários, com o intuito de minimizar os impactos econômicos, sociais e ambientais oriundos da incidência da mancha-de-phoma do cafeeiro.

O sistema de alerta por aviso a doenças está emitindo alerta da incidência da mancha-de-phoma em 15 municípios. Para o futuro, há planos de expansão do sistema para incluir outros municípios produtores de café nos estados de Minas Gerais

e São Paulo. Isso permitirá que os cafeicultores visualizem a interface de alerta por aviso ou alerta fitossanitário, onde poderão ser indicados, por meio de ícones, a ocorrência ou a ausência da mancha-de-phoma. Dessa forma, sendo expandido por meio de ferramentas de geoprocessamento para as principais regiões produtoras do Brasil. Com isso, todos os cafeicultores terão acesso às informações dos alertas por aviso ou alertas fitossanitários emitidos.

O resultado obtido neste trabalho poderá servir de base para novas pesquisas visando uma cafeicultura, ainda mais, economicamente e ambientalmente sustentável.

**Contribuições dos Autores:** E.A.P.: Concepção, elaboração das hipóteses, da metodologia do experimento, análise de dados, redação e revisão do artigo; M.R.N.C.: Análise dos dados, desenvolvimento de modelos de regressão, interpretação de dados, elaboração, redação e edição do artigo; É.R.d.S.: Levantamento e interpretação dos dados de campo; N.A.G.: Desenvolvimento de interface e do software de integração de coleta de dados com as equações e emissão de avisos fitossanitários, tabulação e análise de dados; X.M.d.S.V.: Levantamento de dados de campo e elaboração do experimento. Todos os autores leram e concordaram com a versão publicada do manuscrito.

**Financiamento:** Esta pesquisa foi financiada, M.R.N.C., apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES (Ref. 88882.446551/2019-01). E.A.P, apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq (Ref. 310386/2017-9), do Instituto Brasileiro de Ciência e Tecnologia do Café - INCT Café e da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais - FAPEMIG (Ref. CPQ APQ-03605-17), Cooperativa dos Cafeicultores em Guaxupé – Cooxupé e sua parceira Iharabras Indústrias Químicas.

**Agradecimentos:** O presente trabalho foi resultado dos esforços conjuntos do Laboratório de Epidemiologia e Manejo de Doenças de Plantas do Departamento de Fitopatologia da Universidade Federal de Lavras (UFLA), da Cooperativa de Cafeicultores em Guaxupé (COOXUPÉ) e da IHARA, a qual contribuiu com a Cooxupé de 2018 a 2021 e possibilitou a existência do projeto de pesquisa. Agradecemos a todos esses parceiros, estudantes e técnicos de campo por coletarem

cuidadosamente os dados e continuarem com essa árdua tarefa, faça chuva ou faça sol. Muito obrigado a todos.

## Referências

1. Chain-Guadarrama, A.; Martínez-Salinas, A.; Aristizábal, N.; Ricketts, T.H. Ecosystem Services by Birds and Bees to Coffee in a Changing Climate: A Review of Coffee Berry Borer Control and Pollination. *Agric Ecosyst Environ* **2019**, *280*, 53–67, doi:10.1016/j.agee.2019.04.011.
2. FAOSTAT Crop Statistics Available online: <https://www.fao.org/faostat/en/#home> (accessed on 27 July 2023).
3. Butt, M.S.; Sultan, M.T. Coffee and Its Consumption: Benefits and Risks. *Crit Rev Food Sci Nutr* **2011**, *51*, 363–373, doi:10.1080/10408390903586412.
4. Kitzberger, C.S.G.; Scholz, M.B. dos S.; Pereira, L.F.P.; Vieira, L.G.E.; Sera, T.; Silva, J.B.G.D.; Benassi, M. de T. Diterpenes in Green and Roasted Coffee of *Coffea Arabica* Cultivars Growing in the Same Edapho-Climatic Conditions. *Journal of Food Composition and Analysis* **2013**, *30*, 52–57, doi:10.1016/j.jfca.2013.01.007.
5. International Coffee Organization - ICO Historical Data on the Global Coffee Trade Available online: [https://www.ico.org/new\\_historical.asp](https://www.ico.org/new_historical.asp) (accessed on 27 July 2023).
6. Bilen, C.; El Chami, D.; Mereu, V.; Trabucco, A.; Marras, S.; Spano, D. A Systematic Review on the Impacts of Climate Change on Coffee Agrosystems. *Plants* **2023**, *12*.
7. Carvalho, A.M. de; Teramoto, É.T.; Botelho, C.E.; Carvalho, G.R.; Lima, A.E. de; Guerreiro Filho, O. Agronomic Performance of Arabica Coffee Cultivars in the Subtropical Humid Environment of Vale Do Ribeira Paulista, Brazil. *Revista Ceres* **2022**, *69*, 639–647, doi:10.1590/0034-737x202269060002.
8. Companhia Nacional de Abastecimento - CONAB *Acompanhamento Da Safra Brasileira de Café*; 1st ed.; CONAB: Brasília, 2023; Vol. 10;.
9. CECAFE - Conselho dos Exportadores de Café do Brasil. Relatório Mensal, Julho 2023. Available online: <https://www.cecafe.com.br/publicacoes/relatorio-de-exportacoes/> (accessed on 13 August 2023).
10. Pozza, E.A.; Dos Santos, É.R.; Gaspar, N.A.; Vilela, X.M. de S.; Alves, M. de C.; Colares, M.R.N. Coffee Rust Forecast Systems: Development of a Warning Platform in a Minas Gerais State, Brazil. *Agronomy* **2021**, *11*, 2284, doi:10.3390/agronomy11112284.

11. International Coffee Organization - ICO The Coffee Story Available online: <http://www.ico.org/> (accessed on 20 July 2023).
12. Pozza, A.A.; Alves, M. de C. Impacto Potencial Das Mudanças Climáticas Sobre as Doenças Fúngicas Do Cafeeiro No Brasil. In *Mudanças climáticas: impactos sobre doenças de plantas no Brasil*; Ghini, R., Hamada, E., Eds.; Embrapa Informação Tecnológica: Brasília, 2008; pp. 215–233 ISBN 9788573834277.
13. Moraes, W.B.; Jesus, W.J.C. de; Peixoto, L. de A.; Moraes, W.B.; Coser, S.M.; Cecílio, R.A. Impact of Climate Change on the Phoma Leaf Spot of Coffee in Brazil. *Interciencia* **2012**, *37*, 272–278.
14. Yang, L.-N.; Ren, M.; Zhan, J. Modeling Plant Diseases under Climate Change: Evolutionary Perspectives. *Trends Plant Sci* **2023**, *28*, 519–526, doi:10.1016/j.tplants.2022.12.011.
15. Cerdán, C.R.; Rebolledo, M.C.; Soto, G.; Rapidel, B.; Sinclair, F.L. Local Knowledge of Impacts of Tree Cover on Ecosystem Services in Smallholder Coffee Production Systems. *Agric Syst* **2012**, *110*, 119–130, doi:10.1016/j.agry.2012.03.014.
16. Tavares, P. da S.; Giarolla, A.; Chou, S.C.; Silva, A.J. de P.; Lyra, A. de A. Climate Change Impact on the Potential Yield of Arabica Coffee in Southeast Brazil. *Reg Environ Change* **2018**, *18*, 873–883, doi:10.1007/s10113-017-1236-z.
17. Läderach, P.; Ramirez-Villegas, J.; Navarro-Racines, C.; Zelaya, C.; Martinez-Valle, A.; Jarvis, A. Climate Change Adaptation of Coffee Production in Space and Time. *Clim Change* **2017**, *141*, 47–62, doi:10.1007/s10584-016-1788-9.
18. Chemura, A.; Kutwayo, D.; Chidoko, P.; Mahoya, C. Bioclimatic Modelling of Current and Projected Climatic Suitability of Coffee (*Coffea Arabica*) Production in Zimbabwe. *Reg Environ Change* **2016**, *16*, 473–485, doi:10.1007/s10113-015-0762-9.
19. Staples, R.C. Research on the Rust Fungi during the Twentieth Century. *Annu. Rev. Phytopathol.* **2000**, *38*, 49–69.
20. Silva, M. do C.; Várzea, V.; Guerra-Guimarães, L.; Azinheira, H.G.; Fernandes, D.; Petitot, A.-S.; Bertrand, B.; Lashermes, P.; Nicole, M. Coffee Resistance to the Main Diseases: Leaf Rust and Coffee Berry Disease. *Braz. J. Plant Physiol* **2006**, *18*, 119–147.
21. Pozza, E.A.; Carvalho, V.L.; Chalfoun, S.M. Sintomas de Injúrias Causadas Por Doenças Em Cafeeiro. In *Semiologia do Cafeeiro: sintomas de desordens nutricionais, fitossanitárias e fisiológicas*; Guimarães, R.J., Mendes, A.N.G., Baliza, D.P., Eds.; Editora UFLA: Lavras, 2010; pp. 69–101.

22. Barbosa, D.H.S.G.; Souza, R.M.; Vieira, H.D. Field Assessment of Coffee (*Coffea Arabica* L.) Cultivars in Meloidogyne Exigua-Infested or -Free Fields in Rio de Janeiro State, Brazil. *Crop Protection* **2010**, *29*, 175–177, doi:10.1016/j.cropro.2009.10.011.
23. Brito, G.G. de; Caixeta, E.T.; Gallina, A.P.; Zambolim, E.M.; Zambolim, L.; Diola, V.; Loureiro, M.E. Inheritance of Coffee Leaf Rust Resistance and Identification of AFLP Markers Linked to the Resistance Gene. *Euphytica* **2010**, *173*, 255–264, doi:10.1007/s10681-010-0119-x.
24. Ghini, R.; Hamada, E.; Pedro Júnior, M.J.; Gonçalves, R.R. do V. Incubation Period of Hemileia Vastatrix in Coffee Plants in Brazil Simulated under Climate Change. *Summa Phytopathol* **2011**, *37*, 85–93.
25. Honorato, J.; Zambolim, L.; do Nascimento Lopes, U.; Lopes, U.P.; da Silva Silveira Duarte, H. DMI and QoI Fungicides for the Control of Coffee Leaf Rust. *Australasian Plant Pathology* **2015**, *44*, 575–581, doi:10.1007/s13313-015-0373-4.
26. Mendonça De Carvalho, A.; De Abreu Cardoso, D.; Carvalho, G.R.; Luis De Carvalho, V.; Pereira, A.A.; Ferreira, A.D.; Carneiro, L.F. *Comportamento de Cultivares de Cafeeiro Sob a Incidência Das Doenças Da Ferrugem e Cercosporiose Em Dois Ambientes de Cultivo*; 2017; Vol. 12;.
27. Talhinhos, P.; Batista, D.; Diniz, I.; Vieira, A.; Silva, D.N.; Loureiro, A.; Tavares, S.; Pereira, A.P.; Azinheira, H.G.; Guerra-Guimarães, L.; et al. The Coffee Leaf Rust Pathogen Hemileia Vastatrix: One and a Half Centuries around the Tropics. *Mol Plant Pathol* **2017**, *18*, 1039–1051, doi:10.1111/mpp.12512.
28. Pozza, E.A. Diagnose e Controle de Doenças. In *Cafeicultura do Cerrado*; Carvalho, G.R., Ferreira, A.D., Andrade, V.T., Botelho, C.E., Carvalho, J.P.F., Eds.; EPAMIG, 2021; pp. 347–430.
29. Santos, F.S. Epidemiologia e Manejo de Doenças Do Cafeeiro (*Coffea Arabica* L.) Sob Cultivo Orgânico. Tese, Universidade Federal de Lavras: Lavras, 2006.
30. Lorenzetti, E.R.; Ampélio Pozza, E.; Estevão De Souza, P.; Santos, L.A.; Alves, E.; Costa Da Silva, A.; Gonçalves, F.; Maia, M.; Rodrigues, R.; Carvalho, C. Effect of Temperature and Leaf Wetness on Phoma Tarda and Phoma Leaf Spot in Coffee Seedlings. *Coffee Sci* **2015**, *10*, 1–9.
31. Catarino, A. de M.; Pozza, E.A.; Pozza, A.A.A.; Santos, L.S. dias; Vasco, G.B.; Souza, P.E. de Calcium and Potassium Contents in Nutrient Solution on Phoma Leaf Spot Intensity in Coffee Seedlings. *Revista Ceres* **2016**, *63*, 486–491, doi:10.1590/0034-737X201663040008.

32. Pozza, E.A.; Pozza, A.A.A. A Nutrição Mineral No Manejo de Doenças de Plantas. In *Nutrição no manejo de doenças de plantas*; GEAFFIP, G. de estudos avançados em fitopatologia, Ed.; Editora UFV: Viçosa, 2012; pp. 177–212.
33. Pozza, E.A.; Pozza, A.A.A.; Dos Santos Botelho, D.M. Silicon in Plant Disease Control. *Revista Ceres* **2015**, *62*, 323–331, doi:10.1590/0034-737X201562030013.
34. Vasco, G.B.; Pozza, E.A.; da Silva, M.G.; Pozza, A.A.A.; Chaves, E. Interaction of K and B in the Intensity of Coffee Rust in Nutrient Solution. *Coffee Sci* **2018**, *13*, 238–244.
35. Silva, M.G.; Pozza, E.A.; Vasco, G.B.; Freitas, A.S.; Chaves, E.; Paula, P.V.A.A.; Dornelas, G.A.; Alves, M.C.; Silva, M.L.O.; Pozza, A.A.A. Geostatistical Analysis of Coffee Leaf Rust in Irrigated Crops and Its Relation to Plant Nutrition and Soil Fertility. *Phytoparasitica* **2019**, *47*, 117–134, doi:10.1007/s12600-019-00714-5.
36. Pérez, C.D.P.; Pozza, E.A.; Pozza, A.A.A.; de Freitas, A.S.; Silva, M.G.; da Silva Gomes Guimarães, D. Impact of Nitrogen and Potassium on Coffee Rust. *Eur J Plant Pathol* **2019**, *155*, 219–229, doi:10.1007/s10658-019-01765-4.
37. Marin, D.B.; Alves, M. de C.; Pozza, E.A.; Gandia, R.M.; Cortez, M.L.J.; Mattioli, M.C. Multispectral Remote Sensing in the Identification and Mapping of Biotic and Abiotic Coffee Tree Variables. *Revista Ceres* **2019**, *66*, 142–153, doi:10.1590/0034-737X201966020009.
38. Pérez, C.D.P.; Pozza, E.A.; Pozza, A.A.A.; Elmer, W.H.; Pereira, A.B.; Guimarães, D. da S.G.; Monteiro, A.C.A.; de Rezende, M.L.V. Boron, Zinc and Manganese Suppress Rust on Coffee Plants Grown in a Nutrient Solution. *Eur J Plant Pathol* **2020**, *156*, 727–738, doi:10.1007/s10658-019-01922-9.
39. Cortez, M.L.J.; Alves, M. de C.; Carvalho, G.R.; Pozza, E.A. Relationship between Sentinel-2 Orbital Data and in Situ Monitoring of Coffee Rust. *SN Appl Sci* **2020**, *2*, doi:10.1007/s42452-020-03257-1.
40. McCook, S.; Vandermeer, J. The Big Rust and the Red Queen: Long-Term Perspectives on Coffee Rust Research. *Phytopathology* **2015**, *105*, 1164–1173, doi:10.1094/PHYTO-04-15-0085-RVW.
41. Gilioli, F.; Pozza, E.A. Fungicidas Triazóis Na Agricultura Tropical: Passado, Presente e Futuro. In *Manejo de doenças de plantas: controle genético, químico e biológico, nas perspectivas acadêmica e empresarial*; Silva, H.R., Almeida, L.C., Rios, J.A., Michereff, S.J., Eds.; Editora dos Autores: Recife, 2023; pp. 40–55 ISBN 9786500604139.
42. Garcia, A. *Fungicidas I: Utilização No Controle Químico de Doenças e Sua Ação Contra Os Fitopatógenos*; EMBRAPA-CPAF: Porto Velho, 1999;

43. Campbell, C.L.; Madden, L. V. *Introduction to Plant Disease Epidemiology*; Wiley: New York, 1990;
44. Pinto, A.C.S.; Pozza, E.A.; Souza, Paulo Estevão; Pozza, A.A.A.; Talamini, V.; Boldini, J.M.; Santos, F.S. Descrição Da Epidemia Da Ferrugem Do Cafeeiro Com Redes Neurais. *Fitopatol Bras* **2002**, *27*, 517–524.
45. Hinnah, F.D.; Sentelhas, P.C.; Alves Patrício, F.R.; Paiva, R.N.; Parenti, M.V. Performance of a Weather-Based Forecast System for Chemical Control of Coffee Leaf Rust. *Crop Protection* **2020**, *137*, doi:10.1016/j.cropro.2020.105225.
46. Pozza, E.A.; Santos, É.R. dos; Gaspar, N.A.; Vilela, X.M. de S.; Alves, M. de C.; Colares, M.R.N. Coffee Rust Forecast Systems: Development of a Warning Platform in a Minas Gerais State, Brazil. *Agronomy* **2021**, *11*, doi:10.3390/agronomy11112284.
47. Bellamy, A.S.; Svensson, O.; van den Brink, P.J.; Tedengren, M. What Is in a Label? Rainforest-Alliance Certified Banana Production versus Non-Certified Conventional Banana Production. *Glob Ecol Conserv* **2016**, *7*, 39–48, doi:10.1016/j.gecco.2016.05.002.
48. International Coffee Organization - ICO Trade Statistics Tables Available online: [https://www.ico.org/trade\\_statistics.asp](https://www.ico.org/trade_statistics.asp) (accessed on 20 July 2023).
49. Haggard, J.; Soto, G.; Casanoves, F.; Virginio, E. de M. Environmental-Economic Benefits and Trade-Offs on Sustainably Certified Coffee Farms. *Ecol Indic* **2017**, *79*, 330–337, doi:10.1016/j.ecolind.2017.04.023.
50. Madden, L. V.; Ellis, M.A. How to Develop Plant Disease Forecasters. In *Experimental Techniques in Plant Disease Epidemiology*; Rotem, J., Kranz, J., Eds.; Springer-Verlag, 1988; pp. 191–206.
51. Campbell, C.L.; Reynolds, K.M.; Madden, L. V. Modeling Epidemics of Root Diseases and Development of Simulators. In *Experimental Techniques in Plant Disease Epidemiology*; Kranz, J., Rotem, J., Eds.; Springer-Verlag, 1988; pp. 253–264.
52. Kushalappa, A.C.; Akutsu, M.; Ludwig, A. Application of Survival Ratio for Monocyclic Process of *Hemileia Vastatrix* in Predicting Coffee Rust Infection Rates. *Phytopathology* **1983**, *73*, 96–103.
53. Oliveira, F.A. Validação de Modelos de Previsão Da Ferrugem Do Cafeeiro e Monitoramento de Esporos de *Hemileia Vastatrix* e *Cercospora Coffeicola* Em Lavras, MG. Tese, Universidade Federal de Lavras: Lavras, 2005.
54. Alves, M.C.; de Carvalho, L.G.; Pozza, E.A.; Alves, L.S. A Soft Computing Approach for Epidemiological Studies of Coffee and Soybean Rusts. *International*

*Journal of Digital Content Technology and its Applications* **2010**, *4*, 149–154, doi:10.4156/jdcta.vol4.issue1.15.

55. Silva, H.R. Sistema de Alerta e Relação de Variáveis Ambientais Com o Progresso Da Mancha de Phoma Do Cafeeiro. Tese, Universidade Federal de Lavras: Lavras, 2018.
56. Kushalappa, A.C.; Akutsu, M.; Oseguera, S.H.; Chaves, G.M.; Melles, C.A.; Miranda, J.M.; Bartolo, G.F. Equations for Predicting the Rate of Coffee Rust Development Based on Net Survival Ratio for Monocyclic Process of *Hemileia Vastatrix*. *Fitopatol Bras* **1984**, *9*, 255–271.
57. Garçon, C.L.P.; Zambolim, L.; Mizubuti, E.S.G.; Do Vale, F.X.R.; Costa, H. Controle Da Ferrugem Do Cafeeiro Com Base No Valor de Severidade. *Fitopatol Bras* **2004**, *29*, 486–491.
58. Meira, C.A.A.; Rodrigues, L.H.A.; Moraes, S.A. Modelos de Alerta Para o Controle Da Ferrugem-Do-Cafeeiro Em Lavouras Com Alta Carga Pendente Warning Models for Coffee Rust Control in Growing Areas with Large Fruit Load. *Pesq. agropec. bras* **2009**, *44*, 233–242.
59. Hinnah, F.D.; Sentelhas, P.C.; Meira, C.A.A.; Paiva, R.N. Weather-Based Coffee Leaf Rust Apparent Infection Rate Modeling. *Int J Biometeorol* **2018**, *62*, 1847–1860, doi:10.1007/s00484-018-1587-2.
60. DaMatta, F.M.; Ronchi, C.P.; Maestri, M.; Barros, R.S. Ecophysiology of Coffee Growth and Production. *Braz. J. Plant Physiol* **2007**, *19*, 485–510.
61. Santos, F. da S.; Souza, P.E.; Pozza, E.A.; Miranda, J.C.; Carvalho, E.A.; Fernandes, L.H.M.; Pozza, A.A.A. Adubação Orgânica, Nutrição e Progresso de Cercosporiose e Ferrugem-Do-Cafeeiro. *Pesq. agropec. bras* **2008**, *43*, 783–791.
62. Salgado, M.; Pozza, E.A.; Maria De Lima, L.; Pereira, R.T.G.; Pfenning, L.H. Escala Diagramática Para Avaliação Da Severidade Da Mancha de Phoma Do Cafeeiro. *Trop Plant Pathol* **2009**, *34*, 422–427.
63. Silva, É.A. da; Benevenuto, P.A.N.; Oliveira, G.C. de; Zinn, Y.L.; Silva, B.M.; Reis, T.H.P.; Oliveira, C.H.C. de; Guimarães, P.T.G. Soils under Plastic and Grass Cover: Effects on Soil Aggregation and Nutrient Cycling in Brazilian Coffee Growing. In *Sustainable Crop Production*; IntechOpen, 2020; Vol. 24, pp. 74–82.
64. Silva, C.A.; Guimarães, P.T.G. Cafeeiro: Vetores Para Aumento Da Produtividade. *Informações Agronômicas* **2016**, 13–16.
65. Mesquita, C.M.; Rezende, J.E.; Carvalho, J.S.; Fabri Júnior, M.A.; Moraes, N.C.; Dias, P.T.; de Carvalho, R.M.; de Araújo, W.G. *Manual Do Café: Manejo de Cafezais Em Produção*; Belo Horizonte, 2016;

66. Martinez, H.E.P.; Neves, J.C.L. Nutrição Mineral, Calagem, Gessagem e Adubação. In *Café Arábica: do plantio à colheita*; Sakiyama, N., Martinez, H.E.P., Borém, A., Eds.; Editora UFV: Viçosa, 2015; pp. 64–103.
67. Silva, A.A.; França, A.C.; Ronchi, C.P.; Carvalho, F.P. Manejo Integrado de Plantas Daninhas. In *Café Arábica: do plantio à colheita*; Sakiyama, N., Martinez, H.E.P., Tomaz, M., Borém, A., Eds.; Editora UFV: Viçosa, 2015; pp. 104–128.
68. Picanço, M.C.; Santana, P.A.; Silva, G.A.; Lopes, M.C.; Araújo, T.A.; Silva, G.A.R. Manejo Integrado de Pragas. In *Café Arábica: do plantio à colheita*; Sakiyama, N., Martinez, H.E.P., Tomaz, M., Borém, A., Eds.; Editora UFV: Viçosa, 2015; pp. 151–173.
69. Alvarez, V.V.H.; Ribeiro, A.C. Calagem. In *Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais: 5ª Aproximação*; Ribeiro, A.C., Guimarães, P.T.G., Alvarez, V.V.H., Eds.; Editora SBCS: Viçosa, 1999; pp. 43–60.
70. Alvarez, V.V.H.; Novais, R.F.; Barros, N.F.; Cantarutti, R.B.; Lopes, A.S. Interpretação Dos Resultados Das Análises de Solos. In *Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais: 5ª Aproximação*; Ribeiro, A.C., Guimarães, P.T.G., Alvarez, V.V.H., Eds.; Editora SBCS: Viçosa, 1999; pp. 25–32.
71. Draper, N.R.; Smith, H. *Applied Regression Analysis*; Wiley: Hoboken, 1998;
72. Akaike, H. A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Trans Automat Contr* **1974**, *19*, 716–723.
73. R Core Team R: A Language and Environment for Statistical Computing Available online: <https://www.R-project.org> (accessed on 20 July 2023).
74. Lima, L.M. de; Pozza, E.A.; Torres, H.N.; Pozza, A.A.A.; Salgado, M.; Pfenning, L.H. Relação Nitrogênio/Potássio Com Mancha de Phoma e Nutrição de Mudanças de Cafeeiro Em Solução Nutritiva. *Trop Plant Pathol* **2010**, *35*, 223–228.
75. Nutter, F.W. Quantifying the Temporal Dynamics of Plant Virus Epidemics: A Review. *Crop Protection* **1997**, *16*, 603–618.
76. Vasco, G.B. Intensidade Da Mancha de Phoma Em Função Da Densidade de Plantio e Manejo de Irrigação Em Cafeeiro. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Lavras: Lavras, 2012.
77. Santos, L.S.D.; Pozza, E.A.; Faria, M.A. de; Silva, M. de L.O.; Custódio, A.A. de P.; Vasco, G.B.; Castro, B.M. de M. Incidência Da Mancha de Phoma Em Cafeeiro Irrigado Por Gotejamento, Sob Diferentes Manejos de Irrigação. *Coffee Sci* **2014**, *9*, 77–89.

78. Huber, L.; Gillespie, T.J. Modeling Leaf Wetness in Relation to Plant Disease Epidemiology. *Annu Rev Phytopathol* **1992**, *30*, 553–577.
79. Xavier, A.C.; King, C.W.; Scanlon, B.R. Daily Gridded Meteorological Variables in Brazil (1980–2013). *International Journal of Climatology* **2016**, *36*, 2644–2659, doi:10.1002/joc.4518.

**ARTIGO 3 - ESPACIALIZAÇÃO DE VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS PARA A  
REGIÃO CAFFEEIRA DO ESTADO DE MINAS GERAIS, BRASIL**

**ARTICLE 3 - SPATIALIZATION OF METEOROLOGICAL VARIABLES FOR THE  
COFFEE REGION OF MINAS GERAIS STATE, BRAZIL**

**M. R. N. Colares<sup>1</sup>, E. A. Pozza<sup>1\*</sup>, H. R. Reichel<sup>2</sup>; P. E. de Souza<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Departamento de Fitopatologia, Universidade Federal de Lavras, Lavras, Minas Gerais, Brasil

<sup>2</sup>Data Scientist, University of Münster, Alemanha

\*e-mail: edsonpozza@gmail.com

(VERSÃO PRELIMINAR)

Elaborado de acordo com as normas do periódico “*Precision Agriculture*”.

**Resumo**

Compreender um fenômeno natural e, ter a possibilidade de fazer previsões a seu respeito tem sido uma das maiores motivações de pesquisadores e profissionais ligados às ciências da natureza. Selecionar um modelo estatístico para descrever um fenômeno natural faz parte do cotidiano de muitos pesquisadores para conhecer os efeitos, dos quais algumas variáveis meteorológicas exercem sobre outras. Sendo uma estratégia utilizada na Geoestatística para compreender tal fenômeno, visando buscar a relação entre variáveis, levando em consideração a existência de dependência espacial. Levantar informações mais assertivas de variáveis meteorológicas permite fazer um bom planejamento agrícola. De fato, a agricultura está passando por uma transformação, se reinventando para atender à crescente demanda mundial por alimentos de forma sustentável. E na cafeicultura não é diferente. Considerando a produção de café sendo vendida de acordo com a demanda do mercado por qualidade e sustentabilidade ambiental. Dessa forma, o objetivo deste trabalho foi obter o mapeamento de superfícies com variáveis meteorológicas obtidas de 72 estações meteorológicas automáticas utilizando o método de interpolação por krigagem universal com moderada resolução espacial em função do Modelo de Elevação Digital (MDE) para as regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil. Neste estudo, foi considerado o período de dezembro de 2020 a maio de 2021 e, posteriormente, os mapas de superfícies serão utilizados para atender os sistemas de alerta por aviso para a ferrugem do cafeeiro desenvolvidos no capítulo 1 e Pinto et al. (2002) para a geração de mapa de aviso fitossanitário do cafeeiro (*Coffea arabica* L.). A krigagem universal como modelagem de tendência externa de altitude foi um método robusto de interpolação, o qual possibilitou caracterizar superfícies de variáveis meteorológicas com predição de cada variável na resolução moderada de 1 km. Sendo assim, os dados obtidos após

a interpolação serviram para gerar mapas de alerta fitossanitário, mostrando a favorabilidade das condições meteorológicas para a ocorrência da ferrugem do cafeeiro.

**Palavras-chave:** Geoestatística; Cafeicultura; Krigagem universal; Mapeamento de superfícies; Aviso fitossanitário.

## ABSTRACT

Understanding a natural phenomenon and having the possibility to make predictions has been one of the greatest motivations of researchers and professionals linked to the natural sciences. Selecting a statistical model to describe a natural phenomenon is part of the daily life of many researchers to know the effects, of which some meteorological variables exert on others. Being a strategy used in Geostatistics to understand this phenomenon, aiming to seek the relationship between variables, taking into account the existence of spatial dependence. Raising more assertive information of meteorological variables allows good agricultural management. In fact, agriculture is undergoing a transformation, is constantly reinvented to meet the growing world demand for food in sustainable alternatives. In coffee crops is no different. The coffee commodity is defined according to the international market demand for quality and environmental sustainability. This research aim was to obtain the map surfaces with meteorological variables obtained from 72 automatic meteorological stations using the universal kriging interpolation method with moderate spatial resolution as a function of the Digital Elevation Model (DEM) for the coffee grower regions of the south and savannas of the Minas Gerais State, Brazil. In this study was considered the time frame from December 2020 to May 2021 and later the surface maps will be used to meet the warning systems for coffee rust previously developed in chapter 1 and Pinto et al. (2002) for the generation of phytosanitary warning map of coffee (*Coffea arabica* L.). The universal kriging as an external altitude trend model proved to be a robust interpolation method, which enabled the characterization of meteorological variable surfaces with the prediction of each variable at a moderate resolution of 1 km. As a result, the data obtained after interpolation was used to generate phytosanitary warning maps, showing the favorability of meteorological conditions for the occurrence of coffee rust and the applicability of warning systems.

**Keywords:** Geostatistics; Coffee growing; Universal kriging; Surface mapping; Phytosanitary warning.

## 1 Introdução

O cafeeiro (*Coffea arabica* L.) é uma das mais importantes culturas agrícolas tropicais (Chain-Guadarrama et al. 2019; FAOSTAT 2023). Cultivado em vários países, além do Brasil, porém nesse último encontrou excelentes condições edafoclimáticas e investimento em pesquisa para o seu cultivo e maiores produtividades. No comércio destaca-se como a segunda “commodity” em valor de mercado mais negociada, após o petróleo (International Coffee Organization - ICO 2023). Sua importância para o Brasil, o maior produtor e exportador de café

(Carvalho et al. 2022; FAOSTAT 2023) pode ser traduzida em números. Ou seja, aproximadamente 300 mil cafeicultores, distribuídos em 15 estados e o Distrito Federal, em um parque cafeeiro estimado em 2,26 milhões de hectares (Companhia Nacional de Abastecimento - CONAB 2023), além de ser considerada uma atividade vital do ponto de vista social e econômica, devido ao número de empregos criados e à contribuição significativa para a formação de renda (Bilen et al. 2023; Carvalho et al. 2022).

Consumido em todos os continentes, porém produzido no hemisfério sul, de clima tropical, onde não existe período de frio intenso, para contribuir na redução do inóculo inicial, os solos onde são plantados na maioria das vezes são pobres e o período de chuvas restritos ao verão chuvoso, em cenário de mudanças climáticas (Bilen et al. 2023; Moraes et al. 2012; Pozza e Alves 2008; Pozza et al. 2021; Yang et al. 2023). De acordo com Chain-Guadarrama et al. (2019) e Cerdán et al. (2012), os impactos das mudanças climáticas influenciam diferentes agroecossistemas e ameaçam a sustentabilidade destes, especialmente em sistema de produção do café arábica, mais suscetível à variabilidade climática (Chemura et al. 2016; Läderach et al. 2017; Pozza e Alves 2008; Tavares et al. 2018).

No entanto, as cultivares mais produtivas são suscetíveis à ferrugem do cafeeiro (*Hemileia vastatrix* Berkeley & Broome), doença de maior importância na cafeicultura mundial, responsável por perdas na produtividade nas principais regiões produtoras brasileiras e mundiais (Avelino et al. 2015; Barbosa et al. 2010; Carvalho et al. 2017; Couttolenc-Brenis et al. 2020; Brito et al. 2010; Ghini et al. 2011; McCook e Vandermeer, 2015; Pozza et al. 2010; Silva et al. 2006; Staples 2000; Talhinhos et al. 2017; Yirga 2020), em estudo recente, (Colares 2018) utilizando modelagem matemática, estimou essas perdas de produtividade variando de 59,8% a 99,8%, ao longo de mais de um ano de cultivo, caso a ferrugem não seja controlada.

A ferrugem é considerada a doença mais limitante e devastadora do cafeeiro, causando efeitos deletérios no cafeeiro (Kushalappa et al. 1983; Pozza 2021), e entre eles a desfolha, responsável por reduzir a área fotossintética da planta, com consequente morte dos ramos plagiotrópicos e reflexo nas safras posteriores (Fernandes et al. 2013; Pozza 2021; Pozza et al. 2010).

De acordo com Pinto et al. (2002) os primeiros sinais da doença, de acordo com a curva de progresso da doença, ocorrem entre dezembro a janeiro. Em seguida, ocorre aumento da taxa de progresso da doença, nos meses de março e abril, assumindo crescimento exponencial. Finalmente, nos meses de junho a agosto, geralmente após a colheita, já em clima frio e com pluviosidade reduzida, observa-se a maior intensidade dos sinais da doença ao longo do ano, a

fase de esporulação do patógeno, com queda acentuada de folhas, reduzindo o enfolhamento, porém sem condições de ambientes favoráveis para a germinação e a infecção de *H. vastatrix*.

A pulverização de fungicidas é o principal método para controlar a ferrugem do cafeeiro em lavouras de alta produtividade, cultivadas a pleno sol (Pozza 2021; Pozza et al. 2010; Souza et al. 2011). Atualmente, na maioria das vezes, são realizadas pulverizações calendarizadas, com fungicidas protetores e/ou sistêmicos, nos meses de maior intensidade da doença, a partir do verão chuvoso no Brasil. Em todos os casos, devem ser aplicados com a visualização de folhas com esporulação ou sinais do patógeno inferiores a 5% de incidência. Pois, já são a esporulação do patógeno e certamente existem vários outros pontos de infecção e ou colonização ainda não visualizados, características das ferrugens.

E com o propósito de evitar a pressão para selecionar populações resistentes de *H. vastatrix* são empregados programas de controle da ferrugem baseados em duas a três pulverizações da mistura de triazóis ou carboxamidas com estrobilurinas, os “*strobymix*” associados ou alternados com duas a três aplicações de protetores, cúpricos ou ditiocarbamatos, durante o período de chuvas (Pozza 2021; Pozza et al. 2010).

Entretanto, os consumidores a nível mundial vêm exigindo maior sustentabilidade ambiental, social e financeira na cultura do cafeeiro para produzir e otimizar a pulverização de fungicidas (Pérez et al. 2020). Para o manejo de doenças, há uma busca incessante dos cafeicultores por um método mais eficaz de controle e capaz de reduzir os custos de manutenção da lavoura, aumentando o lucro, ou seja, gerando recursos financeiros para investir na sustentabilidade ambiental e social dos cafeicultores, fixando-os às suas propriedades rurais.

Esse comportamento está de acordo com as demandas dos consumidores em escala global para atender à crescente demanda de alimentos de forma sustentável (Calicioglu et al. 2019; FAO, 2022; FAO, 2017). Sendo assim, para evitar o calendário fixo de pulverizações, e evitar aplicações em datas desfavoráveis à ferrugem ou após a infecção e colonização do patógeno, pode-se empregar os sistemas de alerta ou aviso fitossanitário (Campbell e Madden 1990). De acordo com Hinnah et al. (2020), Pinto et al. (2002), Pozza et al. (2021) e Campbell e Madden (1990) utilizando variáveis do triângulo da doença, ou seja, do patógeno, do hospedeiro ou do ambiente para avisar ou emitir o alerta sobre os valores futuros de intensidade de doenças. Os sistemas de aviso para doenças são uma ferramenta para contribuir e direcionar o manejo de doenças em lavouras no uso racional de fungicidas. Desse modo, atendendo a demanda globalizada de mitigar riscos ao ambiente, no contexto do pensamento verde. Pois, a sustentabilidade ambiental deve estar equilibrada com as necessidades econômicas e sociais concorrentes para a produção agrícola (Bellamy et al. 2016; Hagggar et al. 2017).

Para o cafeeiro, sistemas de aviso foram desenvolvidos, principalmente para monitorar a ferrugem (Alves et al. 2010; Garçon et al. 2004; Hinnah et al. 2018; Kushalappa et al. 1984; Meira et al. 2009; Oliveira, 2005; Pinto et al. 2002; Pozza et al. 2021) e empregam informações do ambiente para estimar os valores futuros de intensidade das doenças, por que o ambiente pode determinar a ocorrência ou não de epidemias (Aparecido et al. 2020; Aparecido e Rolim 2020; Hinnah et al. 2018; Hinnah et al. 2020; Kushalappa et al. 1984; Merle et al. 2020; Pinto et al. 2002). A ocorrência do processo doença está condicionada à duração mínima das condições favoráveis ao estabelecimento das relações parasitárias do patógeno com o seu hospedeiro, conhecidas como período crítico. Caso este não seja atendido, fases do ciclo de vida do patógeno como germinação, infecção e colonização podem ser comprometidas.

Dentre essas variáveis, destacam-se a temperatura do ar, a disponibilidade de água nos sítios de infecção, caracterizadas por meio da umidade relativa do ar e da duração do período de molhamento foliar, originado por chuvas, orvalho, nevoeiro ou irrigação. Tais variáveis estão intimamente associadas ao progresso de doenças de plantas (Huber e Gillespie 1992) e, por isso, são frequentemente usadas nas estimativas de valores futuros das doenças (Gillespie e Sentelhas 2008).

Dessa maneira, Pinto et al. (2002), desenvolveram modelos para descrever a epidemia da ferrugem do cafeeiro a partir de redes neuronais, utilizando dados da incidência da ferrugem e variáveis meteorológicas, coletados em Lavras no estado de Minas Gerais. Posteriormente, os modelos foram validados em cinco municípios localizados no sul e no cerrado mineiro, estado de Minas Gerais no período de 2018 a 2020 (Pozza et al. 2021). Além disso, Pozza et al. (2021), ajustaram modelos de regressão linear múltipla utilizando variáveis meteorológicas e validaram estes modelos em 13 municípios diferentes daqueles que foram ajustados. Tanto as redes neuronais, quanto os modelos de regressão linear múltipla foram eficientes para estimar a incidência da ferrugem do cafeeiro com 15 dias de antecedência.

Com a preocupação crescente por uma cafeicultura sustentável no intuito de evitar o calendário fixo de pulverizações buscou-se expandir os modelos de alerta por aviso para as regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro, devido estes utilizarem variáveis meteorológicas para emissão do alerta por aviso para a ferrugem do cafeeiro. Apesar das tecnologias de monitoramento agrometeorológico serem largamente utilizadas como ferramentas de auxílio à tomada de decisão na agricultura (Ramos et al. 2016), muitas vezes as fontes de dados meteorológicos para desenvolvimento das mesmas são de difícil acesso. Devido a sua extensão territorial, a disponibilidade de estações meteorológicas no Brasil ainda ser pequena ou mal distribuídas (Silva et al. 2015; Xavier et al. 2016).

Uma alternativa para suprir essa carência de dados é a utilização de técnicas de interpolação espacial para suprir os valores nas localidades onde esses equipamentos não estão presentes. Existem diversas técnicas de interpolação espacial, as quais podem ser classificadas em três grupos: aprendizagem de máquina, não-geoestatística e geoestatística (Li e Heap 2014).

A geoestatística é uma ferramenta, a qual permite reconhecer padrões de distribuição espacial de variáveis meteorológicas por meio de mapas de krigagem e ainda estabelecer relação entre elas (Cressie 1990; Yamamoto e Landim 2013; Zhou et al. 2007). A krigagem é um método de interpolação geoestatística (Ozelkan et al. 2015), o qual visa ponderar os vizinhos do ponto a ser estimado, fornecendo estimativas pontuais não viciadas e de variância mínima (Montero et al. 2015). Esta é dividida em krigagem simples, a krigagem ordinária e a krigagem universal (Marcuzzo et al. 2011).

Considerando, a produção de café sendo vendida de acordo com a demanda do mercado por qualidade (Gonçalves e Zylbersztajn 2020) e sustentabilidade ambiental cada vez mais exigida por consumidores. Portanto, objetivou-se neste trabalho, obter o mapeamento de superfícies de variáveis meteorológicas utilizando o método de interpolação por krigagem universal com moderada resolução espacial em função do Modelo de Elevação Digital (MDE) para as regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro, estado de Minas Gerais, utilizando o recorte temporal do período de dezembro de 2020 a maio de 2021.

E posteriormente os mapas de superfícies de variáveis meteorológicas serão utilizados para atender os sistemas de alerta por aviso para ferrugem do cafeeiro, descrito no capítulo 1 e o proposto por Pinto et al. (2002) para a geração de mapa de aviso fitossanitário do café (*C. arabica* L.).

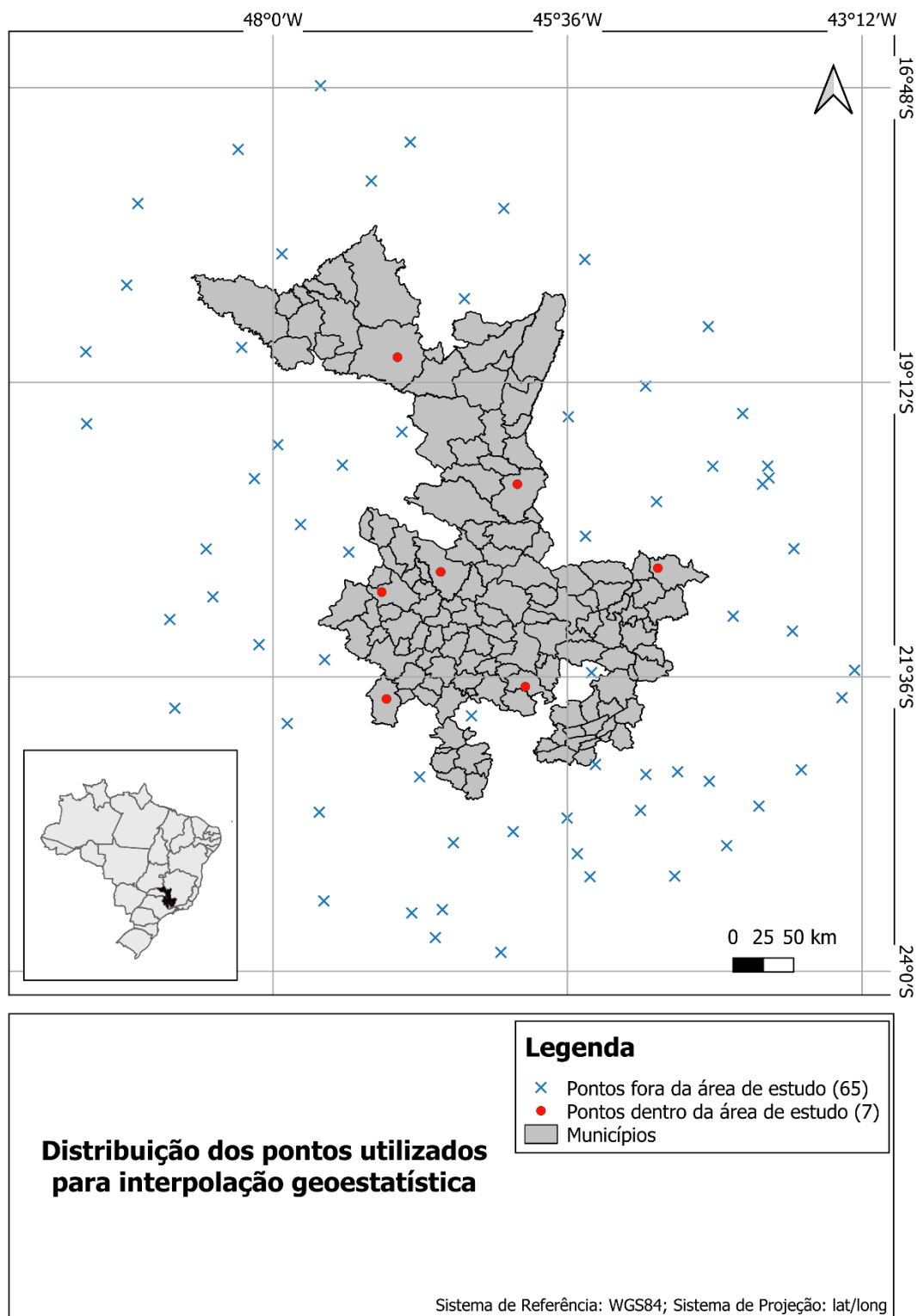
## **2 Material e Métodos**

### **2.1 Área de estudo e coleta de dados meteorológicos**

O presente estudo foi desenvolvido em municípios do estado de Minas Gerais, os quais integram as regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro, cujas regiões estão dentro da área de ação da Cooperativa de Cafeicultores em Guaxupé (Cooxupé).

Dados meteorológicos diários foram obtidos do banco de dados do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), as variáveis meteorológicas temperatura máxima, temperatura média, temperatura mínima, precipitação, umidade relativa média e umidade relativa mínima, de janeiro a maio de 2021, além de coordenadas espaciais (latitude, longitude e altitude), de 72

estações meteorológicas automáticas (7 estações dentro da área de ação da Cooxupé e 65 estações no entorno) (Fig. 1).



**Fig. 1.** Distribuição espacial das 72 estações meteorológicas utilizadas neste estudo para a área de atuação da Cooperativa de Cafeicultores em Guaxupé, Minas Gerais, Brasil.

As variáveis, hora de molhamento, foram calculadas conforme a condicionante, somou-se as horas onde a temperatura de ponto de orvalho fosse maior do que a temperatura da folha. A hora de insolação foi obtida conforme a condicionante, contou-se as horas cuja média da radiação da hora esteve maior do que 150 Kilojoules/m<sup>2</sup>, caso fosse menor do que esse valor, não se contabilizou como insolação na hora.

As estações localizadas no entorno da área de ação da Cooxupé foram consideradas a fim de reduzir possíveis erros obtidos por ausência ou reduzida quantidade destas nas delimitações da área de ação dessa cooperativa.

## 2.2 Equações para confecção de mapas de aviso por alerta

Para a confecção dos mapas de aviso da ferrugem do cafeeiro, foram utilizados os sistemas de alerta por aviso descritos no capítulo 1 (Equações 1 e 2) e (Pinto et al. 2002) (Equação 3), onde esses autores relacionaram a ocorrência da ferrugem do cafeeiro com as variáveis meteorológicas.

$$y = -304,78667634 + 13,16506156tempmax - 13,91295446tempmin - 0,07066871p + 3,42680986umidademin \quad (1)$$

Em que:

y: Valor estimado da incidência da ferrugem do cafeeiro para 15 dias;

tempmax: Média das temperaturas máximas 15-30DAI;

tempmin: Média das temperaturas mínimas 15-30DAI;

p: Soma ou acumulado da precipitação 15-30DAI;

umidademin: Média da umidade relativa mínima 15-30DAI.

$$y = 18,3098934 - 1,3387465tempmed + 1,2618530tempmin - 1,0714839horainsolacao - 0,2205387molhamento \quad (2)$$

Em que:

y: Previsão da incidência da ferrugem do cafeeiro para 15 dias;

tempmed: Média das temperaturas médias 15-30DAI;

tempmin: Média das temperaturas mínimas 15-30DAI;

horainsolação: Soma ou acumulado das horas de insolação 15-30DAI;

molhamento: Soma ou acumulado das horas de molhamento 15-30DAI.

$$y = -39,12 - 1,09Tmed_{30} + 0,30DP_{45} + 0,54UR_{60} + 2,68IN_{60} \quad (3)$$

Em que:

$y$  = Previsão da incidência da ferrugem do cafeeiro;

$Tmed_{30}$ : Média da temperatura média nos últimos 30 dias;

$DP_{45}$ : Dias com precipitação nos últimos 45 dias: precipitação > 0 mm;

$UR_{60}$ : Média da umidade relativa média nos últimos 60 dias;

$IN_{60}$ : Média do número de horas de insolação nos últimos 60 dias: contam-se as horas cuja média da radiação da hora esteve maior do que 150.

### 2.3 Análise geoestatística das variáveis meteorológicas

Para as análises geoestatísticas, no processamento dos dados, o conjunto de dados do INMET com as variáveis meteorológicas foi utilizado como entrada. Optou-se por realizar análise exploratória com o intuito de identificar tendências, padrões e ‘*outliers*’. Quando presentes, em alguma variável de interesse, essa foi modelada para o seu efeito não ser confundido com a dependência espacial existente entre os pares de pontos dessas variáveis. A análise da presença de correlação nas variáveis foi checada por meio dos semivariogramas (Yamamoto e Landim 2013; Yamamoto 2020). As semivariâncias foram calculadas (Equação 4).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i + h) - Z(x_i)]^2 \quad (4)$$

Em que:

$\gamma(h)$ : Semivariância estimada;

$N(h)$ : Número de pares de valores medidos;

$Z(x_i + h)$  e  $Z(x_i)$  são vetores separados por uma distância  $h$ .

Os semivariogramas foram ajustados por meio dos parâmetros de efeito pepita, alcance, patamar e máxima distância, buscando-se o melhor ajuste para obter resultados mais precisos durante a interpolação. Para verificar a eficiência dos modelos de semivariogramas ajustados, empregou-se critérios da autovalidação, utilizando o erro médio mais próximo de 0 (Equação 5) e raiz quadrada do erro médio padronizado mais próxima de 1 (Equação 6) (Webster e Oliver 1992; Webster e Oliver 2007).

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)] \quad (5)$$

$$RMSSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)}{\sigma^2(x_i)} \right]^2} \quad (6)$$

Em que:

*ME*: Erro médio;

*RMSSE*: Raiz quadrada do erro médio padronizado;

*N*: Número de observações;

$\hat{Z}(x_i)$ : Krigagem estimada;

$Z(x_i)$ : Valor observado no local  $x_i$  e  $\sigma^2$  é a variância da krigagem.

No ajuste dos modelos teóricos aos semivariogramas experimentais, determinou-se os parâmetros dos coeficientes, sendo eles, efeito pepita, patamar e alcance, e avaliou-se o grau de dependência espacial (Equação 7), conforme proposto por (Cambardella et al. 1994).

$$GDE = \left( \frac{C_0}{C_0 + C_1} \right) \quad (7)$$

Em que:

*GDE*: Grau de dependência espacial, sendo  $GDE < 0,25$  forte;  $0,25 \leq GDE \leq 0,75$  moderada;  $GDE > 0,75$  fraca;

$C_0$ : Efeito pepita;

$C_1$ : Contribuição;

$C_0 + C_1$ : Patamar.

Após o ajuste dos modelos de semivariograma, realizou-se a interpolação por krigagem universal (Equação 8), isto é, interpolação onde o ajuste é feito por meio de um polinômio de ordem “*n*” em função das coordenadas espaciais dos pontos amostrados. Adotou-se a krigagem universal devido o número de estações meteorológicas disponíveis na área de atuação da Cooxupé serem escassos para os seguintes atributos: temperatura média, temperatura máxima, temperatura mínima, precipitação, umidade média, umidade mínima, hora insolação e

molhamento, seguida de uma validação cruzada (Burrough; McDonnell 1998; Medeiros et al. 2019).

$$Z(x) = Y(x) + \sum_{i=1}^n a_i f'_i(x) \quad (8)$$

Em que:

$Y(x)$ : Função aleatória estacionária;

$a_i$ : Coeficientes da função  $f'_i(x)$ , a priori desconhecidos;

$f'_i(x)$ : Conjunto de funções de base.

Para melhorar a qualidade da interpolação das variáveis e aumentar a resolução espacial das estimativas, foi inserido na interpolação o Modelo Digital de Elevação (MDE) da terra em uma malha regular de 1 km. E após a interpolação, os dados foram utilizados para interpretar o comportamento espacial das variáveis meteorológicas.

#### 2.4 Modelo de elevação digital

O modelo digital de elevação (MDE) da área foi obtido na plataforma Earth Explorer, a resolução espacial de 30 m, a partir de levantamento de radar interferométrico feito em 2001 (NASA 2013). Os dados de *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) foram transformados em projeção UTM, fuso 23S, datum WGS84, a fim de obter a distância euclidiana como referência para realizar a análise geoespacial.

#### 2.5 Análise estatística

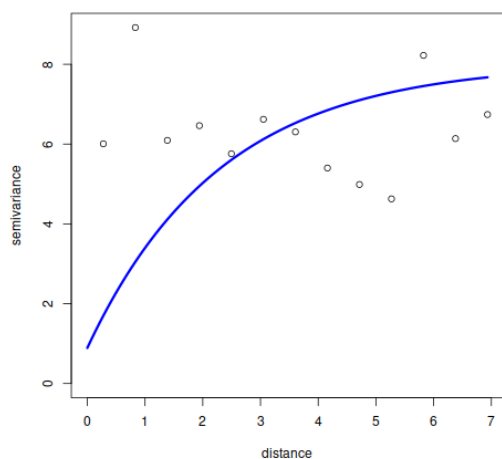
As análises geoestatísticas foram conduzidas com auxílio do software R (R Core Team 2023), para a interpolação das variáveis meteorológicas utilizou-se os pacotes: *sf* (Pebesma 2018), *geoR* (Ribeiro Jr et al. 2007), *dplyr* (Wickham et al. 2023), *stringr* (Wickham 2022), *purrr* (Wickham e Henry 2023), *raster* (Hijmans 2023), *elevatr* (Hollister 2023) e *progress* (Csárdi e Fitzjohn, 2019). Para a composição dos mapas de alerta para a ferrugem, usou-se os pacotes *dplyr* (Wickham et al. 2023) e *stars* (Pebesma e Bivand 2023).

### 3 Resultados

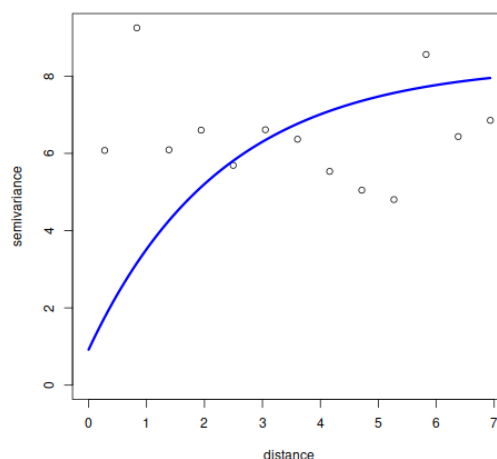
Foram gerados 1.204 mapas das variáveis meteorológicas com valores diários e 1.204 mapas com os respectivos erros dos valores diários, totalizando 2.408 mapas.

A principal ferramenta para analisar a dependência espacial é o semivariograma, que é a função das semivariâncias. Dessa forma, conhecer suas características se torna primordial em qualquer estudo de natureza geostatística. Devido à complexidade da interpolação das variáveis meteorológicas, foi necessário inserir o modelo de elevação digital como informação auxiliar visando diminuir a variância do erro de predição. Com isso, colaborando assim com a dependência espacial das variáveis meteorológicas.

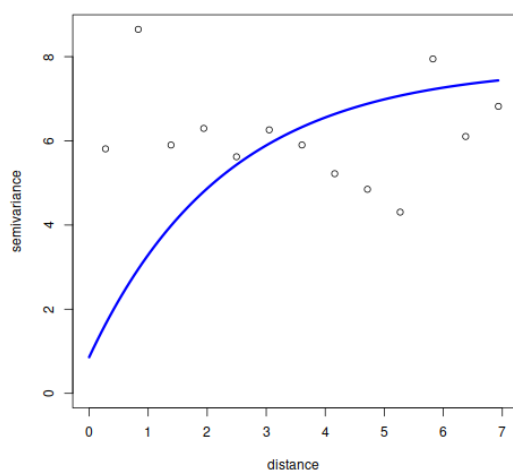
Foram obtidos, neste estudo 1.204 semivariogramas, para efeito do tipo de modelo ajustado será apresentado o semivariograma ajustado para o dia 01 de janeiro de 2021, sendo o modelo exponencial ajustado ao variograma experimental das variáveis meteorológicas (Fig. 2).



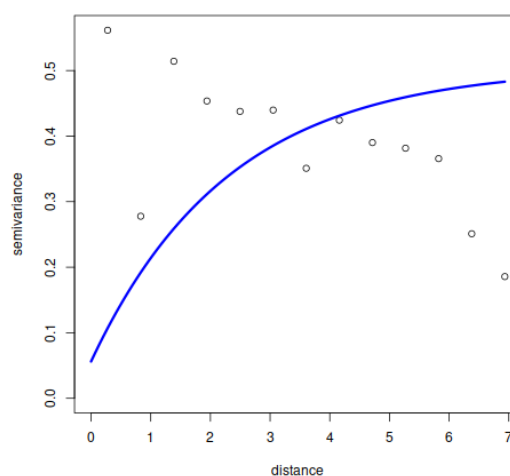
(a)



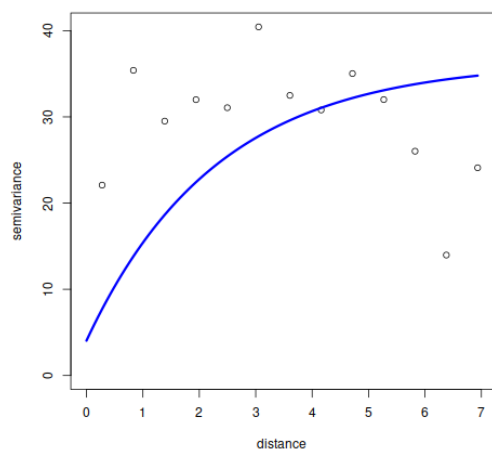
(b)



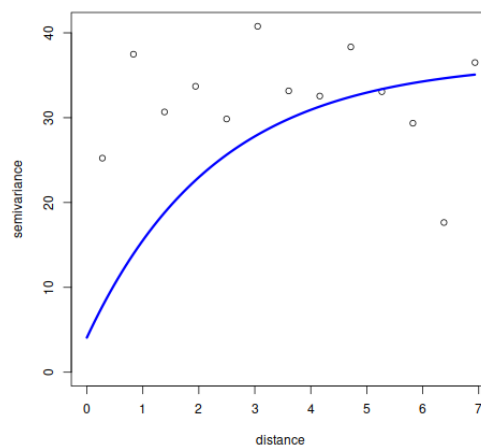
(c)



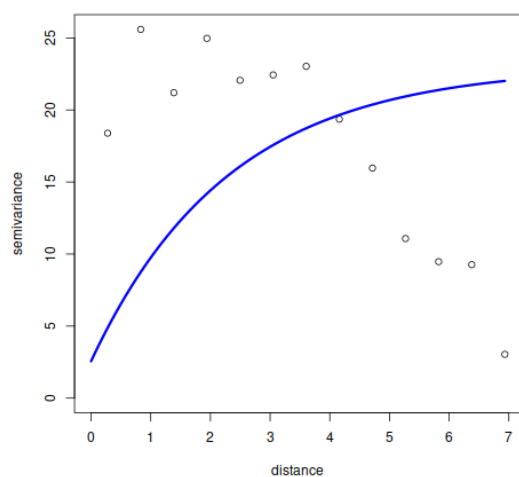
(d)



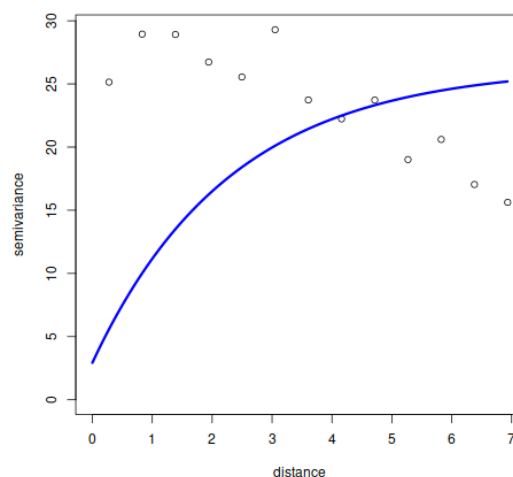
(e)



(f)



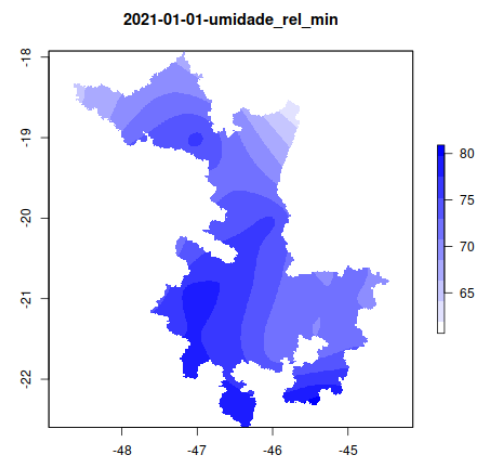
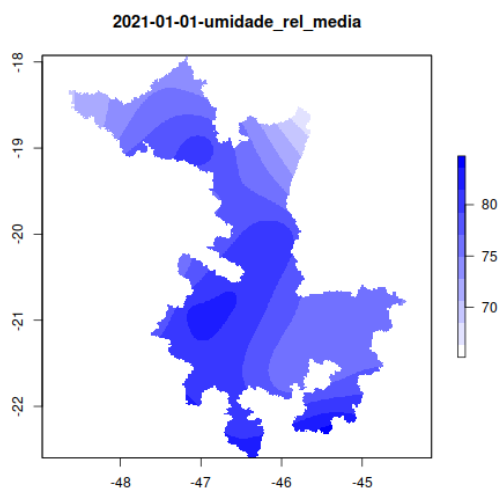
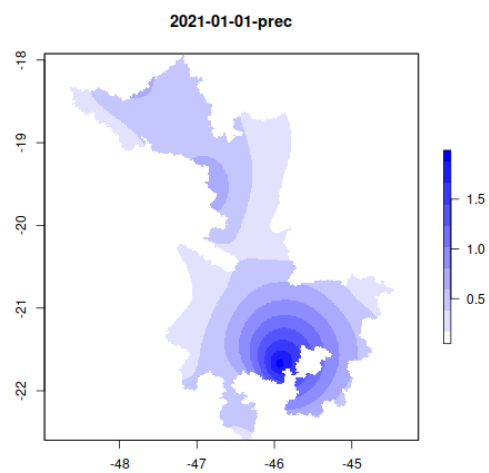
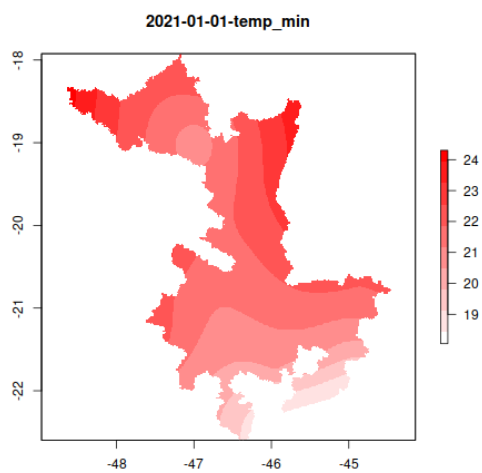
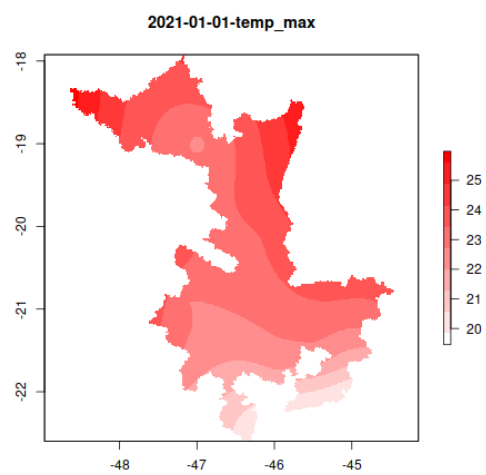
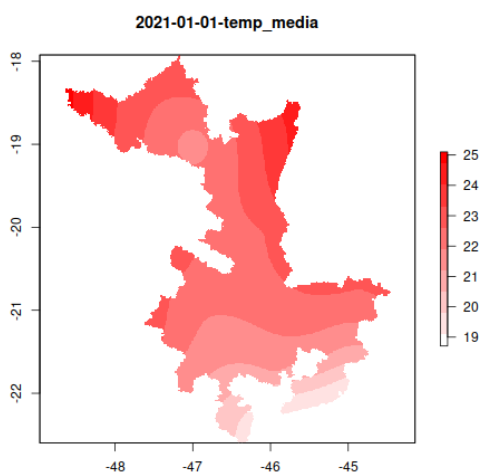
(g)

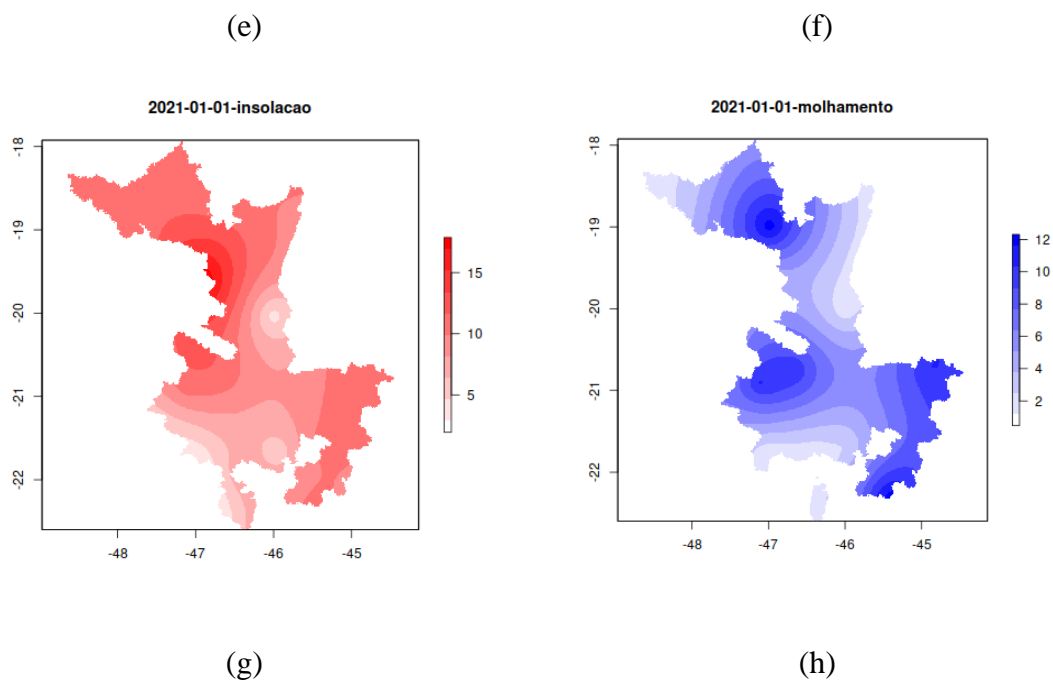


(h)

**Fig. 2.** Modelo exponencial ajustado ao variograma experimental para as variáveis meteorológicas. a) Temperatura Média; b) Temperatura Máxima; c) Temperatura Mínima; d) Precipitação; e) Umidade Relativa Média; f) Umidade Relativa Mínima; g) Hora Insolação; h) Molhamento.

Os mapas de superfícies das variáveis meteorológicas interpoladas para o dia 01 de janeiro de 2021 por meio do método de krigagem universal em função do modelo de elevação digital para as variáveis temperatura média, temperatura máxima, temperatura mínima, precipitação, umidade relativa média, umidade relativa mínima, hora insolação e molhamento podem ser observados abaixo (Fig. 3).

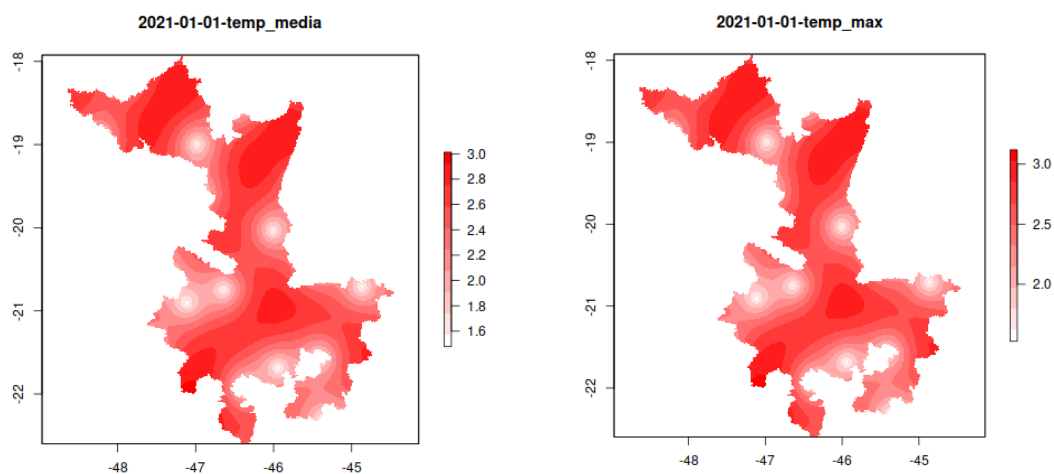




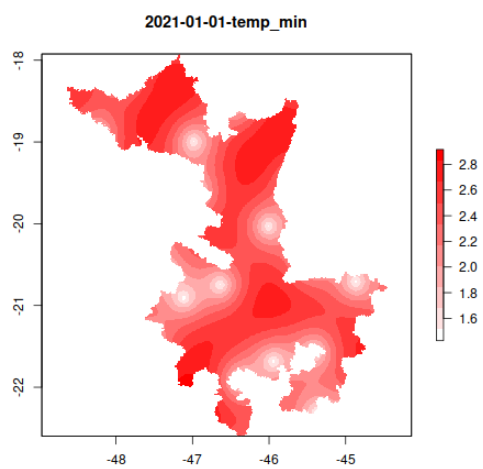
**Fig. 3.** Mapas de superfícies das variáveis meteorológicas interpoladas para o dia 01 de janeiro de 2021 por meio da krigagem universal em função do modelo de elevação digital. a) Temperatura Média; b) Temperatura Máxima; c) Temperatura Mínima; d) Precipitação; e) Umidade Relativa Média; f) Umidade Relativa Mínima; g) Hora Insolação; h) Molhamento.

Diante da obtenção dos mapas de superfícies das variáveis meteorológicas interpoladas para o dia 01 de janeiro de 2021, torna-se necessário a obtenção dos mapas dos erros de predição obtidos na interpolação por meio do método de krigagem universal em função do modelo de elevação digital.

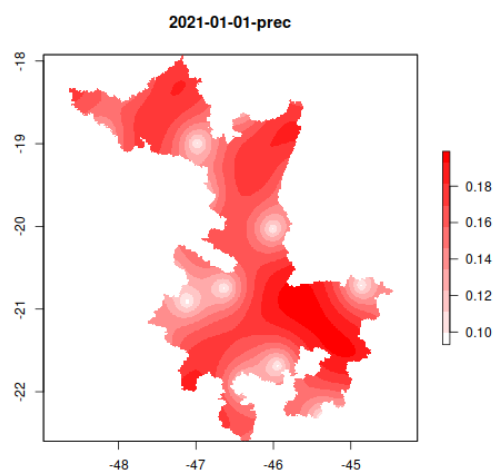
As variáveis temperatura média, temperatura máxima, temperatura mínima, precipitação, umidade relativa média, umidade relativa mínima, hora insolação e molhamento e seus respectivos, erros de predição podem ser observados abaixo (Fig. 4).



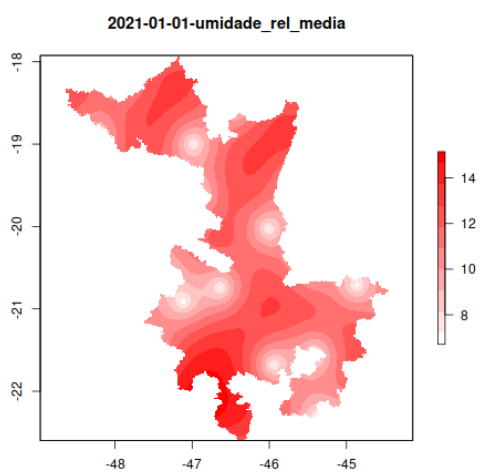
(a)



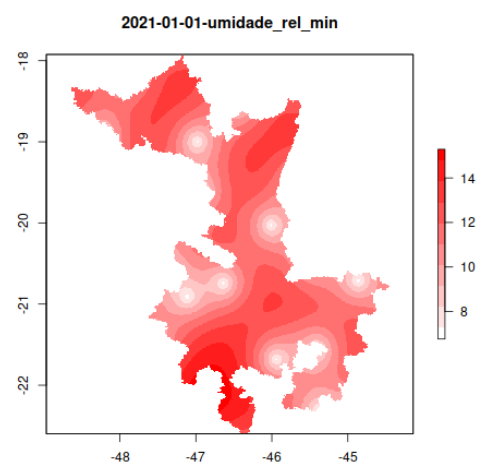
(b)



(c)

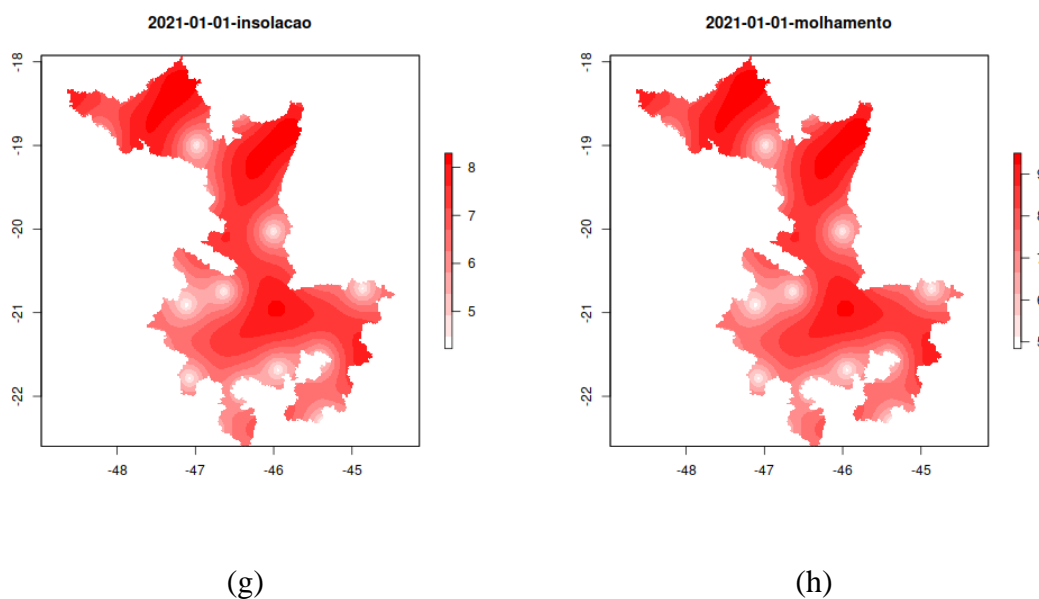


(d)



(e)

(f)

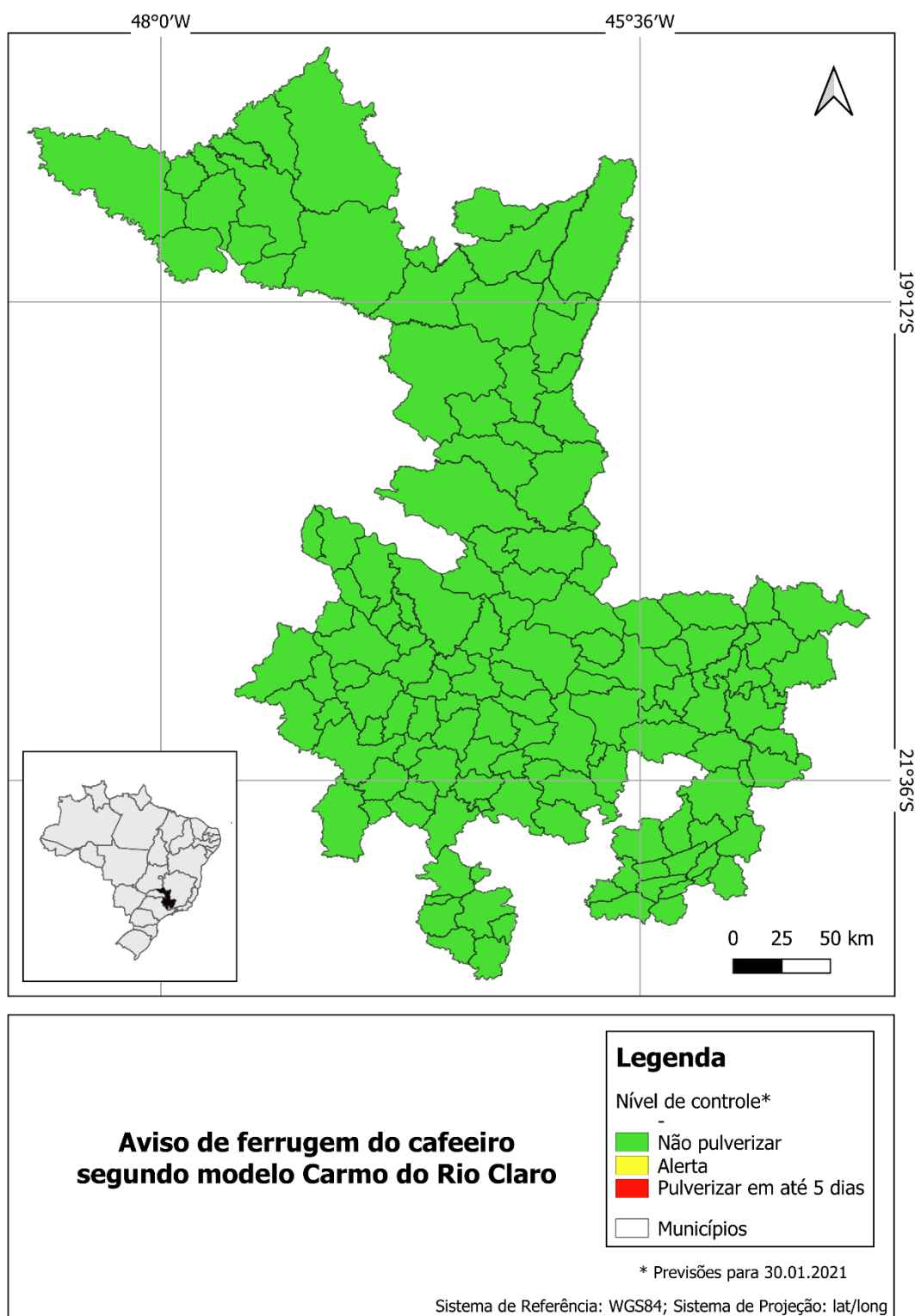


**Fig. 4.** Mapas das superfícies das variáveis meteorológicas interpoladas com os erros para o dia 01 de janeiro de 2021, obtidos por meio da krigagem universal em função do modelo de elevação digital. a) Temperatura Média; b) Temperatura Máxima; c) Temperatura Mínima; d) Precipitação; e) Umidade Relativa Média; f) Umidade Relativa Mínima; g) Hora Insolação; h) Molhamento.

Com a obtenção das variáveis meteorológicas interpoladas por meio da Krigagem Universal em função do modelo de elevação digital para as regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais. Estas, foram utilizadas para a geração de mapas fitossanitários para a emissão de alerta por aviso de acordo com as equações descritas no capítulo 1 e por Pinto et al. (2002).

Coletaram-se as variáveis temperatura máxima, temperatura mínima, precipitação e umidade relativa mínima, defasadas de 15 a 30 dias antes da incidência da doença e, incorporadas no sistema de alerta modelo Carmo do Rio Claro, descrito no capítulo 1 para gerar os mapas fitossanitários com emissão de aviso para os dias 30 de janeiro (Fig. 5), 28 de fevereiro, 31 de março, 30 de abril e 31 de maio. De acordo com o sistema de alerta modelo Carmo do Rio Claro, os mapas fitossanitários obtiveram o mesmo comportamento, ou seja, nível de controle da incidência da ferrugem do cafeeiro ficou entre 1% a 3%, sendo representado na cor verde no mapa fitossanitário.

Esse sistema de alerta emite aviso com 15 dias de antecedência da incidência da ferrugem do cafeeiro. No entanto, de acordo com esse sistema de aviso, nas condições climáticas para os períodos analisados, não houve favorabilidade para a ocorrência da incidência da doença.

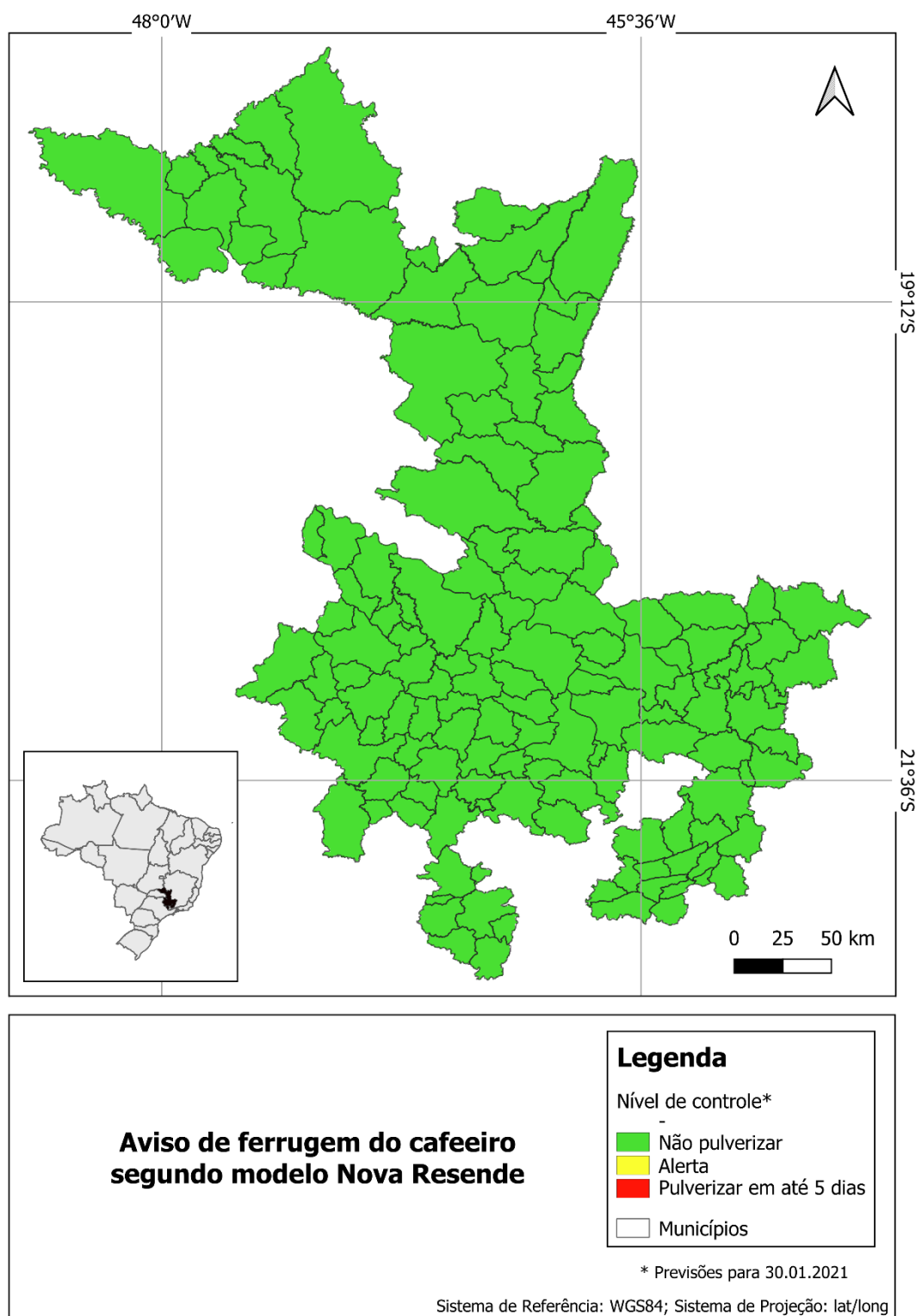


**Fig. 5.** Mapa de alerta fitossanitário para o dia 30 de janeiro de 2021 do Sistema de Apoio à Decisão mostrando a favorabilidade das condições climáticas para a ocorrência da ferrugem do cafeeiro segundo o nível de controle (1 a 3%: verde não pulverizar, 3 a 4%: amarelo alerta, e maior que 4%: vermelho pulverizar em até 5 dias) nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil. A favorabilidade é atualizada diariamente às 10h da manhã.

Coletaram-se as variáveis, temperatura média, temperatura mínima, hora insolação e molhamento, defasadas de 15 a 30 dias antes da incidência da doença, as quais foram incorporadas no sistema de alerta modelo Nova Resende, descrito no capítulo 1 para gerar os mapas fitossanitários para a ferrugem do cafeeiro com 15 dias de antecedência da incidência da doença.

Os mapas para os seguintes meses foram obtidos: 30 de janeiro (Fig. 6), 28 de fevereiro, 31 de março, 30 de abril e 31 de maio nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro, estado de Minas Gerais. No entanto, para essas datas, todos os mapas fitossanitários obtiveram o mesmo comportamento.

De acordo com o sistema de alerta modelo Nova Resende, para os períodos analisados, não houve condições climáticas favoráveis para a ocorrência da doença. Para o período analisado o nível de controle da incidência da ferrugem do cafeeiro ficou entre 1% a 3%, sendo representado no mapa fitossanitário na cor verde.

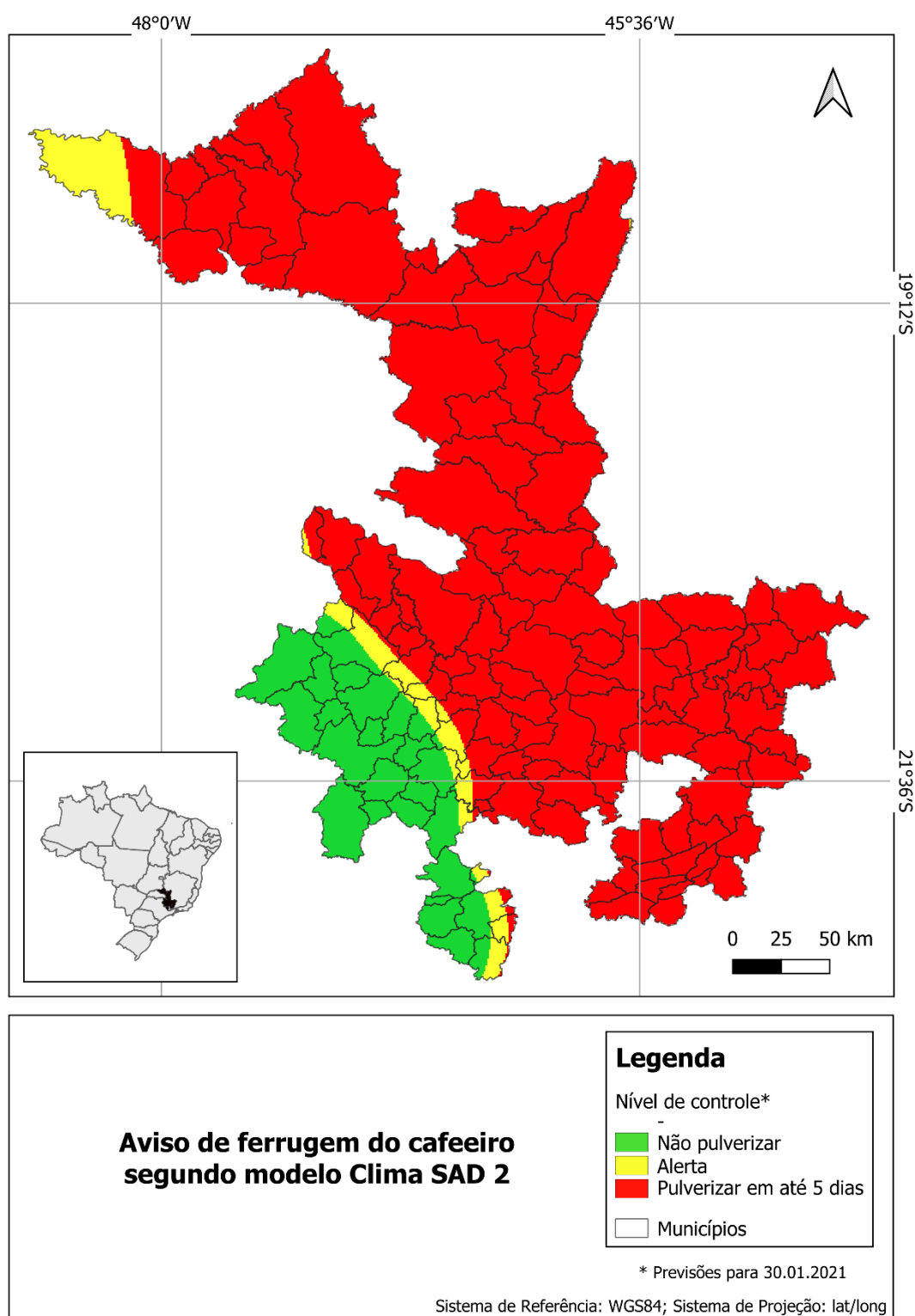


**Fig. 6.** Mapa de alerta fitossanitário para o dia 30 de janeiro de 2021 do Sistema de Apoio à Decisão mostrando a favorabilidade das condições climáticas para a ocorrência da ferrugem do cafeeiro segundo o nível de controle (1 a 3%: verde não pulverizar, 3 a 4%: amarelo alerta, e maior que 4%: vermelho pulverizar em até 5 dias) nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil. A favorabilidade é atualizada diariamente às 10h da manhã.

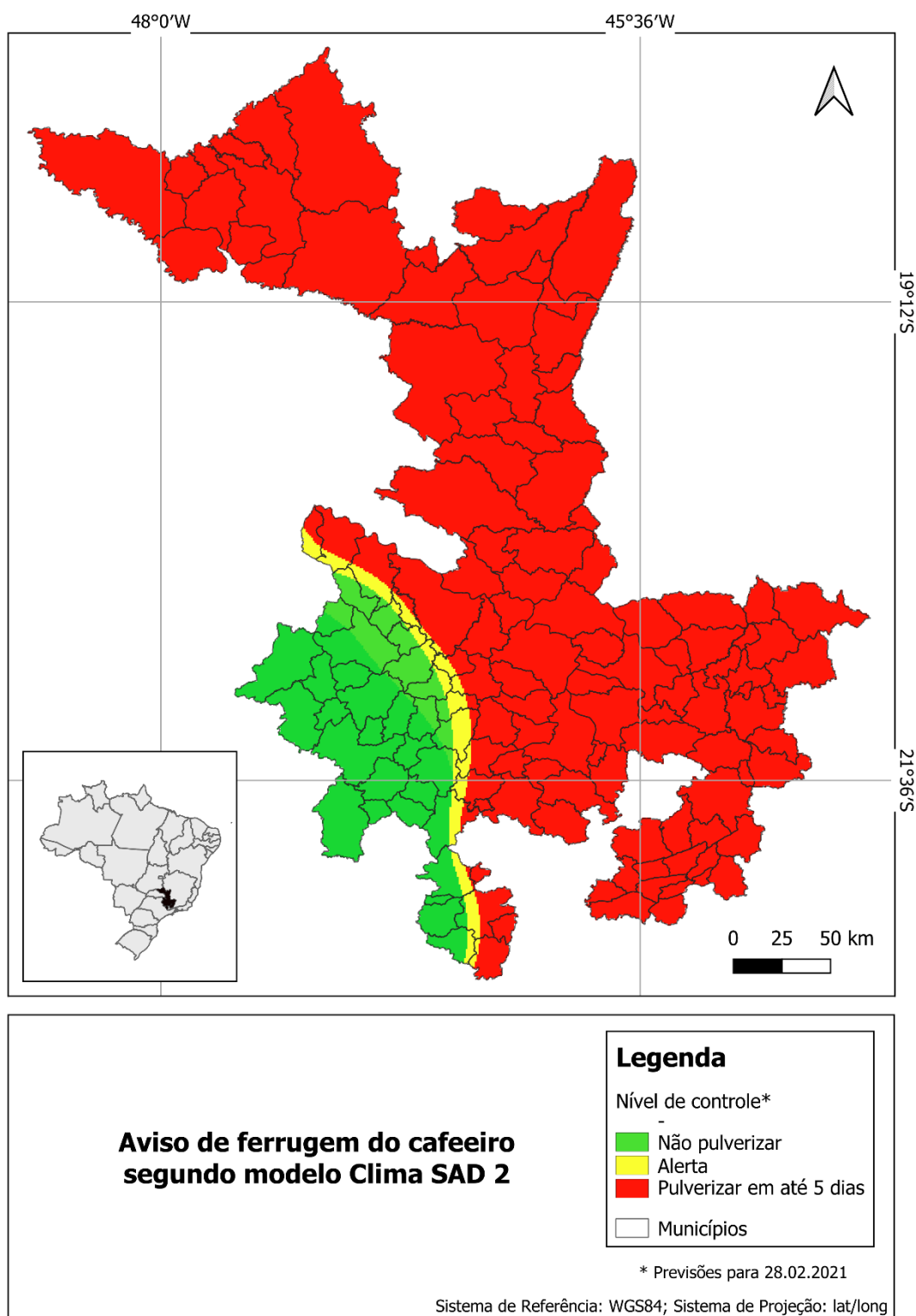
Consideraram-se as seguintes variáveis meteorológicas, média da temperatura média nos últimos 30 dias, dias com precipitação nos últimos 45 dias, média da umidade relativa média nos últimos 60 dias e média do número de horas insolação nos últimos 60 dias.

Essas variáveis foram incorporadas no sistema de aviso da ferrugem proposto por Pinto et al. (2002) para gerar mapas fitossanitários para as regiões cafeeiras citadas acima. Os meses foram os seguintes: 30 de janeiro (Fig. 7), 28 de fevereiro (Fig. 8), 31 de março (Fig. 9), 30 de abril (Fig. 10) e 31 de maio (Fig. 11).

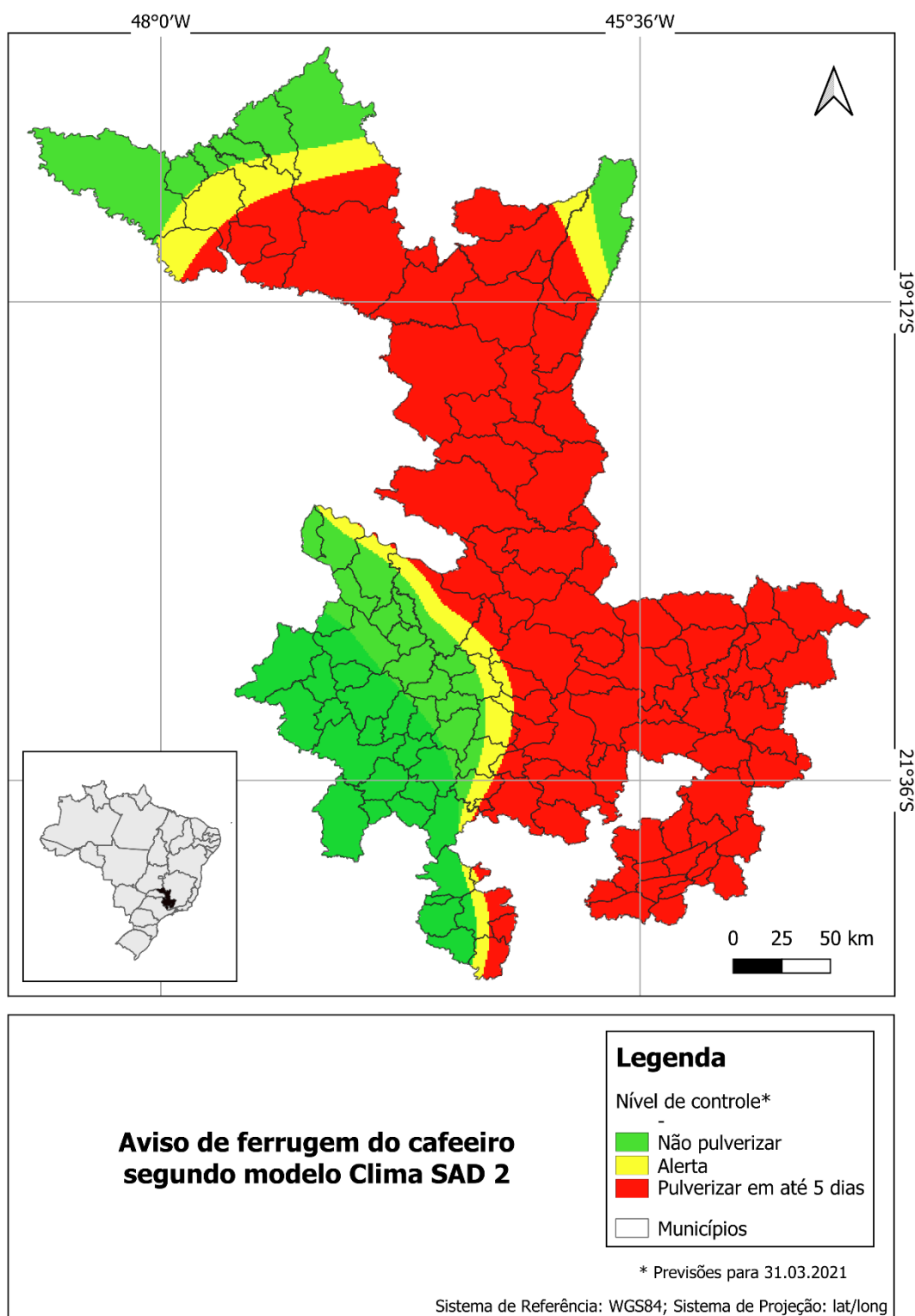
Nota-se, de acordo com o sistema de aviso a favorabilidade das condições climáticas para a ocorrência da doença em todos os períodos analisados nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro.



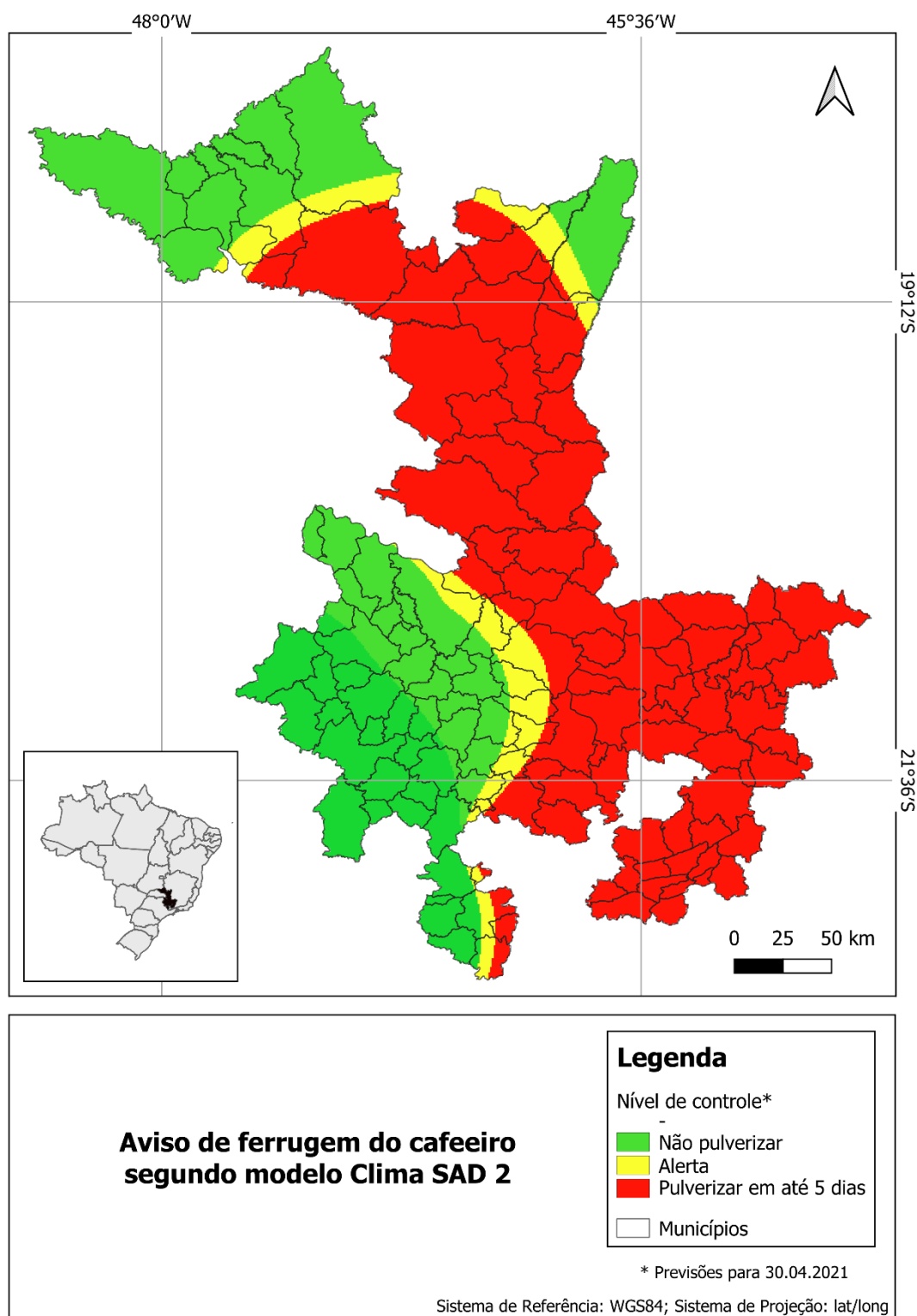
**Fig. 7.** Mapa de alerta fitossanitário para o dia 30 de janeiro de 2021 do Sistema de Apoio à Decisão mostrando a favorabilidade das condições climáticas para a ocorrência da ferrugem do cafeeiro segundo o nível de controle (1 a 3%: verde não pulverizar, 3 a 4%: amarelo alerta, e maior que 4%: vermelho pulverizar em até 5 dias) nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil. A favorabilidade é atualizada diariamente às 10h da manhã.



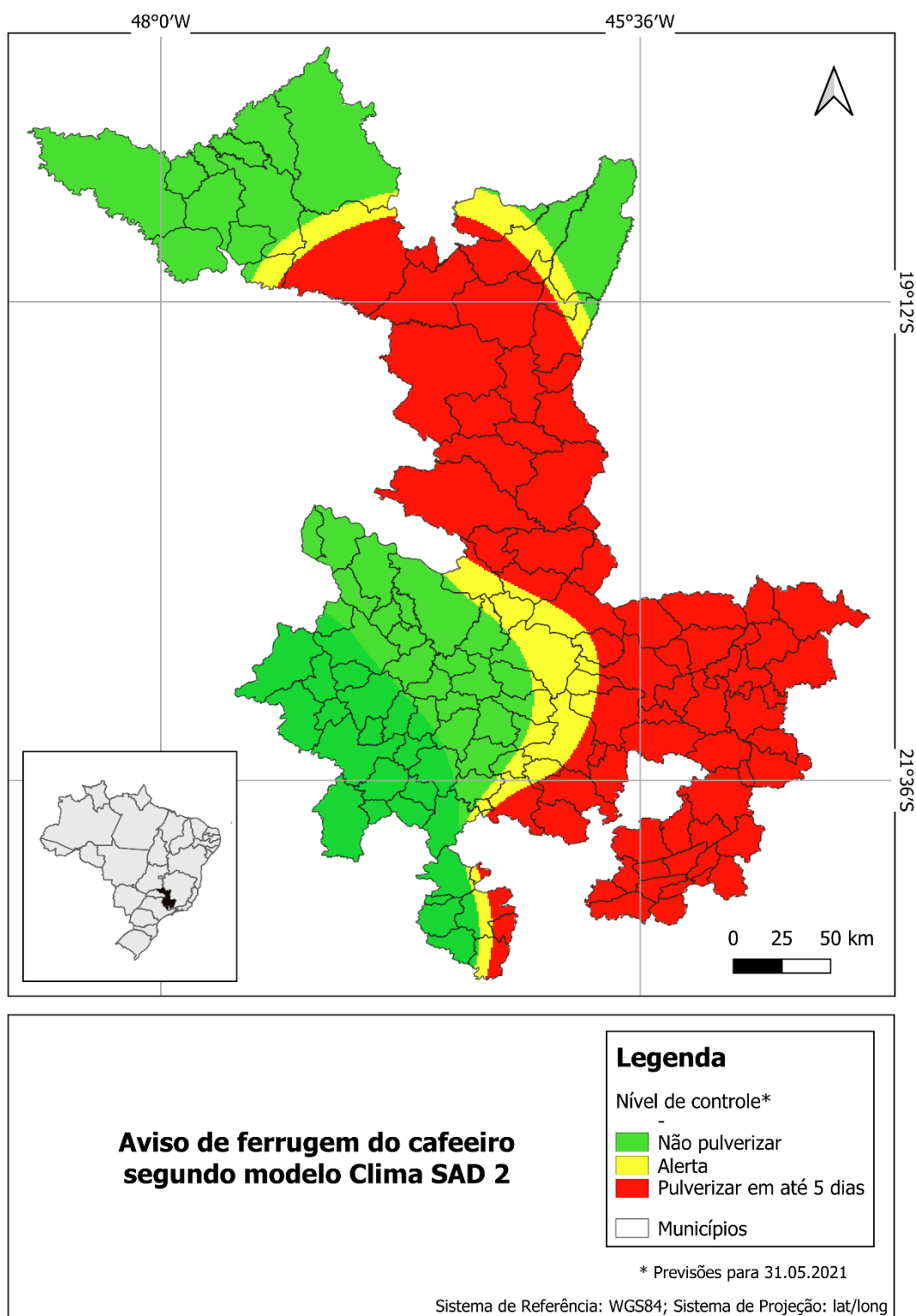
**Fig. 8.** Mapa de alerta fitossanitário para o dia 28 de fevereiro de 2021 do Sistema de Apoio à Decisão mostrando a favorabilidade das condições climáticas para a ocorrência da ferrugem do cafeeiro segundo o nível de controle (1 a 3%: verde não pulverizar, 3 a 4%: amarelo alerta, e maior que 4%: vermelho pulverizar em até 5 dias) nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil. A favorabilidade é atualizada diariamente às 10h da manhã.



**Fig. 9.** Mapa de alerta fitossanitário para o dia 31 de março de 2021 do Sistema de Apoio à Decisão mostrando a favorabilidade das condições climáticas para a ocorrência da ferrugem do cafeeiro segundo o nível de controle (1 a 3%: verde não pulverizar, 3 a 4%: amarelo alerta, e maior que 4%: vermelho pulverizar em até 5 dias) nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil. A favorabilidade é atualizada diariamente às 10h da manhã.



**Fig. 10.** Mapa de alerta fitossanitário para o dia 30 de abril de 2021 do Sistema de Apoio à Decisão mostrando a favorabilidade das condições climáticas para a ocorrência da ferrugem do cafeeiro segundo o nível de controle (1 a 3%: verde não pulverizar, 3 a 4%: amarelo alerta, e maior que 4%: vermelho pulverizar em até 5 dias) nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil. A favorabilidade é atualizada diariamente às 10h da manhã.



**Fig. 11.** Mapa de alerta fitossanitário para o dia 31 de maio de 2021 do Sistema de Apoio à Decisão mostrando a favorabilidade das condições climáticas para a ocorrência da ferrugem do cafeeiro segundo o nível de controle (1 a 3%: verde não pulverizar, 3 a 4%: amarelo alerta, e maior que 4%: vermelho pulverizar em até 5 dias) nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, Brasil. A favorabilidade é atualizada diariamente às 10h da manhã.

## 4 Discussão

De acordo com Matheron (1963), as variáveis meteorológicas possuem tendência média, isto é, a média varia ao longo da região de interesse. Sendo assim, justifica-se a utilização de coordenadas dos modelos de elevação digital como uma informação auxiliar, possibilitando, dessa forma, uma diminuição do erro de predição. Observa-se, o fato de incluir a informação das coordenadas para melhor explicar o fenômeno, para a escolha assertiva do método interpolador. Sendo assim, é possível obter um novo preditor para explicar a variância da média das variáveis meteorológicas ao longo do tempo.

A razão de utilizar a krigagem universal como método geoestatístico interpolador, deve-se as variáveis meteorológicas possuírem autocorrelação espacial. Além do mais, também foi devido a inserção do modelo de elevação digital na interpolação, considerada variável auxiliar para a predição, além da variável principal. De acordo com Matheron (1963) e Campos (2018), mesmo que esta informação seja da própria variável em estudo, e uma vez mostrando-se a variável principal e a auxiliar estejam correlacionadas aplica-se a krigagem universal (Campos 2018; Yamamoto e Landim 2013).

Entretanto, segundo Isaaks e Srivastava (1989), as variáveis auxiliares, normalmente, são espacialmente correlacionadas com a variável principal, sendo essa uma informação útil para os estudos. A utilização adicional de uma variável auxiliar espacialmente correlacionada, pode reduzir a variância do erro de predição. E sem dúvida, é uma boa justificativa para a inclusão de variáveis auxiliares na krigagem universal.

Para avaliar a dependência espacial, adotou-se o grau de dependência espacial, onde levou-se em consideração o efeito pepita, a contribuição e o patamar. Dessa forma, verificou-se no semivariograma ajustado para obter a interpretação da dependência espacial.

Nota-se, para calcular-se o grau de dependência espacial, de acordo com Cambardella et al. (1994), utilizou-se estimativas dos parâmetros do semivariograma, devido ao interesse em verificar a autocorrelação espacial, medida feita sobre a mesma variável em pontos diferentes (Barbosa et al. 2017; Seidel e Oliveira 2016).

De acordo com Campos (2018), levar em conta a dependência espacial existente nos fenômenos naturais, no caso as variáveis meteorológicas, são fundamentais no planejamento, avaliação de riscos e tomada de decisões para a gestão ou o manejo de doenças de plantas. Entretanto, obter dados de variáveis meteorológicas em locais onde tem ausência de estações meteorológicas nem sempre é tarefa fácil, pois em muitos casos são de difícil acesso e ou

dispendiosos como, por exemplo, em regiões montanhosas (Li e Heap 2014) principalmente na região cafeeira Sul de Minas.

Enfatiza-se, especialmente na agricultura, o problema de prever, sob dependência espacial, continua como um grande desafio a pesquisadores e gestores (Hengl et al. 2009; Zhou et al. 2007).

As variáveis meteorológicas temperatura, precipitação, umidade relativa, horas de insolação e molhamento foliar utilizadas para a interpolação e posteriormente utilizadas para a espacialização dos modelos para a área de ação da Cooxupé, são variáveis meteorológicas de interesse em epidemiologia de doenças de plantas (Campbell e Madden 1990). E dentre essas variáveis, a temperatura, a umidade e o molhamento exercem papel fundamental no progresso de doenças (Agrios 2005; Duthie 1997; Paiva et al. 2013).

Em geral, a temperatura é o fator meteorológico frequentemente correlacionado com respostas biológicas em estudos de doenças de plantas, atuando nas fases do ciclo das relações patógeno-hospedeiro (Campbell e Madden 1990; Sutton et al. 1984), pois interfere nos processos iniciais de infecção, colonização, esporulação, sobrevivência do patógeno (Silva et al. 2016).

A umidade influencia patógenos, hospedeiros e conseqüentemente as doenças de plantas (Paiva et al. 2013; Shin et al. 2021), sendo representada em estudos de doenças de plantas por meio das variáveis umidade relativa do ar, molhamento foliar, chuva e umidade do solo. O molhamento foliar é indispensável para a germinação de fungos e a precipitação, na forma de chuva ou irrigação na disseminação de patógenos (Campbell e Madden 1990; Jian et al. 2020).

Após a obtenção dos dados interpolados com resolução espacial de 1 km para os locais com ausência de estações meteorológicas nas regiões cafeeiras do sul e do cerrado mineiro, selecionaram-se as variáveis meteorológicas para serem incorporadas nos sistemas de alerta por aviso descrito no capítulo 1 e por Pinto et al. (2002).

Contatou-se, os períodos utilizados para gerar os mapas de alerta fitossanitário para a ferrugem, para os sistemas de alerta modelo Carmo do Rio Claro e modelo Nova Resende, equações 1 e 2, respectivamente, estes permaneceram com o nível de controle de 1 a 3% de incidência da ferrugem, sendo indicados para não pulverizar e representados na cor verde no mapa de aviso fitossanitário (Fig. 5 e 6). Uma das prováveis causas, ambos os modelos utilizam variáveis meteorológicas de 15 a 30 dias antes da incidência da doença.

Os meses utilizados para representar o mapa fitossanitário para a ferrugem estão de acordo com Pinto et al. (2002), esses autores consideram os meses de janeiro a maio, como os meses de maior favorabilidade para a altas intensidade da ferrugem no campo.

No entanto, ao confeccionar os mapas de aviso fitossanitário utilizando o sistema de alerta proposto por Pinto et al. (2002) para as regiões cafeeiras, em todos os períodos analisados, constatou-se favorabilidade para a ocorrência da incidência da doença de acordo com o nível de controle, sendo de 1 a 3% indicando não pulverizar, de 3 a 4%, alerta e > 4% recomendando pulverizar em até 5 dias, representados nos mapas com as cores verde, amarelo e vermelho, respectivamente (Fig. 7 a 11).

O sistema de alerta fitossanitário proposto por Pinto et al. (2002) mesmo emitindo alerta com 15 dias de antecedência da incidência da doença, utiliza dados de variáveis meteorológicas, sendo média da temperatura média dos últimos 30 dias, soma ou acumulado de dias com precipitação dos últimos 45 dias, médias da umidade relativa média e do número de horas insolação dos últimos 60 dias. Provavelmente, esse período maior de obtenção de dados das variáveis meteorológicas seja a causa da favorabilidade para a incidência da doença.

Ambos os modelos desenvolvidos e propostos no capítulo 1 e Pinto et al. (2002) servem atualmente de apoio a tomada de decisões estratégicas (Salotti et al. 2022; Savary et al. 2018) no manejo da ferrugem do cafeeiro. Esses modelos têm se mostrado precisos e robustos, por serem validados e expandidos para as regiões cafeeiras do estado de Minas Gerais durante 3 anos, regiões diferentes daquelas de onde foram ajustados (Solís e Rojas-Herrera 2021) e além disso esses modelos foram ajustados com variáveis meteorológicas, as quais determinam o desenvolvimento de doenças no campo (Caffi et al. 2007; Narouei-Khandan et al. 2020).

## **5 Conclusões**

A krigagem universal com modelagem de tendência externa de altitude nas regiões cafeeiras do sul e cerrado mineiro, demonstrou-se um poderoso método de interpolação, possibilitou a caracterização de superfícies de variáveis meteorológicas com a incerteza de predição de cada variável na resolução moderada de 1 km.

Os dados obtidos após a interpolação serviram para gerar mapas de alerta fitossanitário para as regiões cafeeiras do sul e cerrado mineiro do estado de Minas Gerais, mostrando a favorabilidade das condições meteorológicas para a ocorrência da ferrugem do cafeeiro com a utilização dos sistemas de alerta fitossanitário.

## **Considerações Finais**

Torna-se necessário um maior número de estações meteorológicas, principalmente na área de atuação da cooperativa a fim de minimizar erros.

Padronizar dados de estações em termos de tempo de coleta de dados, com o intuito de evitar falhas temporais para que não haja necessidade de preenchimento de dados.

Futuramente, os resultados obtidos neste trabalho poderão servir de base para novas pesquisas cafeeiras voltadas para a produção econômica e ambientalmente sustentável.

### Agradecimentos

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de estudos (Ref. 88882.446551/2019-01).

### Referências

- Agrios, G. N. (2005). *Plant pathology* (5th Edition.). San Diego: Elsevier Academic Press.
- Alves, M. C., de Carvalho, L. G., Pozza, E. A., & Alves, L. S. (2010). A soft computing approach for epidemiological studies of coffee and soybean rusts. *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, 4(1), 149–154. <https://doi.org/10.4156/jdcta.vol4.issue1.15>.
- Aparecido, L. E. de O., & Rolim, G. de S. (2020). Models for simulating the frequency of pests and diseases of *Coffea arabica* L. *International Journal of Biometeorology*, 64(7), 1063–1084. <https://doi.org/10.1007/s00484-020-01881-5>.
- Aparecido, L. E. de O., Rolim, G. de S., Moraes, J. R. da S. C. de, Costa, C. T. S., & Souza, P. S. de. (2020). Machine learning algorithms for forecasting the incidence of *Coffea arabica* pests and diseases. *International Journal of Biometeorology*, 64(4), 671–688. <https://doi.org/10.1007/s00484-019-01856-1>.
- Avelino, J., Cristancho, M., Georgiou, S., Imbach, P., Aguilar, L., Bornemann, G., et al. (2015). The coffee rust crises in Colombia and Central America (2008–2013): impacts, plausible causes and proposed solutions. *Food Security*, 7(2), 303–321. <https://doi.org/10.1007/s12571-015-0446-9>.
- Barbosa, D. H. S. G., Souza, R. M., & Vieira, H. D. (2010). Field assessment of coffee (*Coffea arabica* L.) cultivars in *Meloidogyne exigua*-infested or -free fields in Rio de Janeiro State, Brazil. *Crop Protection*, 29(2), 175–177. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2009.10.011>.
- Barbosa, I. C., Appel Neto, E., Seidel, E. J., & Oliveira, M. S. de. (2017). Proposal of the spatial dependence evaluation from the power semivariogram model. *Boletim de Ciências Geodésicas*, 23(3), 461–475. <https://doi.org/10.1590/S1982-21702017000300031>.
- Bellamy, A. S., Svensson, O., van den Brink, P. J., & Tedengren, M. (2016). What is in a label? Rainforest-Alliance certified banana production versus non-certified conventional

- banana production. *Global Ecology and Conservation*, 7, 39–48.  
<https://doi.org/10.1016/j.gecco.2016.05.002>.
- Bilen, C., El Chami, D., Mereu, V., Trabucco, A., Marras, S., & Spano, D. (2023, janeiro 1). A Systematic review on the impacts of climate change on coffee agrosystems. *Plants*. MDPI. <https://doi.org/10.3390/plants12010102>.
- Brito, G. G., Caixeta, E. T., Gallina, A. P., Zambolim, E. M., Zambolim, L., Diola, V., & Loureiro, M. E. (2010). Inheritance of coffee leaf rust resistance and identification of AFLP markers linked to the resistance gene. *Euphytica*, 173(2), 255–264.  
<https://doi.org/10.1007/s10681-010-0119-x>.
- Burrough, P. A., & McDonnell, R. A. (1998). *Principles of geographical information systems*. Oxford.
- Caffi, T., Rossi, V., Cossu, A., & Fronteddu, F. (2007). Empirical vs. mechanistic models for primary infections of *Plasmopara viticola*. *EPPO Bulletin*, 37(2), 261–271.  
<https://doi.org/10.1111/j.1365-2338.2007.01120.x>.
- Calicioglu, O., Flammini, A., Bracco, S., Bellù, L., & Sims, R. (2019). The future challenges of food and agriculture: An integrated analysis of trends and solutions. *Sustainability*, 11(1), 222. <https://doi.org/10.3390/su11010222>.
- Cambardella, C. A., Moorman, T. B., Novak, J. M., Parkin, T. B., Karlen, D. L., Turco, R. F., & Konopka, A. E. (1994). Field-scale variability of soil properties in Central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal*, 58(5), 1501–1511. <https://doi.org/DOI:10.2136/sssaj1994.03615995005800050033x>.
- Campbell, C. L., & Madden, L. V. (1990). *Introduction to Plant Disease Epidemiology*. New York: Wiley.
- Campos, P. de M. (2018). *Método de seleção de preditores lineares geoestatísticos via abordagem do campo aleatório gaussiano*. 144 p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agropecuária). Universidade Federal de Lavras - UFLA, Lavras.
- Carvalho, A. M. de, Cardoso, D. de A., Carvalho, G. R., Carvalho, V. L. de, Pereira, A. A., Ferreira, A. D., & Carneiro, L. F. (2017). Behavior of coffee cultivars under the incidence of diseases of rust and gray leaf spot in two cultivation environments. *Coffee Science*, 12(1), 100–107.
- Carvalho, A. M. de, Teramoto, É. T., Botelho, C. E., Carvalho, G. R., Lima, A. E. de, & Guerreiro Filho, O. (2022). Agronomic performance of Arabica coffee cultivars in the subtropical humid environment of Vale do Ribeira Paulista, Brazil. *Revista Ceres*, 69(6), 639–647. <https://doi.org/10.1590/0034-737x202269060002>.
- Cerdán, C. R., Rebolledo, M. C., Soto, G., Rapidel, B., & Sinclair, F. L. (2012). Local knowledge of impacts of tree cover on ecosystem services in smallholder coffee

- production systems. *Agricultural Systems*, 110, 119–130.  
<https://doi.org/10.1016/j.agsy.2012.03.014>.
- Chain-Guadarrama, A., Martínez-Salinas, A., Aristizábal, N., & Ricketts, T. H. (2019). Ecosystem services by birds and bees to coffee in a changing climate: A review of coffee berry borer control and pollination. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 280, 53–67. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2019.04.011>.
- Chemura, A., Kutuywayo, D., Chidoko, P., & Mahoya, C. (2016). Bioclimatic modelling of current and projected climatic suitability of coffee (*Coffea arabica*) production in Zimbabwe. *Regional Environmental Change*, 16(2), 473–485.  
<https://doi.org/10.1007/s10113-015-0762-9>.
- Colares, M. R. N. (2018). *Modeling of Coffee Productivity Losses Related to Rust*. 86 p. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Fitopatologia). Universidade Federal de Lavras - UFLA. Lavras.
- Companhia Nacional de Abastecimento - CONAB. (2023). *Acompanhamento da safra brasileira de café* (1º ed, Vol. 10). Brasília: CONAB. <http://www.conab.gov.br>. Acessado 20 de julho de 2023.
- Couttolenc-Brenis, E., Carrión, G. L., Villain, L., Ortega-Escalona, F., Ramírez-Martínez, D., Mata-Rosas, M., & Méndez-Bravo, A. (2020). Prehaustorial local resistance to coffee leaf rust in a Mexican cultivar involves expression of salicylic acid-responsive genes. *PeerJ*, 8:e8345, 1–21. <https://doi.org/10.7717/peerj.8345>.
- Cressie, N. (1990). The origins of kriging. *Mathematical Geology*, 22(3), 239–252.
- Csárdi, G., & FitzJohn, R. (2019). *progress: terminal progress bars version 1.2.2*. <https://CRAN.R-project.org/package=progress>. Acessado 9 de setembro de 2023.
- Duthie, J. A. (1997). Models of the response of foliar parasites to the combined effects of temperature and duration of wetness. *Phytopathology*, 87(11), 1088–1095.
- FAO, F. and A. O. (2022). *The future of food and agriculture – Drivers and triggers for transformation*. *The future of food and agriculture – Drivers and triggers for transformation*. Rome, Italy: FAO. <https://doi.org/10.4060/cc0959en>.
- FAO, F. and A. O. (2017). *The future of food and agriculture: trends and challenges*. Rome, Italy: FAO. <https://www.fao.org/agrifood-economics/publications/detail/en/c/1475516/>. Acessado 9 de setembro de 2023.
- FAOSTAT. (2023). Crop statistics. *The United Nations Food and Agriculture Organisation of the United Nations*. <https://www.fao.org/faostat/en/#home>. Acessado 27 de julho de 2023.

- Fernandes, L. H. M., Resende, M. L. V. de, Pereira, R. B., Costa, B. H. G., Monteiro, A. C. A., & Ribeiro Júnior, P. M. (2013). Acibenzolar-s-methyl in rust and blotch control in field conditions. *Coffee Science*, 8(1), 21–29.
- Garçon, C. L. P., Zambolim, L., Mizubuti, E. S. G., Do Vale, F. X. R., & Costa, H. (2004). Controle da ferrugem do cafeeiro com base no valor de severidade. *Fitopatologia Brasileira*, 29(5), 486–491.
- Ghini, R., Hamada, E., Pedro Júnior, M. J., & Gonçalves, R. R. do V. (2011). Incubation period of *Hemileia vastatrix* in coffee plants in Brazil simulated under climate change. *Summa Phytopathologica*, (2), 85–93. <http://www.ipcc-data.org/sres/>.
- Gillespie, T. J., & Sentelhas, P. C. (2008). Agrometeorology and plant disease management - a happy marriage. *Sci. Agric*, 65, 71–75.
- Gonçalves, C., & Zylbersztajn, D. (2020). Business history and challenges for coffee cooperatives in Brazil: The case of Cooxupé Cooperative. Em *Coffee Consumption and Industry Strategies in Brazil: A Volume in the Consumer Science and Strategic Marketing Series* (p. 203–228). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814721-4.00015-9>.
- Haggar, J., Soto, G., Casanoves, F., & Virginio, E. de M. (2017). Environmental-economic benefits and trade-offs on sustainably certified coffee farms. *Ecological Indicators*, 79, 330–337. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.04.023>.
- Hengl, T., Minasny, B., & Gould, M. (2009). A geostatistical analysis of geostatistics. *Scientometrics*, 80(2), 491–514. <https://doi.org/10.1007/s11192-008-2088-6>.
- Hijmans, R. (2023). *raster: geographic data analysis and modeling version 3.6-20*. <https://CRAN.R-project.org/package=raster>. Acessado 9 de setembro de 2023.
- Hinnah, F. D., Sentelhas, P. C., Alves Patrício, F. R., Paiva, R. N., & Parenti, M. V. (2020). Performance of a weather-based forecast system for chemical control of coffee leaf rust. *Crop Protection*, 137. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2020.105225>.
- Hinnah, F. D., Sentelhas, P. C., Meira, C. A. A., & Paiva, R. N. (2018). Weather-based coffee leaf rust apparent infection rate modeling. *International Journal of Biometeorology*, 62(10), 1847–1860. <https://doi.org/10.1007/s00484-018-1587-2>.
- Hollister, J. (2023). *elevatr: access elevation data from various APIs version 0.4.2*. <https://CRAN.R-project.org/package=elevatr/>. Acessado 9 de setembro de 2023.
- Huber, L., & Gillespie, T. J. (1992). Modeling leaf wetness in relation to plant disease epidemiology. *Annu, Rev, Phytopathol*, 30, 553–77. <https://doi.org/https://doi.org/10.1146/annurev.py.30.090192.003005>.
- International Coffee Organization - ICO. (2023). Historical data on the global coffee trade. *International Coffee Organization - ICO*. [https://www.ico.org/new\\_historical.asp](https://www.ico.org/new_historical.asp). Acessado 27 de julho de 2023.

- Isaaks, E. H., & Srivastava, R. Mohan. (1989). *Applied geostatistics*. New York: Oxford University Press.
- Jian, L., Aixin, R., Ran, L., Tao, J., Huiying, L., & Ming, L. (2020). Estimation model of cucumber leaf wetness duration considering the spatial heterogeneity of solar greenhouse. *Smart Agriculture*, 2(2), 135–144. <https://doi.org/10.12133/j.smartag.2020.2.2.202001-SA003>.
- Kushalappa, A. C., Akutsu, M., & Ludwig, A. (1983). Ecology and Epidemiology Application of Survival Ratio for Monocyclic Process of *Hemileia vastatrix* in Predicting Coffee Rust Infection Rates. *Phytopathology*, 73(1), 96–103.
- Kushalappa, A. C., Akutsu, M., Oseguera, S. H., Chaves, G. M., Melles, C. A., Miranda, J. M., & Bartolo, G. F. (1984). Equations for predicting the rate of coffee rust development based on net survival ratio for monocyclic process of *Hemileia vastatrix*. *Fitopatologia Brasileira*, 9, 255–271.
- Läderach, P., Ramirez-Villegas, J., Navarro-Racines, C., Zelaya, C., Martinez-Valle, A., & Jarvis, A. (2017). Climate change adaptation of coffee production in space and time. *Climatic Change*, 141(1), 47–62. <https://doi.org/10.1007/s10584-016-1788-9>.
- Li, J., & Heap, A. D. (2014). Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. *Environmental Modelling and Software*, 53, 173–189. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.12.008>.
- Marcuzzo, F. F. N., Andrade, L. R. de, & Melo, D. C. R. (2011). Métodos de interpolação matemática no mapeamento de chuvas do estado do Mato Grosso. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 04, 793–804. [www.ufpe.br/rbgfe](http://www.ufpe.br/rbgfe).
- Matheron, G. (1963). Principles of geostatistics. *Economic Geology*, 58, 1246–1266.
- McCook, S., & Vandermeer, J. (2015). The big rust and the red queen: long-term perspectives on coffee rust research. *Phytopathology*, 105(9), 1164–1173. <https://doi.org/10.1094/PHYTO-04-15-0085-RVW>.
- Medeiros, E. S. de, Lima, R. R. de, Olinda, R. A. de, & Santos, C. A. C. dos. (2019). Modeling spatiotemporal rainfall variability in Paraíba, Brazil. *Water*, 11(9), 1843. <https://doi.org/10.3390/w11091843>.
- Meira, C. A. A., Rodrigues, L. H. A., & Moraes, S. A. (2009). Warning models for coffee rust control in growing areas with large fruit load. *Pesq. agropec. bras*, 44(3), 233–242.
- Merle, I., Tixier, P., Virginio Filho, E. de M., Cilas, C., & Avelino, J. (2020). Forecast models of coffee leaf rust symptoms and signs based on identified microclimatic combinations in coffee-based agroforestry systems in Costa Rica. *Crop Protection*, 130. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2019.105046>.

- Montero, J. M., Fernández-Avilés, G., & Mateu, J. (2015). *Spatial and Spatio-Temporal Geostatistical Modeling and Kriging* (1 ed.). Spain: Wiley.
- Moraes, W. B., Jesus, W. J. C. de, Peixoto, L. de A., Moraes, W. B., Coser, S. M., & Cecílio, R. A. (2012). Impact of climate change on the phoma leaf spot of coffee in Brazil. *Interciencia*, 37(4), 272–278. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=33922748006>.
- Narouei-Khandan, H. A., Shakya, S. K., Garrett, K. A., Goss, E. M., Dufault, N. S., Andrade-Piedra, J. L., et al. (2020). BLIGHTSIM: A new potato late blight model simulating the response of *Phytophthora infestans* to diurnal temperature and humidity fluctuations in relation to climate change. *Pathogens*, 9(8), 659. <https://doi.org/10.3390/pathogens9080659>.
- NASA. (2013). NASA Shuttle Radar Topography Mission Global 1 arc second NetCDF. NASA. [https://cmr.earthdata.nasa.gov/search/concepts/C1608275054-LPDAAC\\_ECS.html](https://cmr.earthdata.nasa.gov/search/concepts/C1608275054-LPDAAC_ECS.html). Acessado 7 de setembro de 2023.
- Oliveira, F. A. (2005). *Validação de modelos de previsão da ferrugem do cafeeiro e monitoramento de esporos de Hemileia vastatrix e Cercospora coffeicola em Lavras, MG*. 98 p. Tese (Doutorado em Agronomia/Fitopatologia). Universidade Federal de Lavras - UFLA, Lavras.
- Ozelkan, E., Bagis, S., Ozelkan, E. C., Ustundag, B. B., Yucel, M., & Ormeci, C. (2015). Spatial interpolation of climatic variables using land surface temperature and modified inverse distance weighting. *International Journal of Remote Sensing*, 36(4), 1000–1025. <https://doi.org/10.1080/01431161.2015.1007248>.
- Paiva, B. R. T. L., Souza, P. E. de, Scalco, M. S., & Monteiro, F. P. (2013). Progresso da cercosporiose do cafeeiro sob diferentes manejos de irrigação e densidade de plantio. *Coffee Science*, 8(2), 166–175.
- Pebesma, E., & Bivand, R. (2023). *Spatial data science: with applications in R* (1st ed.). Chapman and Hall/CRC.
- Pebesma, Edzer. (2018). Simple features for R: standardized support for spatial vector data. *The R Journal*, 10(1), 439–446. <https://doi.org/https://doi.org/10.32614/RJ-2018-009>.
- Pérez, C. D. P., Pozza, E. A., Pozza, A. A. A., Elmer, W. H., Pereira, A. B., Guimarães, D. da S. G., et al. (2020). Boron, zinc and manganese suppress rust on coffee plants grown in a nutrient solution. *European Journal of Plant Pathology*, 156(3), 727–738. <https://doi.org/10.1007/s10658-019-01922-9>.
- Pinto, A. C. S., Pozza, E. A., De Souza, P. E., Pozza, A. A. A., Talamini, V., Boldini, J. M., & Santos, F. S. (2002). Descrição da epidemia da ferrugem do cafeeiro com redes neuronais. *Fitopatologia Brasileira*, 27(5), 517–524.
- Pozza, A. A., & Alves, M. de C. (2008). Impacto potencial das mudanças climáticas sobre as doenças fúngicas do cafeeiro no Brasil. Em R. Ghini & E. Hamada (Orgs.), *Mudanças*

- climáticas: impactos sobre doenças de plantas no Brasil* (p. 215–233). Brasília: Embrapa Informação Tecnológica.
- Pozza, E. A. (2021). Diagnose e controle de doenças. Em G. R. Carvalho, A. D. Ferreira, V. T. Andrade, C. E. Botelho, & J. P. F. Carvalho (Orgs.), *Cafeicultura do Cerrado* (p. 347–430). EPAMIG.
- Pozza, E. A., Carvalho, V. L., & Chalfoun, S. M. (2010). Sintomas de injúrias causadas por doenças em cafeeiro. Em R. J. Guimarães, A. N. G. Mendes, & D. P. Baliza (Orgs.), *Semiologia do Cafeeiro: sintomas de desordens nutricionais, fitossanitárias e fisiológicas* (p. 69–101). Lavras: Editora UFLA.
- Pozza, E. A., Santos, É. R. dos, Gaspar, N. A., Vilela, X. M. de S., Alves, M. de C., & Colares, M. R. N. (2021). Coffee rust forecast systems: Development of a warning platform in a Minas Gerais state, Brazil. *Agronomy*, *11*(11). <https://doi.org/10.3390/agronomy11112284>.
- R Core Team. (2023). R: A Language and Environment for Statistical Computing. *R Foundation for Statistical Computing*. <https://www.R-project.org/>. Acessado 9 de setembro de 2023.
- Ramos, A. P. M., Marcato Junior, J., Decanini, M. M. S., Pugliesi, E. A., Oliveira, R. F. de, & Paranhos Filho, A. C. (2016). Avaliação qualitativa e quantitativa de métodos de classificação de dados para o mapeamento coroplético. *Revista Brasileira de Cartografia*, *3*(68), 609–629.
- Ribeiro Jr, P. J., Diggle, P., Christensen, O., Schlather, M., Bivand, R., & Ripley, B. (2007). *geoR: analysis of geostatistical data version 1.9-2*. New York, NY: Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-48536-2>.
- Salotti, I., Bove, F., & Rossi, V. (2022). Development and validation of a mechanistic, weather-based model for predicting *Puccinia graminis* f. sp. *tritici* infections and stem rust progress in wheat. *Frontiers in Plant Science*, *13*, 1–18. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.897680>.
- Savary, S., Nelson, A. D., Djurle, A., Esker, P. D., Sparks, A., Amorim, L., et al. (2018). Concepts, approaches, and avenues for modelling crop health and crop losses. *European Journal of Agronomy*, *100*, 4–18. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2018.04.003>.
- Seidel, E. J., & Oliveira, M. S. de. (2016). A classification for a geostatistical index of spatial dependence. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, *40*. <https://doi.org/10.1590/18069657rbcs20160007>.
- Shin, J.-Y., Park, J., & Kim, K. R. (2021). Emulators of a physical model for estimating leaf wetness duration. *Agronomy*, *11*(2), 216. <https://doi.org/10.3390/agronomy11020216>.
- Silva, M. G. da, Pozza, E. A., Lima, C. V. R. V. de, & Fernandes, T. J. (2016). Interação da temperatura e intensidade luminosa na esporulação e germinação de conídios de

- Cercopora coffeicola*. *Ciencia e Agrotecnologia*, 40(2), 198–204.  
<https://doi.org/10.1590/1413-70542016402025915>.
- Silva, M. do C., Várzea, V., Guerra-Guimarães, L., Azinheira, H. G., Fernandez, D., Petitot, A.-S., et al. (2006). Coffee resistance to the main diseases: leaf rust and coffee berry disease. *Braz. J. Plant Physiol*, 18(1), 119–147.
- Silva, R. B., Leal, L. S., Alves, L. S., Brandão, R. V., Alves, R. C. M., Klering, E. V., & Pezzi, R. P. (2015). Estações meteorológicas de código aberto: Um projeto de pesquisa e desenvolvimento tecnológico. *Revista Brasileira de Ensino de Física*, 37(1), 1505.  
<https://doi.org/10.1590/S1806-11173711685>.
- Solís, M., & Rojas-Herrera, V. (2021). Approaches for the prediction of leaf wetness duration with machine learning. *Biomimetics*, 6(2), 29.  
<https://doi.org/10.3390/BIOMIMETICS6020029>.
- Souza, A. F. de, Zambolim, L., Jesus Júnior, V. C. de, & Cecon, P. R. (2011). Chemical approaches to manage coffee leaf rust in drip irrigated trees. *Australasian Plant Pathology*, 40(3), 293–300. <https://doi.org/10.1007/s13313-011-0046-x>.
- Staples, R. C. (2000). Research on the rust fungi during the twentieth century. *Annu. Rev. Phytopathol.*, 38, 49–69. [www.annualreviews.org](http://www.annualreviews.org).
- Sutton, J. C., Gillespie, T. J., & Hildebrand, P. D. (1984). Monitoring weather factors in relation to plant disease. *Plant Disease*, 68(1), 78–84. <https://doi.org/DOI:10.1094/PD-68-78>.
- Talhinhas, P., Batista, D., Diniz, I., Vieira, A., Silva, D. N., Loureiro, A., et al. (2017). The coffee leaf rust pathogen *Hemileia vastatrix*: one and a half centuries around the tropics. *Molecular Plant Pathology*, 18(8), 1039–1051. <https://doi.org/10.1111/mpp.12512>.
- Tavares, P. da S., Giarolla, A., Chou, S. C., Silva, A. J. de P., & Lyra, A. de A. (2018). Climate change impact on the potential yield of Arabica coffee in southeast Brazil. *Regional Environmental Change*, 18(3), 873–883. <https://doi.org/10.1007/s10113-017-1236-z>.
- Webster, R., & Oliver, M. A. (1992). Sample adequately to estimate variograms of soil properties. *Journal of Soil Science*, 43, 117–192. <https://doi.org/doi.org/10.1111/j.1365-2389.1992.tb00128.x>.
- Webster, R., & Oliver, M. A. (2007). *Geostatistics for environmental scientists* (2nd Edition.). England: Wiley.
- Wickham, H. (2022). *stringr: simple, consistent wrappers for common string operations version 1.5.0*. <https://stringr.tidyverse.org>,. Acessado 9 de setembro de 2023.

- Wickham, H., François, R., Henry, L., Müller, K., & Vaughan, D. (2023). dplyr: a grammar of data manipulation - R package version 1.1.2. <https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>. Acessado 9 de setembro de 2023.
- Wickham, Hadley, & Henry, L. (2023). *purrr: functional programming version 1.0.1*. <https://CRAN.R-project.org/package=purrr>. Acessado 9 de setembro de 2023.
- Xavier, A. C., King, C. W., & Scanlon, B. R. (2016). Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980–2013). *International Journal of Climatology*, 36(6), 2644–2659. <https://doi.org/10.1002/joc.4518>.
- Yamamoto, J. K., & Landim, P. M. B. (2013). *Geoestatística: conceitos e aplicações*. São Paulo: Oficina de Textos.
- Yamamoto, Jorge Kazuo. (2020). *Estatística, análise e interpolação de dados geoespaciais* (1ª Edição.). São Paulo: Gráfica Paulos.
- Yang, L.-N., Ren, M., & Zhan, J. (2023). Modeling plant diseases under climate change: evolutionary perspectives. *Trends in Plant Science*, 28(5), 519–526. <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2022.12.011>.
- Yirga, M. (2020). Potential effects, biology and management options of coffee leaf rust (*Hemileia vastatrix*): A Review. *International Journal of Forestry and Horticulture*, 6(1), 19–31. <https://doi.org/10.20431/2454-9487.0601003>.
- Zhou, F., Guo, H. C., Ho, Y. S., & Wu, C. Z. (2007). Scientometric analysis of geostatistics using multivariate methods. *Scientometrics*, 73(3), 265–279. <https://doi.org/10.1007/s11192-007-1798-5>.