

Aplicação de algoritmos de mineração de dados no reconhecimento de padrões influentes na ocorrência da ferrugem (*Hemileia vastatrix berk. &br*) em cafeeiros na região sul de Minas Gerais

Vanessa Cristina Oliveira de Souza¹
Bianca Gueldini Tella¹
Isabela Neves Drummond¹
Margarete Marin Lordelo Volpato²
Rodrigo Luz da Cunha²

¹Instituto de matemática e computação (IMC) - Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI)
Caixa Postal: 50 - CEP: 37500 903– Itajubá – MG – Brasil
{vanessa.vcos, biancagrella, isadrummond}@gmail.com

²Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais/EPAMIG - Unidade Regional do Sul de Minas (URESMA) – Caixa Postal: 176 – CEP: 37200-000 - Lavras – MG – Brasil
{margarete, rodrigo}@epamig.ufla.br

Abstract. Data mining techniques provide the recognition of patterns that determine or influence the disease infestation in coffee plantations. These models are very important to the strategic positioning of producers with respect to the rational use of pesticides and prevention measures. Frequent monitoring of large coffee crops is difficult and costly, since the manual data collection is restricted. As a proposed solution, this paper aims to develop a model of infestation of coffee rust (*Hemileia vastatrix Berk. & Br*) directed to great land extension, using data from remote sensing (EVI) and data mining algorithms. We have employed decision trees and supervised neural network techniques to generate two models. One using meteorological variables and the other using EVI. The results corroborate the hypothesis that EVI can be replaced by meteorological variables in models of infestation in coffee rust in South of Minas Gerais. The models obtained accuracy of approximately 60%. The class 'high' was the worst classified result obtained, due to the limited number of samples in the dataset.

Palavras chave: Sensoriamento remoto, EVI, ferrugem, modelo de infestação, remote sensing, EVI, *Hemileia vastatrix Berk. & Br*, forecast model

1.Introdução

O Brasil ocupa o papel de maior produtor e exportador de café no cenário mundial. A primeira estimativa para a produção da safra cafeeira para 2014 indica que o país deverá colher entre 46,53 e 50,15 milhões de sacas de 60 quilos de café (Conab, 2014).

Ainda de acordo com o levantamento da Conab (2014), a área total plantada com a cultura de café no país totaliza 2.282.619 hectares, desse total 54,25% concentra-se no estado de Minas Gerais.

Embora a cafeicultura apresente grande potencial de crescimento na economia, algumas doenças têm limitado a produtividade das lavouras, como por exemplo, a ferrugem, causada pelo fungo *Hemileia vastatrix Berk. & Br.*, considerada a principal doença do cafeeiro em todo o mundo (Lopes *et al.*, 2009).

A ferrugem causa a queda precoce das folhas e conseqüente seca dos ramos produtivos antes da época de florescimento do cafeeiro, refletindo negativamente sobre o desenvolvimento dos botões florais, vingamento das flores e desenvolvimento dos frutos (Zambolim *et al.*, 2002). Essa seca constante dos ramos reduz a longevidade dos cafeeiros tornando a lavoura gradativamente antieconômica (Zambolim *et al.*, 1997, Fernandes *et al.*, 2013). As conseqüências também afetam a qualidade da bebida, fazendo com que o preço de comercialização do produto seja mais baixo (Santos *et al.*, 2008).

Os danos causados pela doença variam entre regiões e até mesmo entre lavouras, podendo chegar a comprometer mais de 50% da produção do cafeeiro (Pozza, 2001, Zambolim *et al.*, 1997). Segundo Zambolim *et al.*, (1997), no Brasil o comprometimento atinge cerca de 35%

nas regiões onde as condições climáticas favorecem à doença, tornando-se um sério problema para a economia cafeeira.

O conhecimento dos fatores, ou de uma combinação destes, que condicionam ou contribuem para o desenvolvimento e taxa de progresso da ferrugem é primordial, uma vez que influenciam na distribuição da doença, sua incidência e severidade. O controle de epidemias e a aplicação de medidas preventivas adequadas exigem a compreensão das relações entre patógeno, hospedeiro e o ambiente (Salgado, 2007, Santos *et al.*, 2008). O monitoramento desses fatores permite a identificação de períodos de maior infestação das doenças e, portanto, os momentos mais apropriados para o controle.

A mineração de dados permite a extração de conhecimento de bases de dados históricas, predizendo padrões comportamentais. Como resultado obtém-se uma significativa contribuição para o planejamento estratégico, otimização de técnicas de cultivo e uso racional de pesticidas. A mineração de dados, ou data mining, é uma das principais etapas do processo de busca de conhecimento, onde o objetivo maior é identificar relações, regras e padrões que se apliquem aos dados.

Para que se alcance tal objetivo é realizada uma sequência de etapas. A primeira consiste em identificar o objetivo do processo e quais dados são úteis para tal finalidade. Em seguida, é realizado o pré-processamento sobre esses dados onde eles recebem um tratamento e só os dados coerentes serão submetidos aos métodos e ferramentas na etapa de extração de padrões (Rezende, 2005).

A importância que a cafeicultura tem na economia brasileira, desde a década de 70, impulsiona pesquisas visando entender a influência do clima e do hospedeiro sobre a ferrugem do cafeeiro (Garçon *et al.*, 2004). Neste sentido, alguns autores (Meira, 2008; Souza *et al.*, 2013; Miranda, 2012) têm usado técnicas de mineração de dados para criar modelos de ocorrência de doenças do cafeeiro e entender melhor a infestação dessas doenças no campo.

O modelo de ocorrência da ferrugem desenvolvido no trabalho de Meira (2008), aponta como variável de maior relevância na classificação a temperatura média nos períodos de alta umidade relativa do ar, sendo que quando inferiores a 17°C produziram taxas de infecção negativas ou nulas na maioria dos casos. Chegou-se a conclusão de que enquanto a folha está molhada a condição que determina a infecção da doença é a temperatura, e ainda que plantas mais carregadas de frutos estão mais propensas à doença.

De maneira semelhante Souza *et al.* (2013) utilizaram o algoritmo J4.8, classificado como um indutor de árvore de decisão, para conduzir um estudo sobre a ocorrência da cercosporiose (*Cercosporacoffeicola Berkeley & Cooke*) gerando um comparativo entre o cultivo convencional e o orgânico do café. Como resultado deste trabalho obteve-se duas estruturas diferentes de árvores de decisão para demonstrar o modelo de ocorrência. No cultivo orgânico, obteve-se a temperatura como atributo de maior separabilidade. Já no cultivo convencional, o atributo de maior separabilidade é a quantidade total de precipitação. Para valores de precipitação maiores que 70 mm, a temperatura não influencia a ocorrência da doença (Souza *et al.*, 2013).

Miranda (2012) também fez uso do J4.8 para gerar modelos de infestação da ferrugem. Como diferencial em relação aos outros autores utilizou um índice espectral de vegetação obtido por sensoriamento remoto chamado EVI (*Enhanced Vegetation Index*), como atributo na geração dos modelos. Por ser obtido por meio de técnicas de sensoriamento remoto, o EVI diminui a necessidade de obtenção das variáveis meteorológicas da região estudada, favorecendo a geração de modelos em locais que não contam com estações meteorológicas.

Diversos tipos de algoritmos de mineração de dados têm sido empregados para gerar modelos de ocorrência de doenças do cafeeiro. Meira (2008), Miranda (2012) e Souza *et al.* (2013) utilizaram algoritmos de árvore de decisão, Pinto *et al.* (2002) utilizaram redes neurais e análise de regressão para identificar as variáveis mais significantes.

O presente trabalho visa contribuir para avanço das pesquisas relacionadas à criação de modelos de ocorrência das doenças do cafeeiro, investigando se é possível substituir as variáveis meteorológicas precipitação e umidade (separadamente, ou ambas) pelo EVI nos modelos de infestação. Para tanto, compreenderá técnicas e algoritmos de mineração de dados para gerar modelos de ocorrência da ferrugem do cafeeiro, utilizando dados meteorológicos e produtos de sensoriamento remoto.

2. Metodologia

2.1 Dados utilizados

Neste trabalho utilizou-se o seguinte conjunto de atributos: fenologia, precipitação acumulada, precipitação média, umidade média, temperatura média, EVI e incidência de ferrugem. Como parte das atividades eminentes do processo de mineração de dados, foi realizado o pré-processamento dos dados, realizando a limpeza, seleção e discretização dos atributos.

Os dados de incidência de ferrugem do cafeeiro foram coletados quinzenalmente na Fazenda Experimental da EPAMIG de São Sebastião do Paraíso, MG. A base de dados compreende o período de 2000 a 2010. Em cada data de coleta, 4 grupos de plantas eram analisados. Foi então feita a média das quatro amostras e o valor resultante foi discretizado conforme tabela 1. Ao todo o conjunto de dados continha 261 amostras, distribuídas nas classes conforme tabela 1.

Tabela 1. Discretização da incidência de ferrugem.

Nº de folhas com ferrugem	Classe	Número de Amostras
<10%	Muito Baixa	75
10 a 20%	Baixa	47
20 a 60%	Média	115
>60%	Alta	24

A estação meteorológica convencional presente na fazenda experimental da EPAMIG, em parceria com a INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) forneceu os dados climáticos, abrangendo: Precipitação, Temperatura Mínima, Temperatura Máxima e Umidade Relativa do Ar. Como os dados são diários e as coletas quinzenais, foram calculadas as médias mensais dos valores encontrados para cada atributo. A tabela 2 apresenta a discretização das variáveis meteorológicas.

Tabela 2. Discretização das variáveis meteorológicas.

Variável Meteorológica	Classe
Precipitação Acumulada	Menor que 70 Maior ou igual a 70
Precipitação Média	Menor ou igual a 2 Maior que 2 e menor ou igual a 3 Maior que 3
Umidade	Menor que 70% Entre 70 e 75 % Entre 75 e 85% Maior que 85%
Temperatura Média	Menor que 15 ou maior que 30°C Entre 15 a 18 ou entre 27 a 30°C Entre 18 a 21 ou entre 24 a 27°C Entre 21 e 24°C

A fenologia foi obtida a partir do mês da coleta da infestação da ferrugem, segundo Camargo & Camargo (2001) (Tabela 3).

Tabela 3. Discretização da Fenologia. Fonte : Camargo & Camargo (2001)

Mês	Classe (estadio fenológico)
Janeiro, Fevereiro, Março • início da incidência de ferrugem: baixo a média	Granação dos Frutos
Abril, Maio, Junho • incidência média a alta de ferrugem	Maturação dos Frutos
Julho, Agosto • incidência de alta a média para baixo de ferrugem	Repouso
Setembro, Outubro, Novembro, Dezembro • incidência baixa de ferrugem	Florada, chumbinho e expansão dos frutos

2.1.1 EVI (*Enhanced Vegetation Index*)

Convencionalmente, o monitoramento da cultura do café tem sido realizado com inspeções de campo, porém essa prática se torna inviável quando a área de plantio tem grandes proporções. Práticas mais recentes adotam como objeto de estudo imagens de satélite, permitindo o monitoramento de grandes extensões a custos menores (Miranda, 2012). Segundo Moraes (2009), o produto EVI é um dos mais apropriados para o estudo da variabilidade de mudança do uso do solo, por ser sensível a variações de aspectos da vegetação.

Para esse estudo foram adquiridos valores do EVI2. O cálculo do índice de vegetação espectral EVI2 foi desenvolvido para aperfeiçoar o sinal da vegetação, melhorando a sensibilidade em regiões com maiores densidades de biomassa, além do monitoramento da vegetação através de uma ligação do sinal de fundo do dossel e a redução das influências atmosféricas (FREITAS et al., 2011).

O EVI-2 é calculado da seguinte forma:

$$EVI2 = 2.5 * (NIR - Red) / ((NIR + 2.4) * (Red + 1)) \quad (1)$$

Onde: NIR é a refletância da superfície na faixa do infravermelho próximo (800-1100 nm) e o Red (600-700 nm) é a refletância da superfície na faixa do vermelho. Valores do EVI2 mais próximos de 1 indicam maior vigor vegetativo (FREITAS et al., 2011).

As imagens do EVI2 possuem 250m de resolução espacial e 16 dias de resolução temporal. Os dados das imagens são disponibilizados gratuitamente pelo laboratório virtual do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) (<<http://www.dsr.inpe.br/laf/series/>>). A visualização do portal OLAF disponibiliza neste portal uma ferramenta para a visualização instantânea das séries temporais derivadas de imagens de sensoriamento remoto. Esta ferramenta foi desenvolvida dentro do conceito de um Laboratório Virtual de Sensoriamento Remoto (FREITAS et al., 2011) para dar suporte a estudos e análises de mudança de uso e cobertura da terra. Todos os dados adquiridos neste portal foram produzidos utilizando-se como base dados distribuídos gratuitamente pela NASA (Distributed Active Archive Center – DAAC).

Os dados do produto EVI foram coletados em 10 pontos distintos na fazenda, localizados sobre talhões de café e em datas próximas daquela em que houve a avaliação da infestação da doença. Os dados foram discretizados nas seguintes classes: EVI > 0,5 (dossel vigoroso); EVI 0,5 - 0,4 (dossel com vigor vegetativo intermediário); EVI 0,4 - 0,3 (dossel com vigor vegetativo baixo); EVI < 0,3 (dossel com vigor vegetativo muito baixo).

2.2 Métodos

Foram gerados modelos utilizando o algoritmo J4.8 (WITTEN; FRANK, 2005), que é um indutor de árvore de decisão e a rede neural artificial do tipo MLP (Multilayer Perceptron) (HAYKIN, 2009), utilizando o software livre WEKA (WEKA, 2014). Os modelos foram avaliados por pesquisadores da Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais – Unidade Regional do Sul de Minas (EPAMIG-URES), especialistas em doenças do cafeeiro.

Foram realizados diversos testes considerando as combinações entre as variáveis meteorológicas, fenologia e infestação. Algumas dessas combinações utilizaram os dados brutos, sem discretização e, nesse caso, utilizou-se o filtro do WEKA para classificar os valores das variáveis.

Os dois algoritmos testados empregaram a validação cruzada com 10 pastas, utilizando para avaliação a média das taxas de acerto obtidas para cada modelo gerado. Além disso, a matriz de confusão gerada foi empregada para avaliar as classes que apresentavam maior número de elementos incorretamente classificados, no intuito de obter mais informação acerca do conjunto de amostras.

Os testes foram realizados de duas formas : utilizando apenas variáveis meteorológicas e, posteriormente, substituindo as variáveis Precipitação Acumulada, Precipitação Média e Umidade pelo EVI.

3. Resultados e Discussão

3.1 Árvore de Decisão

Dos modelos gerados apenas com variáveis meteorológicas, a melhor combinação obtida foi com os atributos Fenologia, Precipitação Acumulada, Temperatura Média e Umidade Média. Uma observação importante é que a temperatura obteve melhor resultado quando aplicado o filtro do WEKA para discretizar esse atributo, que obteve as seguintes classes : $\leq 17.3^{\circ}\text{C}$; entre 17.3 e 20.75°C ; entre 20.75 e 23.9°C e $>23.9^{\circ}\text{C}$.

O modelo é apresentado na figura 1. A temperatura foi o atributo de maior separabilidade. A alta infestação foi apontada quando a umidade média for ≤ 70 e a temperatura ≤ 17.3 , ou seja, baixa temperatura e baixa umidade, o que condiz com as condições meteorológicas da região Sul de Minas na época do ano onde a incidência é maior (Abril, Maio e Junho). A fenologia é importante no modelo apenas quando a temperatura é maior que 20.75°C . Nas fases de repouso e florada, a infestação é muito baixa. Na fase de maturação, média infestação e na fase de granação, a ocorrência da doença é média ou baixa, dependendo da umidade média (UmidM) e precipitação acumulada (PrecipitacaoS). De acordo com a tabela 3, o modelo gerado não condiz na época do repouso, onde normalmente a incidência da ferrugem seria de alta a média para baixo.

A acurácia da árvore foi de 60%. As classes ‘média’ e ‘alta’ infestação foram as que obtiveram o melhor e o pior índice de acerto. De fato, no modelo a classe alta infestação teve apenas 2% de acerto. A maior parte das amostras foram classificadas como média infestação.

Dos modelos usando o EVI, a melhor combinação obtida foi com os atributos Fenologia e EVI. O modelo é apresentado na figura 2. O atributo de maior separabilidade é a Fenologia. A média dos 10 pontos coletados de EVI entrou no modelo de forma bruta, sendo discretizado pelo filtro do WEKA. Percebe-se que, conforme a tabela 3, o modelo corresponde bem aos níveis de infestação da ferrugem em relação a fenologia e que o modelo é mais simples, quando comparado à figura 1. Outra observação importante é que pequenas alterações no valor do EVI separa as classes de infestação da doença. A infestação alta acontece, segundo o modelo, na época do Repouso (Julho, Agosto), e com dossel com vigor vegetativo muito baixo (≤ 0.29).

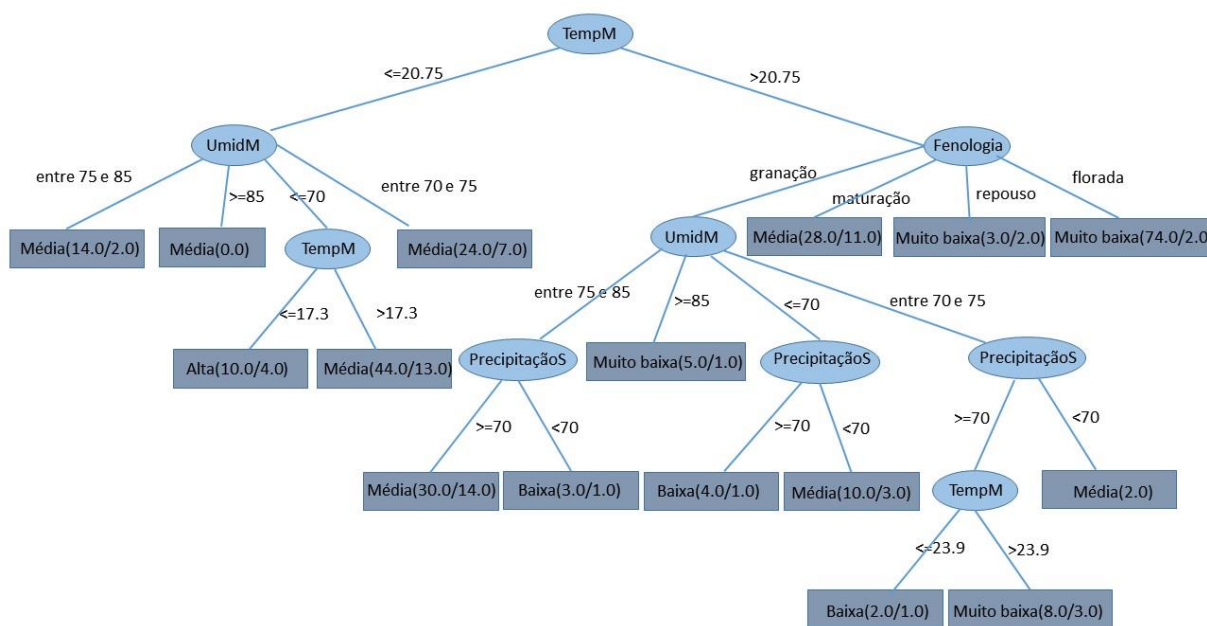


Figura 1. Modelo de incidência da ferrugem utilizando variáveis meteorológicas.

A acurácia da árvore foi de 60.5%. A matriz de erro mostrou que as classes ‘muito baixa’ e ‘média’ obtiveram as melhores taxas de acerto (76% e 85%). Já a classe ‘baixa’ teve a pior taxa de acerto (2%), seguida pela classe ‘alta’ (4%). Ambas foram confundidas pelo classificador, principalmente, com a classe ‘média’.

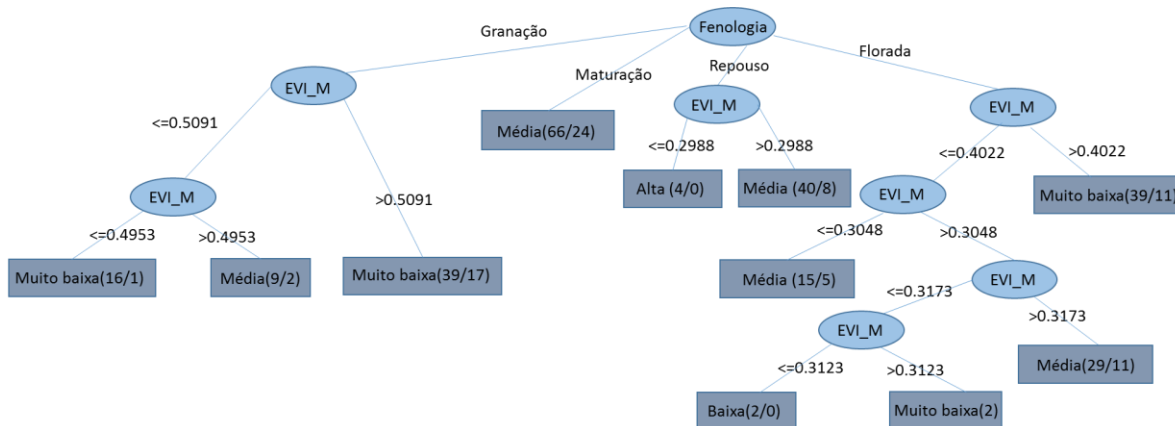


Figura 2. Modelo de incidência da ferrugem utilizando EVI.

3.2 Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais supervisionadas podem se comportar como classificadores, porém não são capazes de gerar as regras que levam à classificação obtida, assim como é possível observar num modelo de árvore gerada por um algoritmo de árvore de decisão. As redes neurais do tipo MLP podem ser vistas como “caixas pretas”, uma vez que sua forma de operação não permite ao usuário o controle das funções que geram os resultados. Apesar deste fator limitante, as redes neurais são adequadas para modelar propriedades quantitativas e podem ajudar a descobrir relações ocultas nos dados de entrada.

A partir das combinações dos atributos, foi possível verificar a taxa de acerto do classificador para algumas configurações. A melhor taxa foi alcançada empregando os

atributos Fenologia, Precipitação Acumulada, Temperatura Média e Umidade Média, onde 62% das amostras de teste foram corretamente classificadas.

Considerando a hipótese deste trabalho e substituindo as variáveis precipitação e/ou umidade pelo EVI, a taxa de acerto teve uma ligeira queda, mas ficou bem próxima da configuração anterior. Considerando apenas os atributos Fenologia e EVI (excluindo também a temperatura) o classificador apresentou acurácia de 60,15% .

As matrizes de confusão permitem uma análise classe a classe, visualizando onde está o erro do classificador para as amostras apresentadas, desta forma podem ser extraídas novas informações do conjunto de amostras, e conseqüentemente da aplicação investigada. Considerando os resultados descritos, em ambos as classes Baixa e Alta foram as que apresentaram maiores taxas de erro, sendo que para o modelo sem o atributo EVI, a classe Baixa teve 23% das suas amostras corretamente classificadas e a classe Alta, 16%. No modelo onde são excluídas as variáveis precipitação, temperatura e umidade, considerando apenas o EVI, 34% das amostras da classe Baixa foram classificadas como Baixa e apenas 4% da classe Alta foram corretamente classificadas. Em todos os casos estudados, tanto a classe Baixa quanto a classe Alta se confunde mais com a classe Média, ou seja, a maioria dos pontos mal classificados nestas classes foram classificados como pertencentes à classe Média.

Os resultados obtidos com as redes neurais validaram os modelos das árvores de decisão.

4. Conclusões

Corroborando a hipótese desse trabalho, conclui-se que o EVI pode ser utilizado nos modelos de ocorrência da ferrugem do cafeeiro do Sul de Minas Gerais. A utilização desse índice de vegetação tornou o modelo mais simples, com melhor taxa de acerto, permitindo a completa exclusão das variáveis meteorológicas. Esse resultado é importante porque o EVI, ao contrário das variáveis meteorológicas, é um produto facilmente acessível e para grandes áreas.

Os modelos poderiam ter tido melhores resultados caso a quantidade de amostras da classe ‘alta infestação’ fosse maior. No entanto, é compreensível a pequena quantidade de amostras nessa classe, visto que no início da infestação da ferrugem no campo, há o manejo para controle da mesma, evitando seu alastramento e perda da produtividade da lavoura.

Outras técnicas de mineração de dados estão sendo testadas, assim como outros conjuntos de dados e os resultados serão informados em breve.

Agradecimentos: À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (Fapemig), ao Consórcio Pesquisa Café, ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e ao Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia do Café (INCT Café) pelo auxílio financeiro na condução deste trabalho.

Referências Bibliográficas

CONAB - Companhia nacional de abastecimento. **Acompanhamento da safra brasileira: café- safra 2014-Primeiro levantamento janeiro/2014.** Disponível em: http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/14_01_17_09_29_46_boletim_cafe_-_original_normalizado.pdf. Acesso em 26/03/2014.

Fernandes L. H. M.; Resende M. L V. de; Prereira R. B.; Costa B. H. G.; Monteiro A. C. A.; Ribeiro P.M. Jr Acibenzolar-s-metil no controle da ferrugem e da cercosporiose do cafeeiro em condições de campo **Coffee Science**, Lavras, v.9, n.1, p 24-32 jan/mar 2013.

Garçon, C. L. P.; Zambolim, L.; Mizubuti, E. S. G.; Vale, F. X. R.; COSTA, H. **Controle da Ferrugem do Cafeeiro com Base no Valor de Severidade.** 29(031), 1-6, 2004.

Meira C. A. A. **Processo de descoberta de conhecimento em bases de dados para a análise e o alerta de doenças de culturas agrícolas e sua aplicação na ferrugem do cafeeiro**. Universidade Estadual de Campinas – Faculdade de engenharia agrícola, 2008.

Moraes, E. C.; Pereira, G; Arai, E. Uso dos produtos EVI do sensor MODIS para a estimativa de áreas de alta variabilidade intra e interanual no bioma Pantanal. Embrapa Informática Agropecuária/INPE, p.496-504. **Anais 2º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal**, Corumbá, 7-11, 2009.

Miranda, T. H. P. **Mineração de Dados para a Modelagem de Ocorrência da Ferrugem em Cafeeiros de Minas Gerais**; Monografia - Graduação em Sistemas de Informação. Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI) - Instituto de Ciências Exatas, 2012.

Pinto, A.C.S.; Pozza, E.A., Souza, P.E.; Pozza, A.A.A.; Talamini, V.; Boldini, J.M.; Santos, F.S. Descrição da epidemia da ferrugem do cafeeiro com redes neurais **Fitopatol. bras.** 27(5), set - out 2002.

Pozza, A. A. A.; Martinez, H.E.P.; Caixeta, S.L.; Cardoso, A.A.; Zambolim, L.; Pozza, E.A. Influência da nutrição mineral na intensidade da mancha-de-olho-pardo em mudas de cafeeiro. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.36, p.53-60, 2001.

Rezende, S. O. Mineração de Dados. **Anais XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, V ENIA**, 22 a 27 de julho de 2005. São Leopoldo / RS. Disponível em: <http://www.lbd.dcc.ufmg.br/colecoes/enia/2005/0102.pdf>

Salgado, B. G; Macedo R. L. G; Carvalho V. L. de; Salgado M; Venturin N. Progresso da ferrugem e da cercosporiose do cafeeiro consorciado com grevilea, com ingazeiro e a pleno sol em Lavras – MG **Ciênc. Agrotec.**, Lavras, v. 31, n. 4, p. 1067-1074, jul/ago, 2007.

Santos F. da S.; Souza P. E. de; 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 **Pesquisa agropecuária brasileira**, Brasília, v.43, n.7, p.783-791, jul, 2008.

Souza, V. C. O de; Cunha, R. L. da; Andrade, L. N.; Volpato, M. M. L.; Carvalho, V. L. de; Esmín, A. A. A; Técnicas de extração de conhecimentos aplicadas à modelagem de ocorrência da cercosporiose (*Cercospora coffeicola* Berkeley & Cooke) em cafeeiros na região sul de Minas Gerais; **Coffe Science**, Lavras, v. 8, n. 1, p. 91-100, jan./mar, 2013.

Weka **Weka3: Data Mining Software in Java**. Disponível em: <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/> Acesso em 03/04/2014.

Zambolim L.; Vale F. X. R.; Costa H., Pereira A.A., Chaves G. M. Epidemiologia e controle integrado de ferrugem-do-cafeeiro. **O estado da arte de tecnologias na produção de café**. Viçosa: Suprema Gráfica e Editora p.369-449. 2002.

Zambolim L.; Vale F.X.R. Pereira A.A. e Chaves G. M. Café (*Coffea arabica* L.), controle de doenças causadas por fungos bactérias e vírus. **Controle de doenças de plantas**. Viçosa, Minas Gerais. Suprema Gráfica e Editora p.83-180, 1997.