



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

RAFAEL CARLOS BISPO

**USO DA ESTABILIDADE TEMPORAL PARA ESTIMATIVA
DE PRODUTIVIDADE DE CAFÉ**

CAMPINAS
2018

RAFAEL CARLOS BISPO

**USO DA ESTABILIDADE TEMPORAL PARA ESTIMATIVA
DE PRODUTIVIDADE DE CAFÉ**

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Agrícola, na área de concentração Gestão de Sistemas na Agricultura e Desenvolvimento Rural.

Orientador: Prof. Dr. Rubens Augusto Camargo Lamparelli

Coorientador: Prof. Dr. Jansle Vieira Rocha

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO
FINAL DA TESE DEFENDIDA PELO ALUNO
RAFAEL CARLOS BISPO, E ORIENTADA PELO
PROF. DR. RUBENS AUGUSTO CAMARGO
LAMPARELLI.

CAMPINAS
2018

Agência(s) de fomento e nº(s) de processo(s): CAPES

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Luciana Pietrosanto Milla - CRB 8/8129

B542u Bispo, Rafael Carlos, 1982-
Uso da estabilidade temporal para estimativa de produtividade de café /
Rafael Carlos Bispo. – Campinas, SP : [s.n.], 2018.

Orientador: Rubens Augusto Camargo Lamparelli.
Coorientador: Jansle Vieira Rocha.
Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de
Engenharia Agrícola.

1. Produtividade agrícola. 2. Café - Sensoriamento remoto. 3. Agricultura. I.
Lamparelli, Rubens Augusto Camargo, 1955-. II. Rocha, Jansle Vieira, 1961-.
III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Agrícola. IV.
Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Using temporal stability approach to estimate coffee yield

Palavras-chave em inglês:

Agricultural productivity

Coffee - Remote sensing

Agriculture

Área de concentração: Gestão de Sistemas na Agricultura e Desenvolvimento Rural

Titulação: Doutor em Engenharia Agrícola

Banca examinadora:

Rubens Augusto Camargo Lamparelli [Orientador]

Gleyce Kelly Dantas Araújo Figueiredo

Júlio César Dalla Mora Esquerdo

Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo

Mara de Andrade Marinho

Data de defesa: 29-01-2018

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Agrícola

Este exemplar corresponde à redação final da **Tese de Doutorado** defendida por **Rafael Carlos Bispo**, aprovada pela Comissão Julgadora em 29 de janeiro de 2018, na Faculdade de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual de Campinas.

FEAGRI

**Prof. Dr. Rubens Augusto Camargo Lamparelli – Presidente e Orientador
FEAGRI/UNICAMP**

**Profa. Dra. Gleyce Kelly Dantas Araújo Figueiredo – Membro Titular
FEAGRI/UNICAMP**

**Prof. Dr. Julio Cesar Dalla Mora Esquerdo – Membro Titular
Embrapa Informática Agropecuária**

**Profa. Dra. Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo – Membro Titular
Faculdade de Ciência e Tecnologia/UNESP**

**Profa. Dra. Mara de Andrade Marinho – Membro Titular
FEAGRI/UNICAMP**

A Ata da defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no processo de vida acadêmica do discente.

AGRADECIMENTOS

À Faculdade de Engenharia Agrícola da UNICAMP, pela oportunidade e por oferecer as condições para a realização desta pesquisa.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES, pela bolsa de Doutorado concedida.

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo – FAPESP e à Cooperativa Regional de Cafeicultores em Guaxupé LTDA – COOXUPÉ pelo apoio financeiro através do Projeto intitulado “Sistema para o monitoramento agro-energético da cultura do café, no âmbito da Cooxupé”.

Ao meu orientador Prof. Dr. Rubens Augusto Camargo Lamparelli e coorientador Prof. Dr. Jansle Vieira Rocha, pelo apoio e conhecimentos compartilhados.

Ao Éder Ribeiro dos Santos, coordenador de Geoprocessamento da Cooxupé, à Nilva Gaspar e ao Prof. Dr. Glauco Rolim e seus orientandos Lucas Aparecido e Taynara Valeriano, pelas inúmeras discussões em reuniões em que foram levantados apontamentos cruciais, sem os quais esta pesquisa não poderia ser realizada.

Aos membros da banca de defesa, pelas contribuições dadas para a versão final desta tese.

Aos colegas do Laboratório de Geoprocessamento da Feagri, pela amizade e boa convivência no dia-a-dia.

Aos meus amigos e geógrafos de longa data: Antonio, Ricardo e Thiago.

Aos meus amados pais, Aparecido e Maria, e ao meu irmão Diego, pelo apoio incondicional. A eles devo tudo o que sou.

À minha noiva, Maria Angélica Petrini, pelo companheirismo em todo trajeto. Sua participação no desenvolvimento desta pesquisa foi crucial. Sou eternamente grato a este gesto de amor e solidariedade.

RESUMO

O Brasil é o maior produtor e exportador mundial de café e, portanto, a obtenção de dados confiáveis sobre a produtividade cafeeira é essencial tanto para o planejamento dos produtores quanto para ações governamentais de financiamento. A estimativa de produtividade de diversas culturas tem sido aprimorada com o desenvolvimento de modelos agrometeorológico-espectrais. Ao se utilizar dados de sensoriamento remoto na entrada do modelo, o alcance de bons resultados depende de uma seleção criteriosa de pixels correspondentes à cultura. No caso do café, o seu monitoramento via sensoriamento remoto constitui um desafio diante da complexidade de combinar as especificações ideais de sensores orbitais com as características fenológicas do cafeeiro. Nesse contexto, o objetivo desta tese foi aprimorar as estimativas de produtividade de café por meio de um modelo agrometeorológico-espectral, com base na técnica de estabilidade temporal para a seleção dos pixels de entrada. O trabalho foi desenvolvido em municípios produtores de café das regiões Cerrado e Sul de Minas, no estado de Minas Gerais. Foram utilizados dados de EVI do sensor MODIS/Aqua, produto MYD13Q1, compreendendo uma série temporal de 2004 a 2015. Dados decendiais de precipitação e de temperatura do ar máxima e mínima foram coletados das estações meteorológicas automáticas e utilizados para gerar o balanço hídrico. Os resultados mostraram que a média histórica de EVI foi altamente correlacionada às médias históricas das variáveis agrometeorológicas em cada fase do ciclo fenológico do cafeeiro para os municípios da área de estudo. O modelo agrometeorológico-espectral retornou estimativas de produtividade de café muito próximas às observadas, para cada seleção de pixels estáveis utilizada como entrada (EVI do pixel mais estável de café, EVI médio dos pixels estáveis de café, EVI do pixel mais estável de não-café, EVI médio dos pixels estáveis de não-café e EVI médio dos pixels puros de café). A acurácia (RMSE) do modelo agrometeorológico-espectral variou de 3,8 a 7,9 $sc\ ha^{-1}$, para os municípios de Coromandel e Monte Santo de Minas, respectivamente.

Palavras-chave: produtividade agrícola; café – sensoriamento remoto; agricultura.

ABSTRACT

Brazil is the largest coffee producer and exporter of the world; therefore, gathering precise data that could forecast trends in crop yield pattern in a timely and low-cost manner is a key part of its agricultural monitoring. Crops yield estimation has been improved with the development of agrometeorological-spectral models. When using remote sensing data as input data in yield estimate models, the achievement of good results depends on the careful selection of pixels corresponding to the culture. Coffee yield monitoring by remote sensing is a challenge given the complexity of combining the optimal specifications of orbital sensors with the phenological characteristics of coffee plants. In this context, the objective of this thesis was to improve coffee yield estimates by using an agrometeorological-spectral model, based on the temporal stability technique to select pixels to be used as input data. The study was conducted in coffee producing municipalities in the Southern and Cerrado regions of Minas Gerais State, Brazil. The Enhanced Vegetation Index (EVI) of the MODIS/Aqua, MYD13Q1 product, was used, considering a time series from 2004 to 2015. The water balance for the period was generated with decennial data of rainfall and maximum and minimum air temperature collected by automated meteorological stations. The findings showed that the historical means of EVI and agrometeorological variables were highly correlated in each phase of the coffee phenological cycle. The agrometeorological-spectral models to estimate coffee yield were accurate for all municipalities and each selection of stable pixels used as input data (EVI of the best stable pixel of coffee, mean EVI of stable pixels of coffee, EVI of the best stable pixel of non-coffee, mean EVI of stable pixels of non-coffee, and mean EVI of pure pixels of coffee). The accuracy of the models (root mean square error – RMSE) ranged from 3.8 to 7.9 bags ha⁻¹, for the municipalities of Coromandel in Cerrado region and Monte Santo de Minas in Southern region, respectively.

Keywords: agricultural productivity; coffee – remote sensing; agriculture.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Lavouras de café arábica em (A) Guaxupé, região Sul de Minas e (B) Serra do Salitre, região do Cerrado de Minas.	20
Figura 2 – Ciclo fenológico bianual do cafeeiro arábica nas condições climáticas tropicais do Brasil	21
Figura 3 – Comportamento espectral da vegetação verde sadia.....	25
Figura 4 – Área de estudo ilustrando os municípios do Sul e Cerrado de Minas Gerais, Brasil, e suas áreas de café	42
Figura 5 – Exemplo do procedimento para geração da imagem de correlação entre EVI acumulado e produtividade de café	48
Figura 6 – Distribuição espacial da produção de café arábica no Brasil, em 2015	54
Figura 7 – Ciclo fenológico bianual do cafeeiro arábica	58
Figura 8 – Perfis históricos de dados meteorológicos e espectrais (de setembro de 2004 a julho de 2015) correspondente ao ciclo bianual do café	59
Figura 9 – Distribuição e frequência das variáveis agrometeorológicas durante o período de estudo (2004-2015), dos municípios de Monte Santo de Minas, Guaxupé e Coromandel	61
Figura 10 – Correlação entre variáveis agrometeorológicas e EVI.....	62
Figura 11 – Médias históricas do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico na fase fenológica da florada.....	64
Figura 12 – Diferença relativa média e desvio-padrão dos pixels temporalmente estáveis de não-café	73
Figura 13 – Diferença relativa média e desvio-padrão dos pixels temporalmente estáveis de café.....	74
Figura 14 – Comparação entre a correlação média municipal e a correlação do pixel estável e não estável, de café e de não-café, para cada município da região Sul de Minas, entre 2006 e 2015.....	76
Figura 15 – Comparação entre a correlação média municipal e a correlação do pixel estável e não estável, de café e de não-café, para cada município do Cerrado de Minas, entre 2006 e 2015.....	77
Figura 16 – RMSE, RMSEs e RMSEu entre correlação (EVI x produtividade) dos pixels estáveis e não estáveis e a correlação média de todos os pixels, por município. A) Melhor pixel estável de café; B) Melhor pixel estável de não-café; C) Pixel não estável de café; D) Pixel não estável de não-café.....	78

Figura 17 – Comparação entre EVI médio dos pixels temporalmente estáveis de café e de não-café e EVI médio dos pixels puros de café, da região Sul de Minas	80
Figura 18 – Comparação entre EVI médio dos pixels temporalmente estáveis de café e de não-café e EVI médio dos pixels puros de café, da região do Cerrado de Minas	81
Figura 19 – Erro percentual absoluto médio (MAPE) entre EVI médio dos pixels temporalmente estáveis de café e de não-café e EVI médio dos pixels puros de café, por município.....	81
Figura 20 – Comparação entre produtividade observada e produtividade estimada de café, por município.....	90
Figura 21 – Análises estatísticas dos modelos agrometeorológico-espectrais, por seleção de EVI e por município.....	93

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Porcentagem das áreas de café por classes de declividade	43
Tabela 2 – EVI oriundo de diferentes seleções de pixels.....	52
Tabela 3 – Exemplo de média histórica da variável armazenamento de água no solo (mm) durante a fase da florada, no município de Monte Santo de Minas.	58
Tabela 4 – Quantidade total de pixels e intervalos de diferença relativa média (MRD) e desvio-padrão (SD), por município	71
Tabela 5 – Quantidade de pixels temporalmente estáveis (10%) de não-café e de café e intervalos de diferença relativa média (MRD) e desvio-padrão (SD), por município.....	72
Tabela 6 – Posição do pixel de café mais estável em 2015, e respectiva posição em 2014 e 2013.....	75
Tabela 7 – Coeficientes calibrados para cada seleção de EVI, por município.....	88

SUMÁRIO

1	Introdução.....	14
1.1	Objetivos.....	16
1.2	Organização da tese.....	17
2	Revisão Bibliográfica.....	18
2.1	A cultura do café.....	18
2.1.1	Histórico.....	18
2.1.2	Aspectos econômicos.....	19
2.1.3	Fenologia do cafeeiro.....	20
2.1.4	Condições ambientais para o cultivo do café.....	22
2.2	Sensoriamento remoto aplicado à agricultura.....	24
2.2.1	Comportamento espectral da vegetação.....	24
2.2.2	Índices de vegetação.....	26
2.2.3	Sensor MODIS.....	27
2.2.4	Sensoriamento remoto aplicado ao café.....	28
2.2.5	Dificuldades no monitoramento de lavouras cafeeiras.....	32
2.3	Mapeamento de correlação de produtividade.....	33
2.4	Estabilidade temporal.....	34
2.5	Modelos agrometeorológico-espectrais.....	37
3	Material e métodos gerais.....	41
3.1	Área de estudo.....	41
3.2	Dados do sensor MODIS.....	43
3.3	Balanco hídrico.....	44
3.4	Produtividade anual de café.....	46
3.5	Mapeamento das áreas de café.....	46
3.6	Mapeamento de correlação de produtividade.....	46
3.7	Estabilidade temporal.....	49
3.8	Modelo agrometeorológico-espectral.....	50
4	Correlação entre índice de vegetação e variáveis agrometeorológicas por fase fenológica do cafeeiro arábica.....	53
4.1	Introdução.....	53
4.2	Material e métodos específicos.....	57

4.4 Resultados e Discussão	59
4.5 Considerações finais	65
5 Uso da estabilidade temporal para avaliar a correlação entre EVI e produtividade do café .	66
5.1 Introdução	67
5.2 Material e métodos específicos	70
5.3 Resultados e Discussão	71
5.3.1 Identificação de pixels temporalmente estáveis de café e de não-café	71
5.3.2 Mudanças na posição dos pixels temporalmente mais estáveis de café.....	74
5.3.3 Valores de correlação dos pixels temporalmente mais estáveis comparados às correlações médias municipais	75
5.3.4 EVI médio dos pixels temporalmente estáveis comparado ao EVI médio de pixels puros de café.....	79
5.4 Considerações finais	82
6 Uso de pixels temporalmente estáveis para estimativa de produtividade de café por meio de modelo agrometeorológico-espectral.....	83
6.1 Introdução	84
6.2 Material e métodos específicos	86
6.3 Resultados e Discussão	87
6.4 Considerações finais	93
7 Conclusão	94
Referências	96
Apêndices	109
Apêndice 1 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica do crescimento vegetativo	109
Apêndice 2 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da formação das gemas.....	109
Apêndice 3 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica do crescimento das gemas	110
Apêndice 4 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da dormência.....	110
Apêndice 5 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica do crescimento vegetativo para a próxima colheita	111
Apêndice 6 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da florada	111
Apêndice 7 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica do chumbinho	112

Apêndice 8 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da expansão dos frutos	112
Apêndice 9 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da formação dos frutos	113
Apêndice 10 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da maturação	113
Apêndice 11 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da colheita.....	114

1 Introdução

O Brasil é o maior produtor mundial de café. Em 2016, ano de bialidade positiva, a produção brasileira foi de 51,3 milhões de sacas de 60 kg de café beneficiado, cultivadas em 2,2 milhões de ha. Em 2017, a produção estimada é de 44,7 milhões de sacas de café, devido à bialidade negativa na maior parte das regiões produtoras, em quantidade semelhante de área plantada, resultando em uma produtividade média menor do que a do ano anterior (CONAB, 2017). Desse total, 76% da produção (34 milhões de sacas) e 77% das áreas (1,7 milhões de ha) correspondem à espécie arábica (*Coffea arabica* L.). O estado de Minas Gerais concentra as maiores produção (70%) e área (68%) de café arábica do país (CONAB, 2017).

De janeiro a agosto de 2017, o café representou 5% das exportações do agronegócio brasileiro, ocupando a quinta colocação nacional, com receita de US\$ 3,4 bilhões. Nesse período, foram 18,3 milhões de sacas de café exportadas, o que configurou um decréscimo de 7,3% em relação ao mesmo período do ano anterior. Mesmo assim, o Brasil manteve sua posição de maior exportador mundial de café. Os principais destinos do café brasileiro são Estados Unidos, Alemanha, Itália e Japão (CONAB, 2017).

Dentre as atuais *commodities* agrícolas, o café é uma das mais antigas mercadorias comercializadas no mundo. Atualmente, o seu valor de mercado e a oscilação do seu preço em bolsas estrangeiras acabam por influenciar os preços internos do café, o que afeta diretamente o preço pago ao cafeicultor. Devido à importância econômica da atividade cafeeira e sua vulnerabilidade de preço no mercado, torna-se fundamental a busca por formas de obtenção de informações capazes de antecipar tendências de comportamento da produtividade, em tempo hábil e com baixo custo, com vistas a proteger o setor da especulação interna e externa. Além disso, a busca por dados confiáveis sobre a produtividade cafeeira é essencial tanto para o planejamento dos produtores quanto para ações governamentais de financiamento.

Entretanto, obter tais informações com antecedência à colheita requer a compreensão de um sistema produtivo complexo, uma vez que a produtividade cafeeira é influenciada por fatores climáticos, fisiológicos e de manejo.

De maneira geral, o clima exerce grande influência sobre a produtividade, pois temperaturas muito elevadas podem ocasionar abortos florais, culminando na produção de frutos de baixa qualidade e perda de produtividade e, por outro lado, temperaturas muito baixas acarretam danos e morte do tecido foliar (DAMATTA *et al.*, 2007). A estiagem, por sua vez, destaca-se entre os fatores climatológicos limitantes, pois a ocorrência de estresse hídrico altera

o metabolismo da planta e é um fenômeno passível de ocorrer em grandes áreas cultiváveis (PICINI *et al.*, 1999). Em termos fisiológicos, há que se considerar a bienalidade da cultura do café, que significa que a planta leva dois anos para completar o ciclo fenológico de frutificação, ocorrendo simultaneamente as funções vegetativas e reprodutivas no mesmo ramo. Esta característica do cafeeiro faz com que haja anos alternados de baixa e alta produção (CAMARGO e CAMARGO, 2001). Já com relação ao manejo, este fator tem implicações diretamente relacionadas à produtividade, como por exemplo, o tipo de espaçamento, a prática da poda, a escolha das cultivares, a declividade, orientação da vertente e tipo de solo (VIEIRA *et al.*, 2006).

No Brasil, os órgãos oficiais responsáveis pelas informações sobre a safra brasileira são o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE e a Companhia Nacional de Abastecimento - Conab. Ambos adotam um procedimento subjetivo de coleta de informações para realizarem os levantamentos agrícolas, ou seja, a safra é estimada com informações baseadas em entrevistas com profissionais do setor. Esta abordagem não permite uma quantificação dos erros envolvidos ou avaliações estatísticas dos resultados (NEVES e LUIZ, 2006; ROSA *et al.*, 2010). Uma abordagem que possibilita maior objetividade nas estimativas de produtividade é a modelagem agrometeorológica-espectral, na medida em que é possível analisar estatisticamente os erros.

Nesse contexto, diante da complexidade que envolve a estimativa de produtividade de café, o desenvolvimento de modelos agrometeorológico-espectrais tem trazido importantes contribuições devido à possibilidade de utilizar dados meteorológicos e parâmetros biofísicos de maneira integrada. Esses modelos consideram a interferência dos fatores ambientais adversos nos processos fisiológicos da cultura, o que pode provocar queda da produtividade, além de adicionar informações espectrais obtidas por meio de sensores remotos orbitais. Geralmente, a variável espectral é um índice de vegetação, gerado a partir de transformações espectrais entre duas ou mais bandas para realçar a presença de vegetação, sendo capaz de expressar as condições de crescimento e de produtividade da cultura (RUDORFF e BATISTA, 1991). Tem sido observado que índices de vegetação se correlacionam bem com parâmetros agronômicos, pois expressam a evolução de biomassa e, assim, podem ser utilizados em modelos para estimativa de produtividade (MELO *et al.*, 2008).

Em relação à cafeicultura, a bienalidade e a heterogeneidade das condições de cultivo das lavouras constituem grandes desafios para o monitoramento e modelagem da produtividade utilizando dados de sensoriamento remoto. Estudos com essas finalidades vêm se desenvolvendo principalmente com o uso de séries temporais de índices de vegetação para

descrever a fenologia do café, como aquelas derivadas do sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), resultantes da composição de imagens tomadas em um período de 16 dias. A obtenção de resultados satisfatórios de estimativas de produtividade está associada a uma seleção criteriosa de pixels de índice de vegetação.

Desse modo, considerando que as especificações de resoluções espacial e temporal dos sensores orbitais nem sempre atendem simultaneamente aos requisitos ideais para o monitoramento da biomassa e/ou estimativa de produtividade de café, neste estudo foram utilizadas as técnicas de mapeamento de correlação de produtividade (KASTENS *et al.*, 2005; FIGUEIREDO *et al.*, 2016a) e estabilidade temporal (VACHAUD *et al.*, 1985; FIGUEIREDO *et al.*, 2016b) que, em conjunto, podem contribuir para a melhor seleção de pixels que representem o comportamento da produtividade das lavouras de café. Os valores de EVI - *Enhanced Vegetation Index* oriundos dos pixels chamados “estáveis” configuram, então, o dado espectral de entrada no modelo agrometeorológico-espectral de produtividade. Além disso, essas técnicas podem se beneficiar da alta resolução temporal do sensor MODIS, que é adequada para o monitoramento da fenologia do café (BRUNSELL *et al.*, 2009), e compensar sua baixa resolução espacial, que não é indicada para o mapeamento de áreas cafeeiras (BISPO *et al.*, 2014b).

Sendo assim, a hipótese norteadora desse trabalho é que o uso de dados espectrais oriundos de pixels temporalmente estáveis (seja de café ou não-café) em um modelo agrometeorológico-espectral de produtividade pode melhorar as estimativas de produtividade de café quando comparado ao uso convencional de pixels puros extraídos de máscaras específicas da cultura.

Vale ressaltar que esta pesquisa foi desenvolvida como parte do projeto “Sistema para o monitoramento agro-energético da cultura do café, no âmbito da Cooxupé (Cooperativa Regional de Cafeicultores em Guaxupé Ltda.)”. Trata-se de uma parceria entre a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo - Fapesp e a Cooxupé, dentro do Programa de Apoio à Pesquisa em Parceria para Inovação Tecnológica - PITE, sob processo número 13/50921-5.

1.1 Objetivos

O objetivo geral desta tese foi aprimorar as estimativas de produtividade de café por meio de um modelo agrometeorológico-espectral, com base na técnica de estabilidade temporal para a seleção dos pixels de entrada.

Para tanto, os objetivos específicos foram:

- A. Analisar a correlação entre as variáveis agrometeorológicas (temperatura do ar, precipitação, evapotranspiração potencial, evapotranspiração real, armazenamento de água no solo, déficit hídrico e excedente hídrico) e o índice de vegetação *Enhanced Vegetation Index* – EVI, em cada fase fenológica do café;
- B. Gerar a correlação, pixel a pixel, entre EVI e dados de produtividade de café;
- C. Selecionar os pixels de correlação que apresentam estabilidade temporal;
- D. Estimar a produtividade de café, em escala municipal, para anos de baixa e alta produtividade, por meio de um modelo agrometeorológico-espectral.

1.2 Organização da tese

Além desta introdução e objetivos, esta tese está organizada como se segue. O próximo capítulo traz uma revisão de literatura sobre a cultura do café, desde seus aspectos históricos, econômicos e fenológicos até o uso de dados de sensoriamento remoto no estudo desta cultura; também apresenta os métodos utilizados aqui (mapeamento de correlação de produtividade e estabilidade temporal) e suas aplicações em outros trabalhos, bem como o uso de modelos agrometeorológico-espectrais para estimar a produtividade de culturas agrícolas. O capítulo 3 apresenta o material e métodos gerais empregados no desenvolvimento da pesquisa. Os capítulos 4, 5 e 6 consistem nos resultados da pesquisa, antecedidos por uma breve introdução e especificações na metodologia. Assim, o capítulo 4 aborda o objetivo específico A, caracterizando como se correlacionam as variáveis agrometeorológicas e espectral, em cada diferente fase fenológica do café. O quinto capítulo apresenta a metodologia da estabilidade temporal para a seleção de pixels capazes de representar o comportamento médio da correlação entre produtividade e o índice de vegetação EVI, correspondente aos objetivos específicos B e C. Estes resultados permitem a transição para o sexto capítulo, referente ao objetivo específico D, em que a estimativa de produtividade de café foi realizada através de um modelo agrometeorológico-espectral, tendo como variável espectral de entrada os dados provenientes dos pixels anteriormente selecionados. Por fim, o sétimo capítulo encerra esta tese com as conclusões gerais e sugestões para futuros trabalhos.

2 Revisão Bibliográfica

2.1 A cultura do café

2.1.1 Histórico

Os primeiros povos a fazer uso do café foram os árabes, no Iêmen, em meados do século XV, que também foram os primeiros a cultivar o cafeeiro com sementes coletadas nos altiplanos do sudoeste da Etiópia, considerado o centro de origem ou de diversificação e dispersão da espécie *Coffea arabica* (CARVALHO, 2007). A partir de 1690, os holandeses foram os primeiros europeus a cultivarem essa espécie na Indonésia. Em 1706, um exemplar desse café foi enviado ao Jardim Botânico de Amsterdã. Da Holanda, sementes e mudas foram enviadas para o Suriname, em 1718, de onde as sementes foram levadas para a Guiana, em 1722. Daí as primeiras sementes e mudas foram introduzidas no Brasil, em 1727, pelo sargento-mor Francisco de Melo Palheta, na região de Belém do Pará (CARVALHO, 2007).

A primeira exportação do produto deu-se em 1732. No período colonial, não houve grande interesse pelo café nos estados do nordeste do Brasil, exceto no Ceará e na Bahia. Em 1760, sua introdução no Rio de Janeiro despertou maior interesse, irradiando o cultivo para o estado de São Paulo e, posteriormente, para Minas Gerais e Paraná. Na região do município de Campinas, São Paulo, o plantio de café intensificou-se na primeira metade do século XIX. As primeiras plantações de café formaram-se a partir de poucas plantas de *Coffea arabica*, denominadas de “Típica”, constituindo material muito uniforme e de pouca variabilidade genética (CARVALHO, 2007; MENDES *et al.*, 2008).

A cultivar Típica foi, praticamente, a única explorada comercialmente até meados do século XIX. A partir desta cultivar, outras foram originadas espontaneamente através de mutações ocorridas nas lavouras existentes, tais como a Amarelo de Botucatu e a Maragogipe. Em 1859, com o objetivo de ampliar as opções de cultivares, o governo brasileiro providenciou a introdução da cultivar Bourbon Vermelho, também da espécie *Coffea arabica*, considerada de elevada produtividade. Entretanto, somente em 1930 é que o melhoramento genético foi abordado de modo mais completo através do estabelecimento do plano geral de melhoramento do cafeeiro pela Seção de Genética do Instituto Agrônomo de Campinas – IAC (MENDES *et al.*, 2008).

A partir das décadas de 1940 e 1950, grandes avanços foram obtidos pelo programa de melhoramento genético do IAC com a seleção da cultivar Mundo Novo em lavouras

comerciais, resultante de um provável cruzamento natural entre as cultivares Bourbon Vermelho e Sumatra. Posteriormente, em 1972, obteve-se a cultivar Catuaí através da técnica de hibridação artificial entre as cultivares Mundo Novo e Caturra Amarelo, que significou um grande salto para a cafeicultura brasileira. Entre os finais das décadas de 1960 e 1970, praticamente todo o parque cafeeiro no Brasil foi renovado por linhagens selecionadas das cultivares Mundo Novo e Catuaí. Desde então, o trabalho de melhoramento genético vem sendo feito, o que resultou na obtenção de ganhos em produtividade. Em termos percentuais, estima-se que o ganho chegue a 295% superior ao da primeira cultivar introduzida no Brasil, a Típica (MENDES *et al.*, 2008).

2.1.2 Aspectos econômicos

Atualmente as espécies *Coffea arabica* (arábica) e *Coffea canephora* (conilon) são as de maior interesse econômico, constituindo, respectivamente, em torno de 80% e 20% da produção, tanto no Brasil quanto no mundo.

O Brasil é o maior produtor e exportador mundial de café. A produção da safra de 2017 está estimada em 44,7 milhões de sacas de 60 kg de café beneficiado, sendo 34 milhões de sacas de arábica e 10,7 milhões de sacas de conilon. O resultado representa redução de 12,8%, quando comparado com a safra anterior, por ser ano de bienalidade negativa na maior parte das regiões produtoras. Minas Gerais é o maior estado produtor e responde por mais de 50% da produção nacional. O cultivo predominante no estado é de café arábica, com 24 milhões de sacas de 60 kg. O Espírito Santo, segundo maior estado produtor, cultiva predominantemente o café conilon, cuja produção é estimada em 5,92 mil sacas, o que corresponde a mais de 50% da safra brasileira desta espécie em 2017 (CONAB, 2017).

Segundo os dados de levantamento de safra de café feito pela Conab, em setembro de 2017, a área total plantada com a cultura (arábica e conilon) totaliza 2,21 milhões de hectares, semelhante à cultivada na safra passada. Desse total, 345,19 mil hectares (15,6%) estão em formação e 1,86 milhão de hectares (84,4%) estão em produção. A área plantada de café arábica no país soma 1,78 milhão de hectares, o que corresponde a 81% da área existente com lavouras de café. Para a nova safra, estima-se crescimento de 1,3% ou 22,21 mil hectares (CONAB, 2017). Apesar da área plantada de café arábica no país ter se mantido estável nos últimos dez anos, ocorrem variações de áreas produtivas entre as safras, em virtude do ciclo de bienalidade do café. Em anos de bienalidade negativa, a área em formação aumenta, pois os produtores optam por manejar as culturas, principalmente as áreas mais velhas onde a produtividade é menor (CONAB, 2017).

Minas Gerais concentra a maior área com a espécie arábica, 1,22 milhão de hectares, correspondendo a 68,4% da área ocupada com café arábica em nível nacional. Para o café conilon, o levantamento de safra indica uma redução de 7,9% na área, estimada em 426,98 mil hectares. Desse total, 89,4% estão em produção e 10,6% em formação. O estado do Espírito Santo concentra a maior área, sendo responsável por 62,4% da área total (CONAB, 2017).

Em termos econômicos, o café é o quinto item mais exportado do agronegócio brasileiro, ficando atrás do complexo da soja, carnes, complexo sucroalcooleiro e produtos florestais. O produto representou 5% de todas as exportações entre os meses de janeiro e agosto de 2017, com 18,3 milhões de sacas exportadas e receita de US\$ 3,4 bilhões. Os principais países importadores de café brasileiro são Estados Unidos, Alemanha, Itália e Japão (CONAB, 2017).

2.1.3 Fenologia do cafeeiro

O cafeeiro é um arbusto perene (Figura 1), com altura entre dois e seis metros, sendo possível chegar a 10 metros se não sofrer nenhum tipo de poda.

Figura 1 – Lavouras de café arábica em (A) Guaxupé, região Sul de Minas e (B) Serra do Salitre, região do Cerrado de Minas.



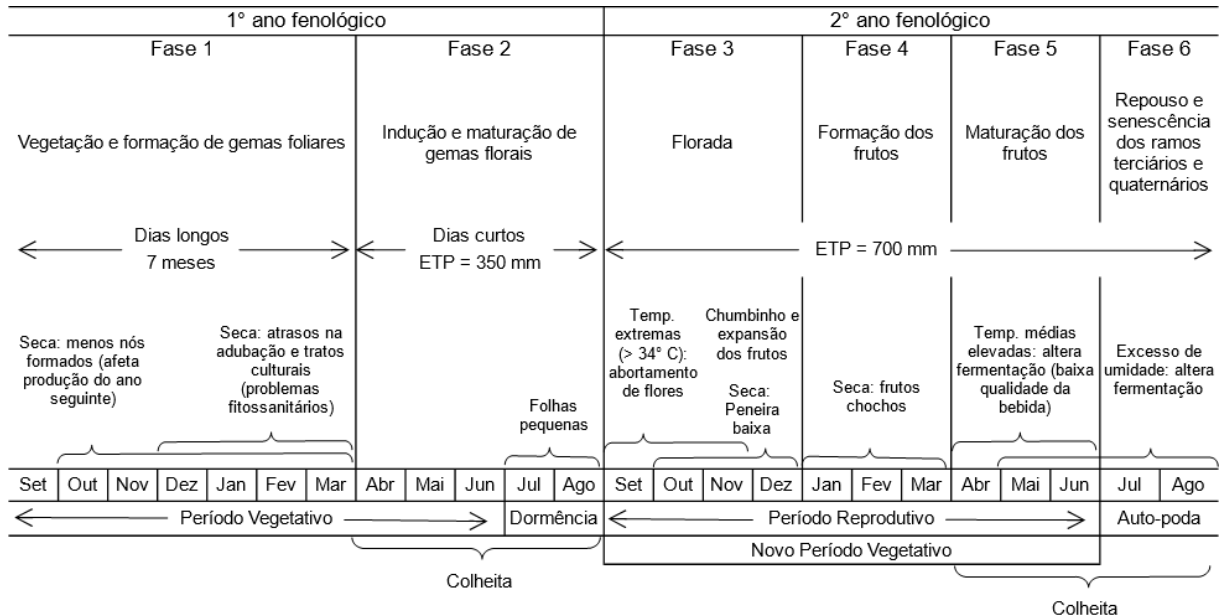
Autor: Rafael Carlos Bispo, fevereiro de 2016.

Ao contrário da maioria das plantas, o café tem como uma de suas principais características a bienalidade, isto é, o seu ciclo fenológico de frutificação se completa em dois anos. Segundo Camargo e Fahl (2001), devido às peculiaridades das funções vegetativas e reprodutivas da planta, existem, alternadamente, anos de alta produção e anos de baixa produção. O crescimento dos frutos absorve maior parte do fotoassimilado produzido pela planta durante a fotossíntese, diminuindo o desenvolvimento vegetativo. No ano seguinte,

entretanto, o fruto se desenvolve nas partes novas dos ramos, sendo o crescimento desses novos ramos dependente da quantidade de frutos desenvolvidos nos ramos do ano anterior.

Nesse sentido, Camargo e Camargo (2001) propuseram a divisão fenológica do cafeeiro de dois anos em seis fases bem distintas (Figura 2).

Figura 2 – Ciclo fenológico bianual do cafeeiro arábica nas condições climáticas tropicais do Brasil



ETP = Evapotranspiração Potencial

Fonte: adaptado de Camargo e Camargo (2001) e Ruiz-Cárdenas (2015).

O primeiro ano é o período vegetativo e corresponde às fases 1 e 2. A fase 1 tem duração de sete meses, de setembro a março, com dias longos, em que ocorre a formação de gemas foliares. Na fase 2, de abril a agosto, com dias curtos, há a indução das gemas vegetativas dos nós formados na primeira fase para gemas reprodutivas. Ao final dessa segunda fase, entre julho e agosto, as plantas entram em relativo repouso com formação de um ou dois pares de folhas pequenas, delimitando os anos fenológicos. Em seguida, vem a maturação das gemas reprodutivas após a acumulação de cerca de 350 mm de evapotranspiração potencial (ETP) a partir de abril. A fase 3 corresponde ao início do segundo ano fenológico e do período reprodutivo. Essa fase, que vai de setembro a dezembro, é marcada pela florada e expansão dos frutos. As floradas ocorrem cerca de 8 a 15 dias após o aumento do potencial hídrico nas gemas florais (choque hídrico), causado por chuva ou irrigação. A fase 4 é a de formação dos frutos, com duração de três meses. A maturação dos frutos e o fim do período reprodutivo ocorrem na fase 5, compreendendo os meses de abril a junho. A maturação dos frutos acontece ao se completar cerca de 700 mm de somatório de ETP, após a florada principal. Por fim, entre os

meses de julho e agosto, tem-se a fase 6 constituindo o período de senescência e queda dos ramos não primários que já produziram (auto-poda).

2.1.4 Condições ambientais para o cultivo do café

Em relação às exigências de precipitação, Damatta e Ramalho (2006) indicam que, tanto para o café arábica quanto o conilon, o ideal é entre 1200 a 1800 mm ao ano, sendo o conilon mais resistente aos regimes acima de 2000 mm ao ano. Entretanto, para ambas as espécies, um período de seca curta, com duração de 2 a 4 meses, correspondentes à fase de crescimento de repouso, é importante para estimular a floração.

Especificamente para o café arábica, a temperatura ótima para a germinação é em torno de 30 a 32° C. Altas temperaturas nesse período, acima de 35° C, inibem a germinação. Durante as primeiras semanas de desenvolvimento da planta, a temperatura ideal é de cerca de 30/23° C (dia/noite), mas com a produção dos primeiros ramos as temperaturas ideais devem diminuir a 26/20° C (DAMATTA e RAMALHO, 2006).

As temperaturas de até 30° C também são necessárias para a iniciação do botão floral, mas o seu desenvolvimento, bem como o crescimento do fruto, deve ocorrer a temperaturas de cerca de 23/17° C. Além disso, para um desenvolvimento radicular adequado, 24/27° C parece ser a melhor faixa de temperatura do solo (DAMATTA e RAMALHO, 2006).

Como se pode observar, o clima é um fator fundamental na interferência da bienalidade e, portanto, na qualidade e quantidade da produção, já que o déficit hídrico é capaz de alterar o metabolismo da planta (PICINI *et al.*, 1999). As oscilações e frustrações da produção de café no Brasil são causadas, na maioria das vezes, pela variabilidade climática. As relações entre os parâmetros climáticos e a produção agrícola são bastante complexas, uma vez que fatores ambientais afetam o crescimento e o desenvolvimento das plantas sob diferentes formas durante as fases de crescimento da cultura do café (CAMARGO e CAMARGO, 2001).

Dada essa dependência da atividade agrícola às condições de tempo e clima, Sedyama *et al.* (2001) realizaram o zoneamento agroclimático do cafeeiro para o estado de Minas Gerais. Os autores consideram de extrema importância para a implantação e o planejamento de atividades agrícolas, pois a delimitação de regiões climaticamente homogêneas significa não só estabelecer os indicadores do potencial do meio físico e biológico para a região em estudo, mas também registrar e delimitar as áreas de padrões homogêneos de atividades agrícolas e dos recursos naturais nela existentes.

Na delimitação da aptidão climática para a cafeicultura comercial, Sedyama *et al.* (2001) consideraram as seguintes faixas com as limitações e possibilidades climáticas:

- *Aptas*: regiões com temperatura média anual superior a 18° C e inferior a 23,5° C e deficiência hídrica anual abaixo de 150 mm significam as regiões que apresentam condições térmicas e hídricas favoráveis à cafeicultura, correspondendo a 48,7% da área total do estado de Minas Gerais, localizadas nas regiões Sul, Centro e Leste;

- *Aptas em áreas irrigadas*: regiões com temperatura média anual entre 23,5 a 24° C, quando associadas com práticas de irrigações suplementares, correspondem a 36,2% da área estadual;

- *Inaptas*: regiões com temperatura média anual inferior a 18° C e temperatura média anual superior a 24° C e deficiência hídrica anual superior a 150 mm. São regiões que apresentam temperaturas muito baixas ou muito elevadas e, além disso, deficiências hídricas elevadas, inaptas para recomendação de plantios de cafeeiros comerciais de alta sustentabilidade. Localizam-se na região Nordeste e parte do Norte do estado, totalizando 15,1% da área estadual.

Como afirmou Sedyama *et al.* (2001), no Estado de Minas Gerais não é recomendável o plantio de café arábica em altitude inferior a 500 metros e superior a 1.200 metros, devido às condições de temperaturas desfavoráveis.

A declividade também é outro elemento que deve ser observado no plantio de café, pois a atuação deste fator refere-se à distribuição de processos hidrológicos e erosivos no solo (VALERIANO, 2000). A declividade se torna crucial na definição da possibilidade do uso de mecanização agrícola ou mão-de-obra manual (ZAMBOLIM, 2001).

Outro aspecto relacionado à influência do relevo é a orientação da vertente, dada a sua importância sobre a evapotranspiração e o decorrente balanço hídrico (VALERIANO, 2003).

Diodato *et al.* (2010) encontraram valores de evapotranspiração expressivamente menores em vertentes com orientação para Norte se comparadas às vertentes Sul em estudo realizado no hemisfério Norte. No entanto, no hemisfério Sul, ocorre o inverso e com mais intensidade em maiores latitudes. Alzugaray e Alzugaray (1984) recomendam que o plantio de café seja realizado em áreas com vertentes orientadas com face voltada para o Norte, Noroeste ou Nordeste. Segundo os autores, as lavouras nestas condições recebem maior quantidade de energia solar em relação àquelas voltadas para outras direções. Por conta dos ventos frios durante o inverno e da maior umidade, não é recomendável o plantio voltado para a face sul.

Em relação às características pedológicas, Sedyama *et al.* (2001) dizem que os solos mais adequados ao cultivo do cafeeiro são os profundos, porosos e bem drenados, que possuem estrutura granular de tamanho médio e moderadamente desenvolvida. A textura média é a mais

favorável, não sendo recomendados solos com teor de argila menor que 20% e, se muito argilosa, devem apresentar estrutura e porosidade favoráveis à cultura.

2.2 Sensoriamento remoto aplicado à agricultura

Sensoriamento remoto pode ser definido como a ciência de se obter informações acerca de objetos presentes na superfície terrestre sem contato físico com os mesmos (JENSEN, 2009). Desse modo, os dados provenientes de sensoriamento remoto apresentam grande potencial para serem utilizados na agricultura ao propiciarem o acompanhamento de extensas áreas de forma remota, podendo-se estimar área plantada, produção e produtividade agrícola, vigor vegetativo das culturas, bem como auxiliar o manejo agrícola tanto em escala nacional, estadual e municipal, quanto em nível de fazendas (MOREIRA e RUDORFF, 2002). O monitoramento agrícola, por meio de sensoriamento remoto, se mostra mais eficaz se comparado aos métodos convencionais – entrevistas, aplicação de questionários etc., os quais são mais demorados, onerosos e possuem caráter subjetivo, o que pode resultar em erros estatísticos (ASSAD e SANO, 1993).

2.2.1 Comportamento espectral da vegetação

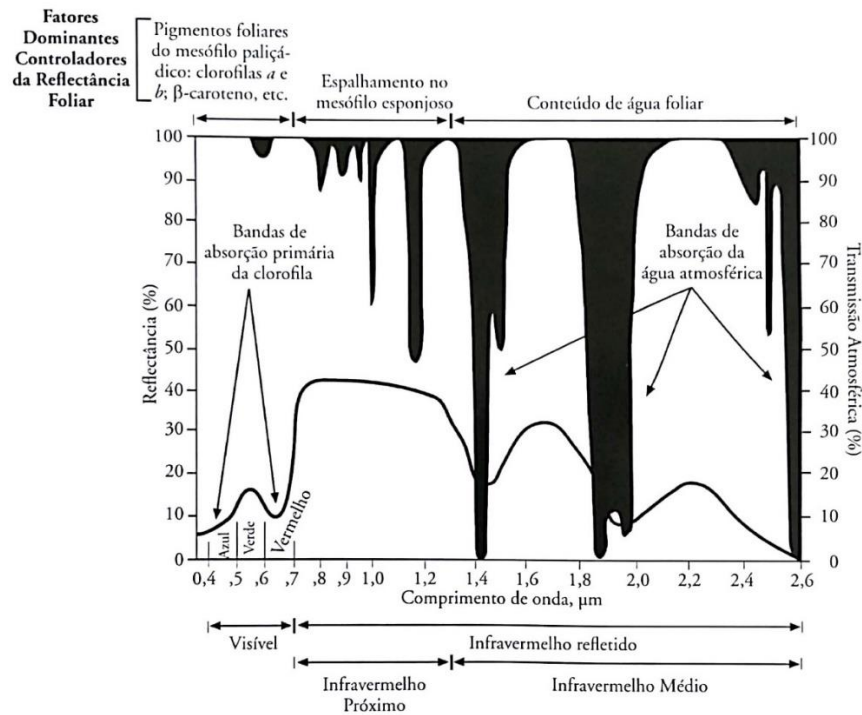
O conhecimento do comportamento espectral dos alvos da superfície terrestre e dos fatores que influenciam este comportamento é essencial para que se possam extrair informações das imagens de sensoriamento remoto.

A radiação solar, ao incidir sobre o topo da atmosfera, tem parte espalhada e/ou refletida pelas partículas atmosféricas e outra parte atravessa a atmosfera até interagir com os alvos terrestres. Nesta interação com os objetos, a radiação solar pode sofrer um fracionamento em três partes: absorvida, transmitida e refletida, sendo esta última detectada por um sensor que pode estar posicionada a poucos metros do objeto ou dentro de plataformas aéreas e orbitais. É importante ressaltar que cada objeto apresenta um comportamento diferente diante da radiação que nele incide, por conta das suas propriedades físico-químicas, denominado comportamento ou resposta espectral (PONZONI, 2001).

No caso da vegetação verde sadia, as estruturas internas e externas da planta e suas interações com a energia eletromagnética têm um impacto direto na forma como as folhas e os dosséis vegetais aparecem espectralmente quando registrados usando instrumentos de sensoriamento remoto (JENSEN, 2009). Os mecanismos principais que influenciam a

quantidade de energia eletromagnética refletida pelas folhas são: pigmentos, quantidade de água e estrutura celular (Figura 3).

Figura 3 – Comportamento espectral da vegetação verde sadia



Fonte: Jensen (2009).

É na faixa do visível onde ocorre a absorção de energia devido à presença dos pigmentos de clorofila *a* e *b*, sobretudo nas faixas dos comprimentos de onda vermelho e azul. Já na faixa do vermelho, há maior absorção se houver a presença de antocianina e β -caroteno. Na faixa espectral do infravermelho próximo, o comportamento da radiação eletromagnética quanto à reflexão, transmissão e absorção é dominado pelas propriedades ópticas da folha, que dependem das estruturas celulares internas. Estas estruturas, localizadas na parte mais interna da folha, chamada de mesófilo, possuem células com vacúolo e paredes hidratadas onde aumentam a reflexão propiciando melhor absorção da radiação pelos pigmentos. Já na faixa do infravermelho médio, a refletância da vegetação caracteriza-se por um decréscimo dos valores da energia refletida, afetada principalmente pelo conteúdo de água foliar (MOREIRA, 2007; Figura 3).

A radiação refletida pelas culturas agrícolas, coletada pelos sistemas sensores a bordos dos satélites, traz informações que podem estar relacionadas com o tipo de cultura plantada, com as condições fenológicas ou nutricionais da cultura e, conseqüentemente, com a produtividade (MOREIRA e RUDORFF, 2002).

2.2.2 Índices de vegetação

Índices de vegetação são medidas radiométricas adimensionais que indicam a abundância relativa e a atividade da vegetação verde. Um índice de vegetação ideal deve elevar ao máximo a sensibilidade aos parâmetros biofísicos das plantas, para que esta sensibilidade seja autêntica para uma grande amplitude de condições de vegetação; deve normalizar efeitos externos e internos em relação ao dossel; deve ser acoplável a algum parâmetro biofísico mensurável, como biomassa e índice de área foliar, para fins de validação e controle de qualidade (JENSEN, 2009).

Índices espectrais derivados dos comprimentos de onda do visível e do infravermelho próximo têm sido amplamente empregados para caracterização de culturas, estimativa de biomassa, e também para monitoramento e previsão de safra (ROJAS, 2007). Um dos índices de vegetação mais utilizado para análise das culturas agrícolas é o *Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI, ou Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, proposto por ROUSE *et al.* (1973), que é calculado pela equação $NDVI = (\rho_{IVP} - \rho_{VER}) / (\rho_{IVP} + \rho_{VER})$, em que ρ_{IVP} é o fator de refletância bidirecional no infravermelho próximo e ρ_{VER} é o fator de refletância bidirecional no vermelho. Devido às propriedades da vegetação verde, o NDVI é um indicador direto da atividade fotossintética da planta. Dessa forma, parâmetros como estresse hídrico podem ser monitorados com êxito através da análise dos valores de tal índice (ROJAS, 2007).

A importância do NDVI se encontra na possibilidade de monitoramento das mudanças sazonais no desenvolvimento e na atividade da vegetação, além da redução de ruídos, como diferenças de iluminação solar, sombra de nuvens, atenuações atmosféricas e variações topográficas, presentes em múltiplas bandas de imagens multitemporais. Por outro lado, o NDVI tem a desvantagem de que é muito sensível a variações do substrato do dossel, como os solos que são visíveis sob os dosséis, por exemplo (HUETE *et al.*, 2002; JENSEN, 2009).

Assim, foi desenvolvido o *Enhanced Vegetation Index* – EVI, ou Índice de Vegetação Realçado. Trata-se do NDVI modificado, contendo um fator de ajuste para solos e dois coeficientes para correção do espalhamento atmosférico por aerossóis. O EVI é calculado pela equação $EVI = G \times (\rho_{IVP} - \rho_{VER}) / (\rho_{IVP} + C_1\rho_{VER} - C_2\rho_{AZL} + L)$, em que ρ_{IVP} é o fator de refletância bidirecional no infravermelho próximo; ρ_{VER} é o fator de refletância bidirecional no vermelho; ρ_{AZL} é o fator de refletância bidirecional no azul; C_1 e C_2 são os coeficientes de ajuste para efeito de aerossóis na atmosfera; L é o fator de ajuste do solo; e G é o fator de ganho

ajustado em 2,5. Os coeficientes L , C_1 e C_2 foram empiricamente determinados, assumindo valores iguais a 1,0; 6,0 e 7,5, respectivamente (JENSEN, 2009).

O EVI permite melhor desempenho no monitoramento da vegetação por causa da diminuição da influência do sinal proveniente do substrato abaixo do dossel e da redução da influência atmosférica, e também aperfeiçoa a sensibilidade para regiões de alta biomassa (JENSEN, 2009).

Avaliando o desempenho de ambos NDVI e EVI oriundos do sensor MODIS, Huete *et al.* (2002) demonstraram a utilidade de tais índices em fornecer informações radiométricas e biofísicas para a caracterização da superfície terrestre. Tanto o NDVI quanto o EVI apresentaram boa sensibilidade para o monitoramento e avaliação de mudanças espaciais e sazonais nas condições e quantidade da vegetação, embora o NDVI tenha demonstrado tendência à saturação em áreas com alta biomassa.

2.2.3 Sensor MODIS

O sensor MODIS constitui o principal instrumento a bordo das plataformas Terra e Aqua, as quais fazem parte do programa internacional denominado *Earth Observing System - EOS*, liderado pela *National Aeronautics and Space Administration - Nasa*. A plataforma Terra foi lançada em 1999, com o objetivo de realizar estudos sobre nuvens, aerossóis, balanço de irradiação, ciclo do carbono etc. Faz observações no período matutino, cruzando a linha do Equador às 10h30 na sua órbita descendente. Já a plataforma Aqua, lançada em 2002, coleta informações sobre o ciclo de água no planeta, incluindo a evaporação dos oceanos, vapor d'água na atmosfera, nuvens, precipitação, umidade da superfície terrestre, gelo no mar e na terra e cobertura de neve. As observações são feitas no período da tarde, cruzando a linha do equador às 13h30 na sua órbita ascendente. Desse modo, complementa os dados registrados pela plataforma Terra em diferentes condições de atmosfera e iluminação (SOARES *et al.*, 2007; MODIS, 2017).

As plataformas Terra e Aqua recobrem toda a superfície terrestre a cada 1 ou 2 dias (resolução temporal), coletando dados em 36 bandas espectrais contidas no intervalo de 0,4 a 14,4 μm , com resolução radiométrica de 12 bits e resolução espacial de 250 m (bandas 1-2), 500 m (bandas 3-7) e 1 km (bandas 8-36). As imagens das bandas espectrais do sensor MODIS, além de serem geométrica, atmosférica e radiometricamente corrigidas, são também transformadas em, por exemplo, índices de vegetação, índice de área foliar e outros. Ao todo são gerados 44 produtos disponibilizados gratuitamente aos usuários, dentre os quais o MOD13 (Terra) e MYD13 (Aqua) contêm os índices de vegetação NDVI e EVI, produzidos com

resolução espacial de 1 km, 500 m e 250 m, em composições de imagens ou mosaicos de 16 dias, em que é utilizado o melhor pixel do período (MODIS, 2017).

2.2.4 Sensoriamento remoto aplicado ao café

Em termos sistemáticos, no Brasil, os principais trabalhos de mapeamento e monitoramento agrícola sistemático do café são desenvolvidos pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – Inpe e pela Conab. No Inpe, foi desenvolvido o projeto Cafesat, que teve por objetivo a espacialização das lavouras de café e o monitoramento das mesmas nos estados de Minas Gerais e São Paulo, através de interpretação visual de imagens Landsat/TM, cuja metodologia detalhada deste projeto encontra-se em Moreira *et al.* (2008).

Já na Conab, o mapeamento do café tem por objetivo contribuir com o fortalecimento da capacidade de produzir e divulgar previsões relevantes, oportunas e precisas da produção agrícola nacional. A localização das áreas de cultivo permite quantificar, acompanhar a dinâmica do uso da terra e auxiliar no monitoramento agrometeorológico, em que há um acompanhamento mensal de parâmetros como precipitação acumulada, desvio da precipitação com relação à média histórica e temperatura, de acordo com a fase fenológica predominante (CONAB, 2014).

Dentre os primeiros trabalhos de sensoriamento remoto em áreas de cafeicultura com resultados satisfatórios, tem-se o estudo realizado por Tardin *et al.* (1992) em uma área de testes em Alfenas, no Sul de Minas Gerais. Nesta pesquisa de mapeamento da cultura de café, foram utilizadas imagens do sensor TM do Landsat aplicando a técnica do algoritmo máxima verossimilhança.

Outro estudo dessa natureza ocorreu também no Sul de Minas Gerais, na região entre os municípios de Alfenas e Campo do Meio. Tal estudo realizado por Epiphânio *et al.* (1994) utilizou-se de imagens do Landsat/TM para avaliar as relações entre parâmetros culturais e a resposta espectral de cafezais. Vale ressaltar que trabalhos anteriores ao lançamento do sensor Landsat/TM não obtiveram êxitos devido à resolução espacial do sensor MSS/Landsat não ser adequada (EPIPHANIO *et al.*, 1994).

Visando avaliar a qualidade dos diferentes métodos de classificação automática para geração de mapa de uso da terra, Bernardes *et al.* (2007) aplicaram as classificações automáticas máxima verossimilhança, isoseg e battacharya sobre uma composição R(4)G(5)B(3) em imagens Landsat/TM do município de Patrocínio, Minas Gerais, importante região produtora de café. A melhor classificação obtida foi pelo algoritmo battacharya, com 73% de acerto, seguido do classificador máxima verossimilhança com 57% e isoseg com 47%

de acerto em relação à interpretação visual, considerada na análise como referência. Segundo o estudo, as áreas de relevo acidentado e lavouras fragmentadas e contíguas a remanescentes de vegetação nativa causaram maior confusão espectral.

No âmbito de superar as limitações da resolução espacial, Hirano e Bambang (2007) mapearam as áreas de café da região da Província de Lampung, na Indonésia, com imagens do satélite *Advanced Land Observing Satellite - ALOS*. Tal estudo buscou melhorar o mapeamento através da classificação supervisionada máxima verossimilhança em imagens ALOS/AVINIR-2 (*Advanced Visible and Near Infrared Radiometer-type 2*) com 10 metros de resolução espacial e ALOS/PRISM (*Panchromatic Remote-Sensing Instrument for Stereo Mapping*) com 2,5 metros de resolução espacial, sendo esta última a banda pancromática. Apesar da boa resolução espacial, ideal para mapeamento com escala de 1:50.000 ou 1:25.000, os autores constataram que a resolução temporal foi crítica, uma vez que a alta nebulosidade impediu a aquisição de imagens livres de nuvens.

Com o objetivo de avaliar o potencial das imagens da série Landsat (TM e ETM+), Moreira *et al.* (2004) analisaram as respostas espectral e temporal das lavouras de café em produção e formação na região centro-sul do estado de Minas Gerais. Segundo a classificação visual feita através do processo de vetorização e utilizando as bandas 3, 4 e 5 dos sensores TM e ETM+, verificou-se que a banda 4, correspondente à região do infravermelho próximo do espectro, foi a ideal para distinguir as lavouras de café em formação e em produção dos alvos pastagem e mata. Em contrapartida, a separação das classes de café em formação e pastagem nas bandas 3 e 5 não foi possível, dada à similaridade da resposta espectral. Outra constatação deste estudo foi de que o sistema convencional de plantio de café com 3 metros entre as linhas e 1,5 metros entre as covas, acaba por gerar a resposta espectral muito influenciada pelo solo. Ou seja, lavouras com maiores espaçamentos apresentaram maiores valores de refletância na banda 3 e menores valores na banda 4, por causa da maior influência do solo na resposta espectral.

Portanto, uma das dificuldades de se obter a resposta espectral do café reside na mistura espectral com outros alvos e, entre esses, o solo. O solo deve ser levado em consideração na análise espectral, pois dependendo de como foi feito o manejo, os espaçamentos entre os pés de café podem ou não expor mais o solo, o que influencia uma maior mistura espectral dos pixels (MOREIRA *et al.*, 2004; TRABAQUINI *et al.*, 2009; BISPO *et al.*, 2014b).

Santos *et al.* (2012) lembram que outra dificuldade na identificação de áreas de café está no fato que essa cultura geralmente cresce em regiões montanhosas e isto causa sombras e

distorções na resposta espectral, que tornam difícil a classificação e a interpretação de alvos sombreados na imagem, pois a resposta espectral é reduzida ou totalmente perdida. Além disso, o crescimento do café não é uma atividade sazonal e, portanto, em uma mesma região pode haver plantações de café com diferentes idades, o que também afeta os padrões espectrais observados.

Visando estabelecer a correlação entre as variáveis do plantio de café e as respostas espectrais, Vieira *et al.* (2006) realizaram um estudo sistemático com observações em campo nos municípios de Patrocínio e Machado, ambos em Minas Gerais. Nesta pesquisa foram utilizadas variáveis como: área de plantio, idade, altura da planta, diâmetro médio das copas, ano de poda, porcentagem do terreno ocupado pelas plantas, cultivares, espaçamento entre plantas e linhas, vigor vegetativo, dados da produção média, declividade, orientação da vertente e tipo de solo.

Utilizando as bandas 3, 4 e 5 do sensor TM do Landsat 5, do período de abril a junho de 1999, os autores puderam observar que dentre todas as variáveis correlacionadas com as respostas espectrais, o percentual do solo coberto pela copa das plantas nas lavouras de café, calculado de acordo com o diâmetro médio e espaçamento utilizado correlacionado com a banda 4, foi o que obteve melhores resultados, tendo nível de significância de 0,0001 e coeficiente de correlação 0,44753. Portanto, esta banda, que corresponde à região do infravermelho próximo com intervalo de 0,76 a 0,90 μm , é a mais recomendada para o estudo da resposta espectral de áreas cobertas por vegetação (VIEIRA *et al.*, 2006). Outra conclusão a respeito das variáveis analisadas foi que em áreas de café com relevo inferior a 15% de declividade as correlações foram maiores do que em áreas com relevo de declividade mais acentuada.

De acordo com Vieira *et al.* (2006), os baixos valores de refletância na banda 3 se deu pelo fato desta banda ser uma faixa de absorção. Sendo os menores valores para os cafezais com mais de 50% de cobertura do solo (3%) e 15% para os cafezais com menos de 50% de cobertura. Já em relação à banda 5, esta esteve melhor correlacionada com o solo, apresentando maiores valores de refletância para os cafezais em formação. A banda 5 auxiliou também como um indicador para o tipo de solo. Por exemplo, em áreas de latossolo com maior capacidade de retenção de água, os valores de refletância foram baixos.

Com relação à análise de correlação entre dados de sensoriamento remoto e produtividade do café, Brunzell *et al.* (2009) afirmam que tem havido poucas aplicações devido justamente às interações microclimáticas complexas dentro do ciclo fenológico bianual do café,

além do fato deste ser cultivado geralmente em pequenas áreas, o que exigiria melhor resolução espacial dos satélites de sensoriamento remoto.

Seguindo essa questão da complexidade microclimática sobre a produtividade do café, em particular as variáveis precipitação e temperatura, Brunzell *et al.* (2009) realizaram um estudo no município de Monte Santo de Minas, Minas Gerais, com o objetivo principal de avaliar a viabilidade do uso de dados MODIS para monitorar a produtividade de café. Para tanto, foram utilizados dados de temperatura de superfície (produto MOD11A2) e NDVI fracionado, que é uma derivação do índice de vegetação NDVI (produto MOD13Q1). Brunzell *et al.* (2009) concluíram que é válida a utilização de dados MODIS para monitorar e realizar previsão de produtividade, apesar de sua baixa resolução espacial para análise em áreas de pequena propriedade de cafeicultura. Entretanto, neste estudo foi enfatizada a necessidade de mais tempo de análise para assegurar maiores generalizações acerca das observações e, também, a limitação dos dados de precipitação, uma vez que estes foram obtidos de estação meteorológica assumindo assim os dados de um único ponto para a área toda.

Bernardes *et al.* (2012) também utilizaram dados MODIS para o monitoramento de café, com objetivo de identificar a bienalidade do café na região do Sul de Minas Gerais através dos índices de vegetação NDVI e EVI, entre os anos de 2002 e 2009. A metodologia consistiu basicamente na seleção de pixels puros e homogêneos (coeficiente de variação menor do que 0,4), os quais serviram de base para coleta de dados em campo. Os pixels do MODIS foram filtrados (wavelet) e geradas métricas, como de amplitude, máximo, mínimo, soma e média para correlacionar com dados de produtividade por talhão de café. Chegou-se a conclusão que, de maneira geral, os dados de NDVI e EVI tiveram valores máximos nos meses de março e abril e mínimos em agosto e setembro, períodos de ápice vegetativo e desfolhamento, respectivamente.

Ainda segundo Bernardes *et al.* (2012), dentre as cinco métricas derivadas a partir dos índices de vegetação, os valores mínimos foram os que mais se correlacionaram com a produtividade. Os resultados mostraram que os coeficientes de Pearson variaram de 0,29 a 0,74 para a métrica de mínimo de EVI e de 0,27 a 0,68 para mínimo de NDVI. Os autores chamam atenção para o ano de 2006 que apresentou as piores correlações entre as métricas do MODIS e a produtividade pelo fato de ter ocorrido uma estiagem prolongada, o que afetou a correlação entre os índices de vegetação de 2006 e os dados de produtividade de 2007.

Dessa forma, este estudo mostrou que, apesar da baixa resolução espacial do MODIS, os índices de vegetação foram capazes de expressar as relações entre biomassa foliar e produtividade do cafeeiro. Ainda que para fins de utilização na previsão de produtividade de

café os índices de vegetação do MODIS encontram limitações, esses índices podem ser derivados de imagens de alta resolução espacial em conjunto com modelos agrometeorológicos (BERNARDES *et al.* 2012).

Nessa mesma linha de caracterizar a fenologia do cafeeiro com dados do sensor MODIS, tem-se o trabalho de Couto Júnior *et al.* (2013), em que foram utilizadas séries temporais de 10 anos (2000 a 2010) de NDVI e EVI na eco-região do Chapadão do São Francisco, área sob o domínio do bioma Cerrado entre os municípios de Luis Eduardo Magalhães e Barreiras, no estado da Bahia.

Neste estudo, os índices de vegetação passaram por processo de filtragem, (Mediana e Fração Mínima de Ruído) justificados pela presença de nuvens e de ruídos brancos. Dentre os resultados alcançados, tem-se que os dados de EVI apresentaram maior amplitude do que o NDVI, indicando maior sensibilidade para com o processo de desfolhamento e enfolhamento do café. Outro fato relevante observado foram os altos valores dos índices de vegetação, aproximadamente maior em 20% para NDVI e 25% para EVI nas áreas irrigadas em comparação com as áreas que não dispunham de irrigação. Foi observado também que os dados de NDVI apresentam maior saturação no período de crescimento, se comparado aos valores de EVI (COUTO JÚNIOR *et al.*, 2013).

2.2.5 Dificuldades no monitoramento de lavouras cafeeiras

O grande número de variáveis distintas e suas relações complexas atuantes sobre a produtividade do café tornam o seu monitoramento via sensoriamento remoto um grande desafio para a comunidade científica, especialmente quando se trata da utilização de dados orbitais de baixa resolução espacial, como é o caso do MODIS.

O cultivo de café no Brasil, de modo geral, não apresenta um padrão característico de manejo e de tamanho de lavouras. As lavouras de café estão presentes nos mais diversos relevos, desde o plano até encostas e topos de morros, com os mais diversos tamanhos de área e com variedades de diferentes portes. Além disso, o espaçamento utilizado para implantar a lavoura também varia muito, desde o plantio normal (800 a 5000 covas por ha), adensado (5.000 a 10.000 covas por ha) e super-adensado (mais que 10.000 covas por ha).

Em relação ao manejo, há lavouras de café sombreado, com quebra-ventos, com irrigação por pivô central ou por gotejamento, sem irrigação, dentre outros. Diante disso, Moreira *et al.* (2004), na tentativa de mapear o café numa região de relevo mais acidentado, constataram que o padrão espectral dos cafezais varia em função do espaçamento, da idade das lavouras, do cultivar, da face do relevo e dos tratos culturais.

Quando se analisa as condições da planta, via sensoriamento remoto, não se pode desprezar o fator espacial. Um exemplo é a precipitação sobre uma área produtora de café que pode não ocorrer de maneira homogênea. Chuvas localizadas podem promover crescimento vegetativo em diferentes ritmos entre as lavouras de café dentro de um mesmo município. Esse fenômeno acaba por dificultar a generalização de valores espectrais do café para um mesmo tempo e espaço.

Ainda que o café seja uma cultura perene, a sua disposição não é homogênea, uma vez que diferentes tipos de manejo podem contribuir para singularizar lavouras dentro de um mesmo município. Dentre os elementos ligados ao manejo que potencializam essa desuniformidade, tem-se a prática da poda, cujo objetivo é manter ou recuperar a produtividade do cafeeiro, pois a produção dos frutos geralmente ocorre nos ramos mais novos e enfolhados, devido à capacidade que eles têm de armazenar reservas de carboidratos e nutrientes para a formação das gemas reprodutivas, que mais tarde darão origem às flores e posteriormente aos frutos. Entretanto, como os pés de café em um mesmo município têm idade e produtividade diferentes, a poda não se dá simultaneamente por toda uma área.

A época mais indicada para a realização da poda é logo após a colheita. Em regiões onde há riscos de geadas, a poda deve ser feita após o período de maior ocorrência desse fenômeno. Além disso, a poda deve ser realizada após o ano de safra alta, quando a perspectiva é de baixa produção no ano seguinte (THOMAZIELLO, 2013).

Diante dessa complexidade de fatores a serem mensurados através de sensoriamento remoto, duas técnicas, em conjunto, apresentam grande potencial na seleção de pixels de café que expressem o comportamento geral das lavouras de café em escala municipal e regional. Trata-se do mapeamento de correlação de produtividade e estabilidade temporal de pixels, apresentadas a seguir.

2.3 Mapeamento de correlação de produtividade

A previsão de safra agrícola utilizando modelos baseados em dados de sensoriamento remoto encontra um obstáculo na obtenção segura de dados advindos de máscaras de cultura. Em teoria, o ideal para a finalidade de previsão de safra seria a utilização de máscara específica dos tipos de cultura. Isso permitiria obter apenas as informações pertencentes à cultura de interesse. No entanto, quando se faz uma análise temporal de vários anos, a máscara se torna obsoleta pela possibilidade de ocorrer mudanças de uso da terra como,

por exemplo, a prática de rotação de culturas. Isto sugere que deva se ter máscaras específicas por cultura e por ano (KASTENS *et al.*, 2005).

Tal cuidado com a utilização de máscaras para fins de estimativa de safra é pertinente quando falamos de cafeicultura, pois, apesar do café não sofrer grandes mudanças em termos de área de plantio, questões levantadas anteriormente referentes a heterogeneidade das lavouras podem não ser resolvidas com uma máscara genérica de café.

Por essas razões, Kastens *et al.* (2005) propõem uma nova técnica de mapeamento, chamada de mapeamento de correlação de produtividade. Desenvolvida inicialmente para as culturas de milho, soja e sorgo, nos estados norte-americanos de Iowa, Illinois, Kansas e Dakota, a técnica parte do pressuposto de que toda a vegetação numa região reúne condições de crescimento cumulativo que de alguma forma pode ser mais indicativa de potencial de colheita de uma cultura, até mesmo mais do que a própria cultura. Desse modo, esta técnica pode ser utilizada para o desenvolvimento e implementação de modelos regionais de previsão de safra das culturas agrícolas sem a necessidade de um mapa de cobertura da terra. Outra vantagem dessa abordagem é que pode ser facilmente aplicada em regiões que possuem distribuição de culturas esparsas.

Utilizando esta técnica, Figueiredo (2014) propôs uma metodologia para estimar a produtividade da soja em escala municipal, baseado em dados espectrais (EVI/MODIS) e dados históricos de produtividade durante as safras de 2000/2001 a 2010/2011 no estado do Paraná. A autora detectou os pixels que tinham as melhores correlações de EVI com produtividade ao longo do tempo e ainda encontrou o período mais adequado para estimar a produtividade.

Ainda segundo Figueiredo (2014), ao comparar o desempenho dos mapas de correlação com máscaras de culturas específicas para estimar a produtividade, os mapas de correlação apresentaram resultados mais significativos, com RMSE (raiz do erro quadrático médio) de 0,173 ton/ha, enquanto a máscara de cultura específica apresentou RMSE de 0,294 ton/ha.

2.4 Estabilidade temporal

A metodologia chamada de estabilidade temporal foi inicialmente desenvolvida para fins de estudos hidrológicos com o objetivo de reduzir o número de amostras de umidade do solo sem perder a capacidade de representar o comportamento médio de umidade de toda uma bacia hidrográfica. De acordo com o método proposto por Vachaud *et al.* (1985), embora a umidade do solo superficial seja bastante variável, à medida que forem observadas

repetidamente medições de umidade do solo no campo ou em pequena bacia hidrográfica, determinados locais podem ser identificados como sendo temporalmente estáveis e representativos da média de uma área.

Para Wesenbeeck e Kachanoski (1988), esse conceito pode ser definido como a associação constante entre a localização espacial e as medidas estatísticas que caracterizam uma determinada propriedade do solo ao longo do tempo.

A principal ferramenta utilizada para resumir e avaliar as estatísticas utilizadas na análise de estabilidade temporal é a diferença relativa média. Este ponto compara um local em particular com a média calculada a partir de todos os locais (COSH *et al.*, 2006).

A diferença relativa média permite verificar a estabilidade relacionada ao tempo da variabilidade espacial dos processos e é expressa em termos percentuais, associada ao respectivo desvio-padrão no tempo e ordenadas em ordem crescente, permitindo assim detectar as posições que representam a média geral do conteúdo de água no solo com determinado nível de confiabilidade.

Esta variável mede diretamente como um local em particular se diferencia da média de uma região, ou seja, se é consistentemente maior ou menor do que a média. Dois são os critérios para classificar os locais como temporalmente estáveis e, portanto, ideais para expressar o comportamento médio de toda área: quando a diferença relativa média for igual ou próxima a zero, indicando que eles podem estimar com precisão a média de bacias hidrográficas, e quando o desvio padrão da diferença relativa média for baixo (STARKS *et al.* 2006; MARTINEZ-FERNANDEZ e CEBALLOS, 2003).

Com o objetivo de validar o *Advanced Microwave Scanning Radiometer* (AMSR) a bordo da plataforma Aqua, Cosh *et al.* (2004) coletaram dados de umidade do solo para suas análises através de rede de sensores temporariamente instalados em solo numa bacia hidrográfica localizada em Ames, Iowa. Esta área tem seu uso da terra distribuído com cultivo de milho (50%), soja (40%) e outros tipos de grãos e área urbana (10%). É interessante ressaltar que, nesse estudo, não houve relação entre o tipo de cultura e a diferença média relativa. Isso indica que há outros fatores que podem ser mais importantes do que a cobertura do solo, como o tipo de solo e topografia.

Dos 12 pontos coletados, apenas 3 (todos na porção leste) apresentaram valores negativos de porcentagem da diferença média relativa, por conta da variabilidade espacial de precipitação, anulando a estabilidade temporal desses pontos. Segundo Cosh *et al.* (2004) dois fatores não foram favoráveis para esta pesquisa: o tempo de coleta de dados, sendo apenas de 2 meses durante o verão, e o regime de precipitação na bacia, com chuvas muito localizadas,

isto é, não uniforme em toda a área. Ainda segundo os autores, a metodologia de estabilidade temporal se mostrou eficiente, uma vez que foi possível estimar a umidade do solo de toda a área da bacia com apenas um único ponto.

Analisando o quanto fatores físicos interferem na estabilidade temporal, Mohanty e Skaggs (2001) aplicaram a metodologia numa área experimental no estado de Oklahoma, Estados Unidos, utilizando dados terrestres de conteúdo água no solo com resolução espacial de 2,5 x 2,5 metros e dados do sensor *Electronically Scanned Thinned Array Radiometer* - ESTAR a bordo de uma aeronave com resolução espacial de 800 x 800 metros. Ao todo, foram três pixels do ESTAR sendo que a metodologia de medição terrestre foi de coletar numa grade de 7 x 7 de espaçamento de 100 metros para cada um dos três pixels. Os autores verificaram que dentre os três pixels do ESTAR, um deles obteve mais pontos em campo com estabilidade temporal. Os fatores que potencializaram essa estabilidade temporal foram o relevo levemente ondulado e solo arenoso, além de ter sofrido pouca mudança de uso da terra, se comparado aos outros dois pixels.

Devido à grande disponibilidade de dados nessa área, diversos estudos de natureza hidrológica foram realizados. Jacobs *et al.* (2010) analisaram quais parâmetros físicos (tipo de solo, vegetação e topografia) têm maior influência para determinar a estabilidade temporal da umidade do solo. Os autores concluíram que a declividade não foi um fator determinante na estabilidade. Entretanto a orientação da vertente indicou um fenômeno interessante, pois locais com face para o norte apresentaram melhor estabilidade temporal do que aqueles voltados para o sul. Com relação à vegetação, áreas com vegetação esparsa mostraram menos estabilidade temporal e em contrapartida, área com cobertura de pastagem apresentaram maior estabilidade. E o tipo de solo com maior estabilidade foram os arenosos. Segundo os mesmos, tanto o tipo de cobertura quanto o tipo de solo se mostraram mais dinâmicos na determinação da estabilidade temporal da umidade do solo.

Outro estudo que abordou essa questão da influência do tipo de cobertura do solo foi o de Zucco *et al.* (2014). O objetivo principal foi identificar onde instalar uma estação de monitoramento, de acordo com o tipo de cobertura do solo, bem como o número de medições que deve ser feito para estimar a umidade do solo. A área de estudo foi no centro da Itália, na região de Genna, durante oito meses, em diferentes áreas de acordo com o tipo de cobertura do solo: pastagem, floresta (carvalhos e carpino), oliveiras e terras cultiváveis. Dentre todos os tipos de cobertura do solo, as áreas mais significativas em termos de pontos com estabilidade temporal foram a de pastagem e a de carpino, ambas com valores de porcentagem da diferença relativa média próximos a zero.

Como se pode observar, a metodologia da estabilidade temporal para fins de estudos hidrológicos vem sendo aplicada com êxito e cada vez mais buscando interpretar como e quais elementos físicos influenciam na determinação de pontos que possam expressar o comportamento médio da umidade do solo.

Aplicando essa metodologia de estabilidade temporal, mas para fins de estimativa de produtividade de soja, Figueiredo (2014) utilizou dados de correlação entre EVI/MODIS e produtividade por pixel, a fim de determinar quais pixels são temporalmente estáveis e incluir somente estes na estimativa de produtividade da soja para uma série temporal de onze anos. Para a autora, a aplicação da metodologia de estabilidade temporal para a seleção de pixels foi eficaz. Este método ajudou a eliminar pixels que não eram considerados representativos, mantendo apenas aqueles que poderiam representar um bom perfil na estimativa de produtividade de soja.

2.5 Modelos agrometeorológico-espectrais

As estimativas de safra de café no Brasil são feitas predominantemente por meio de métodos subjetivos, isto é, baseadas em informações coletadas de agentes de extensão, financiamento e comercialização. Com base nesta metodologia, o Levantamento Sistemático da Produção Agrícola, divulgado mensalmente pelo IBGE, fornece informações referentes à estimativa de área plantada, produtividade média e produção de diversas culturas, a partir da fase de intenção de plantio até o final da colheita, tendo como unidade de coleta os municípios.

Outro órgão oficial que trabalha com metodologia parecida é a Conab, que realiza quatro levantamentos de campo ao longo do ano safra da cultura. Esse levantamento conta com as parcerias estaduais dos órgãos de governo das principais unidades da federação produtoras, além dos próprios técnicos dos escritórios do IBGE.

Conforme a própria Conab ressalta, as previsões podem sofrer correções e ajustes ao longo do ano safra, uma vez as que informações mais precisas somente se consolidam com a finalização da colheita. Dessa forma, fenômenos climáticos que por ventura tenham ocorrido são detectados e estimado o provável efeito, porém, as consequências reais serão efetivamente mensuradas à medida que a colheita avança.

Como se pode observar, a produção é estimada no decorrer da colheita através de um procedimento subjetivo, que devido à sua limitação de tempo das informações não permite definir ações preventivas contra possíveis implicações sobre a produção. Em contrapartida, modelos de produtividade que geram estimativas antecipadas de safra apresentam o ganho extra

da prevenção, possibilitando ampliar a margem de atuação no que se refere ao planejamento da produção agrícola.

Nesse sentido, os modelos agrometeorológicos, além de fornecerem dados para alimentar os sistemas de previsão de safras agrícolas, permitem também a identificação do estresse hídrico ao longo do ciclo da cultura, cujos impactos na produtividade podem ser detectados e avaliados (CAMARGO *et al.*, 1999).

Baseando-se na hipótese de que o déficit hídrico constitui o grande limitador da produtividade das culturas, Doorenbos e Kassam (1979) desenvolveram um modelo agrometeorológico em que a metodologia para a estimativa da produtividade de uma cultura é uma função da disponibilidade de água no solo. Dessa forma, a quantificação do estresse hídrico é obtida por meio da relação entre a evapotranspiração real e a evapotranspiração potencial, isto é, se a evapotranspiração real da cultura for menor que a evapotranspiração potencial, a cultura não está absorvendo água suficiente e a produtividade potencial será penalizada.

Devido ao fato do déficit hídrico ser relativo para cada tipo de cultura, Stewart *et al.* (1976) e Doorenbos e Kassam (1979) adicionaram um fator de correção, definido experimentalmente para cada cultura, representando o fator de resposta à produtividade (ky).

Dessa forma, o modelo permite a estimativa da produtividade em períodos parciais ao longo do ciclo da cultura e a produtividade final é determinada através do somatório das produtividades parciais.

Entretanto, considerando a bienalidade do cafeeiro, na qual a produtividade da cultura é afetada pela produtividade do ano anterior, a utilização desse modelo traz dificuldades na calibração dos valores de ky . Nesse sentido, Picini *et al.* (1999) obtiveram bons resultados ao adicionarem ao modelo de Doorenbos e Kassam (1979) o fator de penalização relativo à produtividade do ano anterior e o coeficiente de resposta da cultura à disponibilidade hídrica para os sucessivos estádios fenológicos do cafeeiro. De acordo com os autores, os elevados coeficientes de penalização relativos à produtividade do ano anterior ($ky0$) indicaram a importância desse fator na estimativa de produtividade do cafeeiro e o estágio fenológico mais sensível ao déficit hídrico foi o de florescimento/início de formação dos grãos.

Assim como em Picini *et al.* (1999), o modelo de Santos e Camargo (2006) incorporou um fator de penalização pela produção do ano anterior. Nesse estudo, os autores fizeram um monitoramento hídrico com escala decendial, em que foram testadas diversas combinações de coeficientes de penalização hídrica para cada um dos estágios fenológicos, indução floral, florescimento, granação e maturação, apontando os estádios onde a cultura é mais sensível ao déficit hídrico. Dentre os resultados alcançados, observou-se que a penalização

pelo déficit hídrico tem início com a plena florada (setembro ou outubro) e seu maior valor de penalização se dá entre os meses de outubro e janeiro.

Entretanto, modelos apresentados até aqui não consideram variantes, tais como diferenças de cultivares, manejo, tipo de solo, fertilidade e ocorrência de pragas aos modelos de predição. Essa parte das questões pode ser considerada a partir da incorporação de um termo espectral integrado ao modelo agrometeorológico para as estimativas de parâmetros biofísicos da vegetação (ALMEIDA, 2013).

Dessa forma, acredita-se que o componente agrometeorológico representa as condições de radiação solar incidente, temperatura, umidade do ar e de disponibilidade hídrica, enquanto que o componente espectral expressa as diferentes práticas de manejo, cultivares e estresses não incluídos no modelo agrometeorológico (ROSA, 2007).

Conforme já foi observado, a peculiaridade da bienalidade do cafeeiro torna a produtividade do ano anterior uma componente importantíssima no que diz respeito à produtividade a ser estimada. Dessa forma, o monitoramento do café tem muito a ganhar com a componente espectral pela possibilidade de incorporar a produtividade do ano anterior por meio de imagens de índices de vegetação.

Utilizando imagens do sensor MODIS e dados agrometeorológicos do modelo regional de previsão do tempo (ETA) para fornecer as variáveis de entrada para o modelo agrometeorológico-espectral, Rosa (2007) aplicou os procedimentos definidos por Rizzi (2004)¹ para adaptar o modelo AGROMET², com objetivo de estimar a produtividade da cultura do café, nas regiões Sul e Sudoeste do estado de Minas Gerais. A incorporação do dado espectral foi feita através da utilização do produto NDVI do MODIS para calcular o índice de área foliar - IAF, que por sua vez foi usado no cálculo do fator de compensação de crescimento, uma variável empregada no cálculo da produtividade potencial.

Segundo Rosa (2007), o modelo se mostrou promissor, pois foi possível estimar a produtividade dos cafezais tanto quanto o modelo oficial do IBGE, com a ressalva de que as estimativas obtidas foram melhores na escala regional do que para a escala municipal. Além disso, foi possível espacializar a quebra de produtividade e prever 80% da produtividade final na primeira quinzena de fevereiro, antes do início da colheita.

¹ Rizzi (2004) em um estudo para estimativa de produtividade de soja adaptou ao modelo agrometeorológico informações biofísicas como o índice de área foliar, estimado a partir das imagens NDVI do sensor MODIS.

² AGROMET é o nome do modelo agrometeorológico-espectral adaptado por Berka (2003) a partir modelo agrometeorológico proposto por Doorenbos e Kassam (1979).

A partir do uso de um modelo agrometeorológico-espectral, Almeida (2013) alcançou resultados satisfatórios na estimativa da produtividade de duas fazendas cafeeiras na região noroeste do estado de Minas Gerais, obtendo coeficiente de determinação R^2 entre 0,79 e 0,95, e o índice de concordância de Willmott “d” de 0,93 a 0,95. O modelo utilizado para a estimativa e monitoramento da produtividade nas fazendas foi o proposto por Doorenbos e Kassam (1979), com a adição da penalização da produtividade a partir da produtividade do ano anterior proposto por Santos e Camargo (2006). Neste estudo, a variável espectral de entrada também foi o IAF estimado a partir do NDVI para o cálculo do fator de compensação de crescimento. Outras variáveis de entrada foram os dados meteorológicos, irrigação e dados de solo.

Tomando por base também o modelo proposto por Doorenbos e Kassam (1979), o trabalho de Bernardes (2013) teve como objetivo geral estimar a produtividade de café por meio de uma metodologia que associa dados de sensoriamento remoto e um modelo agrometeorológico, tanto na escala de lavoura, quanto na escala municipal, na mesorregião Sul/Sudoeste do estado de Minas Gerais.

O modelo final proposto penaliza a produtividade potencial da cultura em função das evapotranspirações relativas, obtidas a partir de dados meteorológicos do modelo regional ETA, e da produtividade do ano anterior, obtida das regressões com os índices de vegetação. De acordo com Bernardes (2013), o coeficiente de penalização pela produtividade do ano anterior apresentou os maiores valores, o que indica a importância desta variável na produtividade do cafeeiro. Dentre os resultados obtidos, Bernardes (2013) destaca que o desempenho geral dos modelos no nível de lavouras foi considerado ruim, com R^2 variando entre 0,20 e 0,69, mas quando se considera a produção total por municípios, os desempenhos foram melhores, com R^2 variando entre 0,67 e 0,93.

Vale ressaltar que, diferentemente das abordagens empregadas por Rosa (2007) e Almeida (2013), que utilizaram NDVI para calcular o IAF usado, por sua vez, no cálculo do fator de compensação de crescimento, que é uma variável empregada no cálculo da produtividade potencial, a pesquisa de Bernardes (2013) teve como diferencial a opção de adotar uma produtividade potencial para a cultura do café, e integrar a componente espectral (valores de NDVI e EVI) na produtividade do ano anterior, obtendo-se, assim, equações empíricas mais realísticas, por utilizarem dados da cultura cafeeira.

3 Material e métodos gerais

3.1 Área de estudo

O estudo foi desenvolvido em duas regiões produtoras de café do estado de Minas Gerais, compreendendo um total de seis municípios: Alfenas, Monte Santo de Minas, Guaxupé (região Sul de Minas) e Serra do Salitre, Coromandel e Tiros (região do Cerrado Mineiro) (Figura 4). Devido à limitação dos dados meteorológicos disponíveis (item 3.3), os capítulos 4 e 6 apresentam resultados apenas para os municípios de Monte Santo de Minas, Guaxupé e Coromandel.

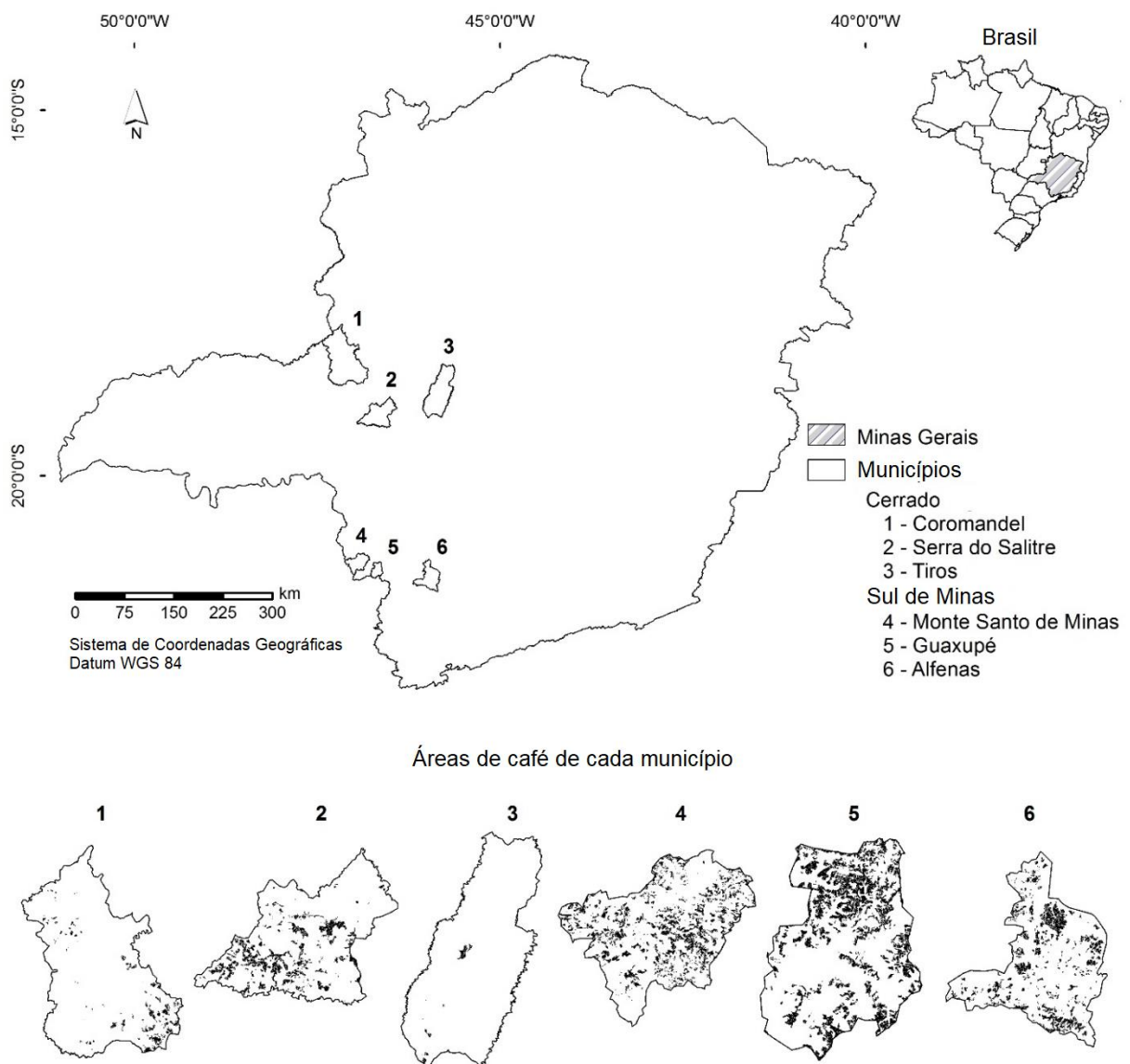
Serra do Salitre, Coromandel e Tiros localizam-se na região do Cerrado Mineiro, a 964, 882 e 869 m de altitude, respectivamente. Serra do Salitre possui clima subtropical úmido com inverno seco e verão temperado (Cwb), com temperatura média anual de 19,8° C (máxima de 21,6° C em fevereiro e mínima de 16,5° C em julho) e precipitação anual de 1605 mm, sendo junho o mês mais seco (9 mm) e dezembro o mais úmido (328 mm). Já Coromandel e Tiros apresentam clima subtropical úmido com inverno seco e verão quente (Cwa). A temperatura média anual de Coromandel é de 20,6° C, sendo fevereiro o mês mais quente (22,3° C) e julho o mais frio (17,5° C). A precipitação anual chega a 1451 mm, com a mínima no mês de junho (10 mm) e a máxima em janeiro (270 mm). Tiros apresenta temperatura média anual de 20,2° C (máxima de 22,1° C em fevereiro e mínima de 17° C em julho) e precipitação anual de 1491 mm, com 8 mm em junho e 306 mm em dezembro (ALVARES *et al.*, 2013).

Alfenas, Monte Santo de Minas e Guaxupé localizam-se na região Sul de Minas Gerais, a 817, 905 e 945 m de altitude, respectivamente. Estes municípios caracterizam-se pelo clima subtropical úmido com inverno seco e verão temperado (Cwb). Alfenas apresenta temperatura média anual de 19,3° C (21,9° C em fevereiro e 15,8° C em julho) e precipitação anual de 1629 mm, com a mínima no mês de julho (26 mm) e a máxima no mês de dezembro (291 mm). Monte Santo de Minas apresenta temperatura média anual de 19,1° C (21,6° C em fevereiro e 15,6° C em julho) e precipitação anual de 1522 mm, sendo julho e agosto os meses mais secos (18 mm) e janeiro o mês mais úmido (277 mm). Guaxupé apresenta temperatura média anual de 18,8° C (21,3° C em fevereiro e 15,3° C em julho) e precipitação anual de 1535 mm, com 17 mm em julho e 274 mm no mês de janeiro (ALVARES *et al.*, 2013).

De maneira geral, a cafeicultura no Sul de Minas é muito mais presente em termos de área relativa ao município, se comparado aos municípios do Cerrado, principalmente

Coromandel e Tiros (Figura 4). Segundo a Cooperativa Regional de Cafeicultores em Guaxupé LTDA - Cooxupé, em 2015, a área ocupada por café em Coromandel foi de 10.452 ha, em Serra do Salitre foi de 14.391 ha, em Tiros foi de 1.613 ha, em Monte Santo de Minas foi de 10.529 ha, em Guaxupé foi de 5.839 ha, e Alfenas teve 12.155 ha de café, tendo tido pouca variação da área plantada de café nesses municípios durante o período analisado neste estudo (2004-2015).

Figura 4 – Área de estudo ilustrando os municípios do Sul e Cerrado de Minas Gerais, Brasil, e suas áreas de café



Além disso, a cafeicultura no Sul de Minas se caracteriza por ser uma região produtora mais tradicional e com forte presença de pequenas propriedades rurais, enquanto que

no Cerrado Mineiro a estrutura fundiária apresenta uma variação entre médias e grandes propriedades e com maior emprego de tecnologia no cultivo, em que se destaca a irrigação. Outra característica que difere as duas regiões é a declividade das áreas onde a cultura está implantada (Tabela 1). A declividade foi calculada a partir de dados do SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*), com resolução espacial de 1 arco-segundo (~30 m).

Conforme se observa na Tabela 1, os municípios da região Sul de Minas apresentam 65% de suas áreas de café em relevo ondulado, entre 8% e 20% de declividade, e 22% em áreas de relevo suave ondulado. Já os municípios do Cerrado Mineiro possuem 67% de suas áreas de café localizadas em terrenos com relevo suave ondulado, entre 3% e 8% de declividade, seguido por 19% das áreas de café em relevo plano, cuja declividade é menor ou igual a 3%. Tal característica reforça a facilidade de mecanização na região do Cerrado e a dificuldade na região Sul de Minas.

Tabela 1 – Porcentagem das áreas de café por classes de declividade

Declividade (%)	Descrição	Guaxupé	Alfenas	Monte Santo de Minas	Sul de Minas	Coromandel	Serra do Salitre	Tiros	Cerrado
0 - 3	Plano	0	0	0	0	18	9	31	19
3 - 8	Suave ondulado	8	28	29	22	76	78	48	67
8 - 20	Ondulado	61	69	64	65	6	13	21	13
20 - 45	Forte ondulado	31	2	7	13	0	0	0	0
45 - 75	Montanhoso	0	0	0	0	0	0	0	0
> 75	Escarpado	0	0	0	0	0	0	0	0

3.2 Dados do sensor MODIS

Neste estudo foram utilizados dados de EVI gerado a partir do produto MYD13Q1, versão 5, provenientes do sensor MODIS, a bordo do satélite Aqua. Este produto resulta de uma composição dos melhores valores dos pixels, considerando todas as aquisições obtidas em um período de 16 dias.

O EVI é calculado pela equação 1:

$$EVI = 2,5 (\rho_{IVP} - \rho_{VER}) / (\rho_{IVP} + 6\rho_{VER} - 7,5\rho_{AZU} + 1) \quad (1)$$

em que ρ_{IVP} , ρ_{VER} e ρ_{AZU} são as reflectâncias das bandas infravermelho próximo, vermelho e azul, respectivamente, com correção dos efeitos atmosféricos (HUETE *et al.*, 2002).

O satélite Aqua cruza o Equador às 13h30 na sua trajetória ascendente, portanto, os seus produtos relacionados aos índices de vegetação apresentam maior possibilidade de detectar problemas de estresse hídrico da vegetação na região intertropical do globo terrestre, quando comparado ao sensor MODIS a bordo do satélite Terra, que cruza o Equador às 10h30 na sua trajetória descendente.

Este índice de vegetação foi desenvolvido para otimizar o sinal da vegetação, melhorando a sensibilidade em regiões com maior densidade de biomassa, e atenuar a influência tanto do solo como da atmosfera (HUETE *et al.*, 2002). A série temporal de EVI compreendeu o período entre agosto de 2004 e agosto de 2015. Devido à disponibilidade de dados a cada 16 dias, um ano abrange 23 imagens, totalizando então 253 imagens para todo o período de estudo. A opção pela utilização do EVI se deu pela maior sensibilidade às mudanças da biomassa do cafeeiro entre os períodos de crescimento e colheita.

Para minimizar os efeitos de ruídos nas imagens da série temporal, sobretudo por conta da presença de nuvens, foi aplicado o filtro *Flat-Bottom*, por meio do software ENVI. Esse filtro que suaviza a curva espectro-temporal substituindo os valores inconsistentes pelo menor valor adjacente (WARDLOW *et al.*, 2006).

3.3 Balanço hídrico

Os dados de precipitação (mm) e de temperatura do ar (°C) máxima e mínima são provenientes das estações meteorológicas automáticas localizadas nos municípios de Coromandel (18°28'25'' S e 47°12'49'' W), Monte Santo de Minas (21°11'53'' S e 46°57'58'' W) e Guaxupé (21°17'12'' S e 46°41'34'' W). Para os municípios de Alfenas, Tiros e Serra do Salitre não havia disponibilidade de dados meteorológicos desde 2004 e, portanto, foram descartados dos estudos apresentados nos capítulos 4 e 6.

Estes dados meteorológicos de setembro de 2004 a julho de 2015 foram utilizados para gerar o balanço hídrico³. O cálculo de evapotranspiração potencial (ETP) foi feito de acordo com Camargo (1971, equação 2):

³Estas informações encontram-se disponíveis no site <<http://sismet.cooxupe.com.br>>.

$$ETP = 0,01. Q_o. T_{med}. ND \quad (2)$$

em que ETP é a evapotranspiração potencial em mm.dia^{-1} ; Q_o é a radiação solar extraterrestre incidente acima da atmosfera, no dia 15 de cada mês, em mm.dia^{-1} de evaporação equivalente; T_{med} é a temperatura média diária do período, em $^{\circ}\text{C}$; ND é o número de dias do período.

As variáveis armazenamento de água no solo (ARM), evapotranspiração real (ETR), déficit hídrico (DEF) e excedente hídrico (EXC) foram calculadas conforme Thorntwaite e Mather (1955), considerando a capacidade de água disponível (CAD) igual a 100 mm, seguindo as equações de 3 a 9:

$$\text{Primeiro valor onde } P - ETP < 0 \quad (3)$$

$$NAC_i = (P - ETP)_i$$

$$ARM = CAD \cdot e^{NAC_i/CAD}$$

$$\text{Próximos valores} \quad (4)$$

$$\text{Se } (P - ETP)_i < 0,$$

$$NAC_i = NAC_{i-1} + (P - ETP)_i$$

$$ARM_i = CAD \cdot e^{NAC_i/CAD}$$

$$\text{Se } (P - ETP)_i \geq 0$$

$$ARM_i = ARM_{i-1} + (P - ETP)_i$$

$$NAC_i = CAD \cdot \ln(ARM_i/CAD)$$

$$\text{Se } NAC > 0 \quad (5)$$

$$NAC = 0$$

$$ARM = CAD$$

$$ALT_i = ARM_i - ARM_{i-1} \quad (6)$$

$$\text{ETR} \quad (7)$$

$$\text{Se } ALT < 0, ETR_i = P + |ALT_i|$$

$$\text{Se } ALT \geq 0, ETR_i = ETP_i$$

$$DEF = ETP - ETR \quad (8)$$

$$\text{EXC} \quad (9)$$

$$\text{Se } ARM < CAD, EXC_i = 0$$

$$\text{Se } ARM = CAD, EXC_i = (P - ETP)_i - ALT_i$$

em que P é precipitação (mm); ETP é a evapotranspiração potencial (mm); NAC é a perda de água acumulada – negativo acumulado (mm); ARM é o armazenamento de água no solo (mm); CAD é a capacidade de água disponível (mm); ALT é a alteração da umidade do solo; ETR é a evapotranspiração real (mm); DEF é o déficit hídrico (mm); EXC é o excedente hídrico (mm); e i é o período de dias.

3.4 Produtividade anual de café

Os dados de produtividade anual de café de cada município foram fornecidos pela Cooxupé, abrangendo uma série temporal de 10 anos (2006-2015). Estes dados foram considerados dados observados na comparação com os dados estimados por meio do modelo agrometeorológico-espectral.

3.5 Mapeamento das áreas de café

A Cooxupé também forneceu os mapas das áreas de café de cada município, que foram gerados através de interpretação visual de imagens do satélite Spot 5/HRG (*Systeme Probatoire pour l'Observation de la Terre/High Resolution Geometrical*), com fusão entre as bandas multiespectrais e a banda pancromática, com resoluções espaciais de 10 m e 2,5 m, respectivamente. Para os municípios de Monte Santo de Minas e Guaxupé foram utilizadas imagens adquiridas em abril/junho de 2007 e para o município de Coromandel foram utilizadas imagens de abril de 2010. Estes mapeamentos apresentam alta acurácia com Índice Kappa de 0,98 validados em campo.

3.6 Mapeamento de correlação de produtividade

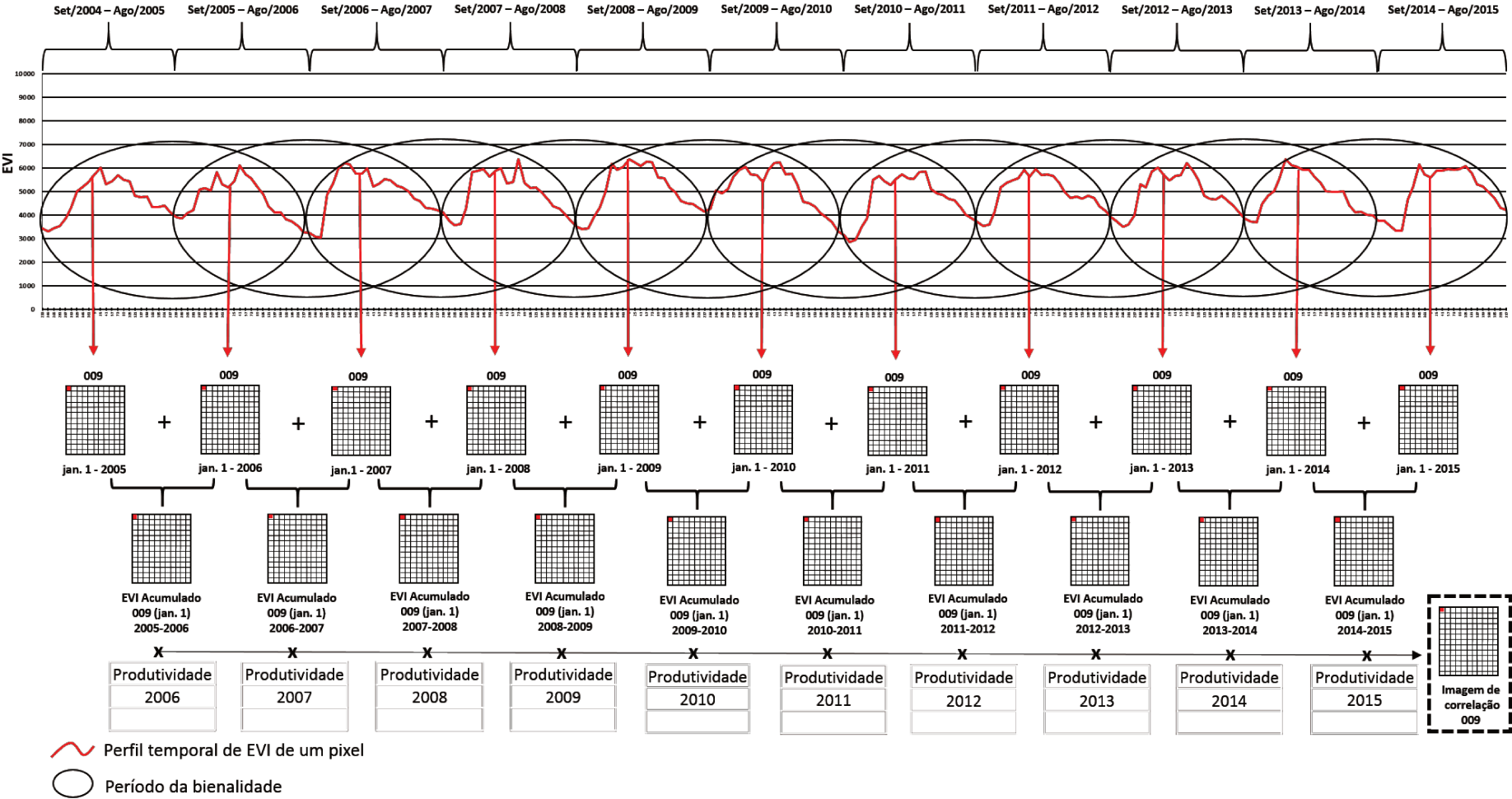
Cada município da área de estudo foi trabalhado separadamente. Em primeiro lugar, foram retirados da análise os pixels das áreas urbanas e corpos d'água de cada município, garantindo, posteriormente, a identificação de pixels temporalmente estáveis somente das áreas de uso agrícola (com cobertura e solo exposto) e de matas.

Para adequar os dados de EVI à bienalidade do cafeeiro, foram geradas imagens de EVI acumulado de dois anos fenológicos (ano fenológico da colheita e ano fenológico anterior) para cada dia juliano correspondente a frequência temporal do MODIS. Cada ano fenológico compreende 23 imagens. Em seguida, as correlações (coeficientes de correlação de Pearson) foram calculadas pixel a pixel entre EVI acumulado e produtividade municipal de café, seguindo o procedimento utilizado por Kastens *et al.* (2005) e Figueiredo *et al.* (2016a). A Figura 5 traz um esquema desse processo para um único dia juliano. Neste exemplo, tem-se imagens de EVI do dia juliano 009 de cada ano de 2005 a 2015. A produtividade de café de 2006 foi correlacionada com o EVI acumulado dos anos 2005 e 2006, pixel a pixel. E assim por diante, até a produtividade de café de 2015, que foi correlacionada com o EVI acumulado

dos anos 2014 e 2015. Este procedimento foi repetido para cada dia juliano da série temporal, resultando em 23 imagens de correlação de cada município, sendo que cada pixel possui o seu valor de correlação entre EVI acumulado e produtividade.

Os softwares utilizados nessa etapa foram ESRI/ArcGis 10.4.1, ITT/ENVI 4.7 e Microsoft Office/Excel 2013.

Figura 5 – Exemplo do procedimento para geração da imagem de correlação entre EVI acumulado e produtividade de café



3.7 Estabilidade temporal

A partir das 23 imagens de correlação geradas no item anterior, foi aplicada a técnica da estabilidade temporal para encontrar os pixels temporalmente estáveis de correlação entre EVI e produtividade de café. Esta técnica permite verificar a variabilidade de cada pixel de correlação em relação ao comportamento médio de correlação de todos os pixels (excluídos aqueles de área urbana e corpos d'água), para cada município ao longo do tempo. A principal ferramenta para resumir e avaliar as estatísticas utilizadas na análise de estabilidade temporal é a diferença relativa média (MRD) (COSH *et al.*, 2006), que compara um pixel em particular com a média calculada a partir de todos os pixels que compõem a área analisada do município. Primeiramente, calcula-se a diferença Δ_{ij} entre o valor de correlação de um pixel i em uma imagem de um determinado dia juliano j e a média obtida a partir de todos os pixels de correlação no mesmo dia juliano j , conforme a equação 10:

$$\Delta_{ij} = (S_{ij} - \bar{S}_j)^2 \quad (10)$$

em que: S_{ij} é o valor de correlação do pixel i no dia juliano j ; e \bar{S}_j é a média calculada pela soma dos valores de correlação no dia juliano j dividida pelo número total de pixels da imagem.

A diferença relativa δ_{ij} é calculada pela equação 11:

$$\delta_{ij} = \frac{\Delta_{ij}}{\bar{S}_j} \quad (11)$$

Em cada uma das 23 imagens de correlação, há um valor de diferença relativa δ_{ij} para cada pixel. Depois disso, pode ser calculada a MRD $\bar{\delta}_i$ para cada pixel ao longo da série temporal, que é obtida pelo cálculo da soma de todas as diferenças relativas pixel a pixel dividida pelo número de imagens n ($n = 23$), dada pela equação 12:

$$\bar{\delta}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \delta_{ij} \quad (12)$$

O desvio-padrão (SD) σ também é determinado na estabilidade temporal (equação 13), referindo-se a quanto o valor de cada diferença relativa se desviou da MRD naquela série temporal.

$$\sigma(\bar{\delta}_i) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (\delta_{ij} - \bar{\delta}_i)^2}{n - 1}} \quad (13)$$

Dois são os critérios para classificar os pixels como temporalmente estáveis: (1) quando apresentarem MRD igual ou próxima de zero; e (2) quando o SD da MRD for baixo (STARKS *et al.* 2006; MARTINEZ-FERNANDEZ e CEBALLOS, 2003). A segunda condição é ainda mais importante, pois os pixels estáveis com baixo SD retornarão estimativas mais precisas, mesmo quando seus valores diferirem da correlação média da área (SCHNEIDER *et al.*, 2008).

Os valores de MRD são, então, ranqueados do menor para o maior para identificar os pixels mais estáveis. Neste estudo, foram selecionados os primeiros 10% do total de pixels de cada município no ranking da MRD, a fim de abranger uma quantidade significativa de pixels puros de café (pixels com o mínimo de 90% de sua área ocupada com café) com estabilidade temporal, pois a maioria dos talhões de café dos municípios do Sul de Minas é menor do que um pixel do MODIS (~ 6,25 ha). A partir destes 10%, os pixels estáveis foram agrupados em duas classes: café e não-café, sendo esta última correspondente aos pixels sem a influência de café, isto é, somente de alvos como mata, pastagem, solo exposto e outras culturas, podendo ser puros com a presença de apenas um destes alvos ou com mistura espectral entre dois ou mais tipos de usos. Dessa forma, foram excluídos da análise os pixels com menos de 90% de café que tenham alguma mistura espectral.

A fim de validar a estabilidade temporal dos pixels, verificou-se a “persistência” temporal dos mesmos ao retirar do cálculo de estabilidade temporal os dados referentes ao último ano (2015) e, depois, do penúltimo ano (2014) também. Dessa maneira, pode-se confirmar se o pixel originalmente identificado como o mais estável em cada município continua em primeiro lugar no ranking da MRD ou muda sua posição nos dois anos anteriores. O esperado é que os pixels mais estáveis permaneçam nas primeiras posições, comprovando sua estabilidade temporal. Tal procedimento não foi realizado por Figueiredo *et al.* (2016a) no estudo sobre produtividade de soja, representando, assim, um avanço na metodologia.

O cálculo de estabilidade temporal foi realizado em planilhas Excel 2013.

3.8 Modelo agrometeorológico-espectral

O modelo para estimativa de produtividade de café utilizado neste estudo é baseado em Santos e Camargo (2006), com modificações propostas por Valeriano (2017). Este modelo agrometeorológico leva em consideração a quebra relativa da produtividade do café e é composto por fatores de penalização por deficiência hídrica, temperatura mínima e temperatura máxima, além de um fator de penalização pela produção do ano anterior, o qual considera o coeficiente de sensibilidade, a produtividade do ano anterior e a produtividade potencial.

Em Santos e Camargo (2006) e Valeriano (2017), a produtividade potencial do cultivo é igual à maior produtividade observada em toda a série histórica da localidade acrescida de 10%. No presente estudo, a produtividade potencial foi calculada a partir de uma variável espectral, ou seja, valores de EVI.

Assim, tem-se agora o modelo agrometeorológico-espectral de estimativa de produtividade do café, expresso pelas equações 14 e 15:

$$Q\% = \left[1 - \left(ky0 \left(\frac{Yaa}{Yp} \right) \right) \right] [fDH][fTMIN][fTMAX] \quad (14)$$

$$Yest = [(1 - Q\%)Yp] \quad (15)$$

em que $Q\%$ é a quebra relativa de produtividade; $ky0$ é o coeficiente de penalização em função da produtividade do ano anterior; Yaa é a produtividade do ano anterior (kg ha^{-1}); Yp é a produtividade potencial (kg ha^{-1}); fDH , $fTMIN$ e $fTMAX$ são fatores de penalizações por deficiência hídrica, temperaturas mínimas e temperaturas máximas, respectivamente; e $Yest$ é a produtividade estimada (kg ha^{-1}).

O coeficiente $ky0$ foi padronizado em dois valores conforme a calibração do modelo, sendo um valor para anos de alta produtividade e outro para anos de baixa produtividade.

Com base em Rosa *et al.* (2010), a produtividade potencial Yp é estimada pela equação 16:

$$Yp = Fcc \times Fr \times Fpa \times ND \times PMB \quad (16)$$

em que Fcc é o fator de compensação do crescimento; Fr é o fator de respiração da cultura; Fpa é o fator de produtividade agrícola; ND é o período de tempo entre duas estimativas consecutivas; PMB é a produção de massa de matéria seca bruta do grupo da cultura.

O fator de compensação do crescimento F_{cc} é calculado pela equação 17 (ROSA et al. 2010):

$$F_{cc} = 0,515 - e^{(-0,644 - (0,515IAF))} \quad (17)$$

em que IAF é o índice de área foliar, que varia em função da fase fenológica do café e é estimado pela equação 18 (ROSA et al. 2010):

$$IAF = -2\ln(1 - Fc) \quad (18)$$

em que Fc é a fração do solo coberta pela cultura, que Rosa *et al.* (2010) estimaram utilizando valores de NDVI do MODIS (produto MOD13Q1).

Neste trabalho foram utilizados valores de EVI para o cálculo da Fc , através da equação 19:

$$Fc = 1 - [(EVI_{max} - EVI)/(EVI_{max} - EVI_{min})]^{0,6} \quad (19)$$

em que EVI_{max} e EVI_{min} são, respectivamente, os valores máximo e mínimo do EVI médio dos pixels selecionados; EVI é o valor de EVI de cada pixel selecionado.

Os valores de EVI dos pixels selecionados são oriundos de cinco diferentes seleções de pixels, conforme a Tabela 2. Assim, o modelo agrometeorológico-espectral foi aplicado para cada uma dessas seleções de EVI, utilizando-se o software Excel 2013.

Tabela 2 – EVI oriundo de diferentes seleções de pixels

Nomenclatura	Descrição
EVI_1	Valor de EVI do pixel temporalmente mais estável de café
EVI_2	Valor médio de EVI dos pixels temporalmente estáveis de café
EVI_3	Valor de EVI do pixel temporalmente mais estável de não-café
EVI_4	Valor médio de EVI dos pixels temporalmente estáveis de não-café
EVI_5	Valor médio de EVI dos pixels puros de café

4 Correlação entre índice de vegetação e variáveis agrometeorológicas por fase fenológica do cafeeiro arábica

Resumo

A ocorrência de condições meteorológicas adversas é o principal fator responsável pelas oscilações na produtividade e qualidade do cafeeiro arábica, apesar de seus efeitos dependerem da intensidade e da fase fenológica da planta. A relação entre variáveis agrometeorológicas e índices de vegetação provenientes de sensoriamento remoto pode indicar mudanças na fenologia da vegetação. O objetivo deste estudo foi analisar a correlação entre o índice de vegetação EVI e as variáveis agrometeorológicas, nas diferentes fases fenológicas do cafeeiro arábica. A área de estudo compreende os municípios de Coromandel, Monte Santo de Minas e Guaxupé, no estado de Minas Gerais, Brasil, que é a principal região produtora de café do país e do mundo. Foram utilizados dados de EVI do sensor MODIS/Aqua, compreendendo o período entre setembro de 2004 e julho de 2015. Dados diários de precipitação e de temperatura do ar máxima e mínima foram coletados das estações meteorológicas automáticas, organizados de maneira correspondente à disponibilidade temporal dos dados MODIS/Aqua, a cada 16 dias, e utilizados para gerar o balanço hídrico. A partir disso, foram calculadas as médias históricas da variável espectral (EVI) e das variáveis agrometeorológicas (temperatura, precipitação, evapotranspiração potencial, evapotranspiração real, armazenamento de água no solo, déficit e excedente hídrico), para cada fase do ciclo fenológico do café arábica. A relação entre as variáveis foi analisada através do coeficiente de correlação linear de Pearson. Os resultados mostraram que a média histórica de EVI foi altamente correlacionada às médias históricas das variáveis agrometeorológicas em cada fase do ciclo fenológico do cafeeiro para os três municípios.

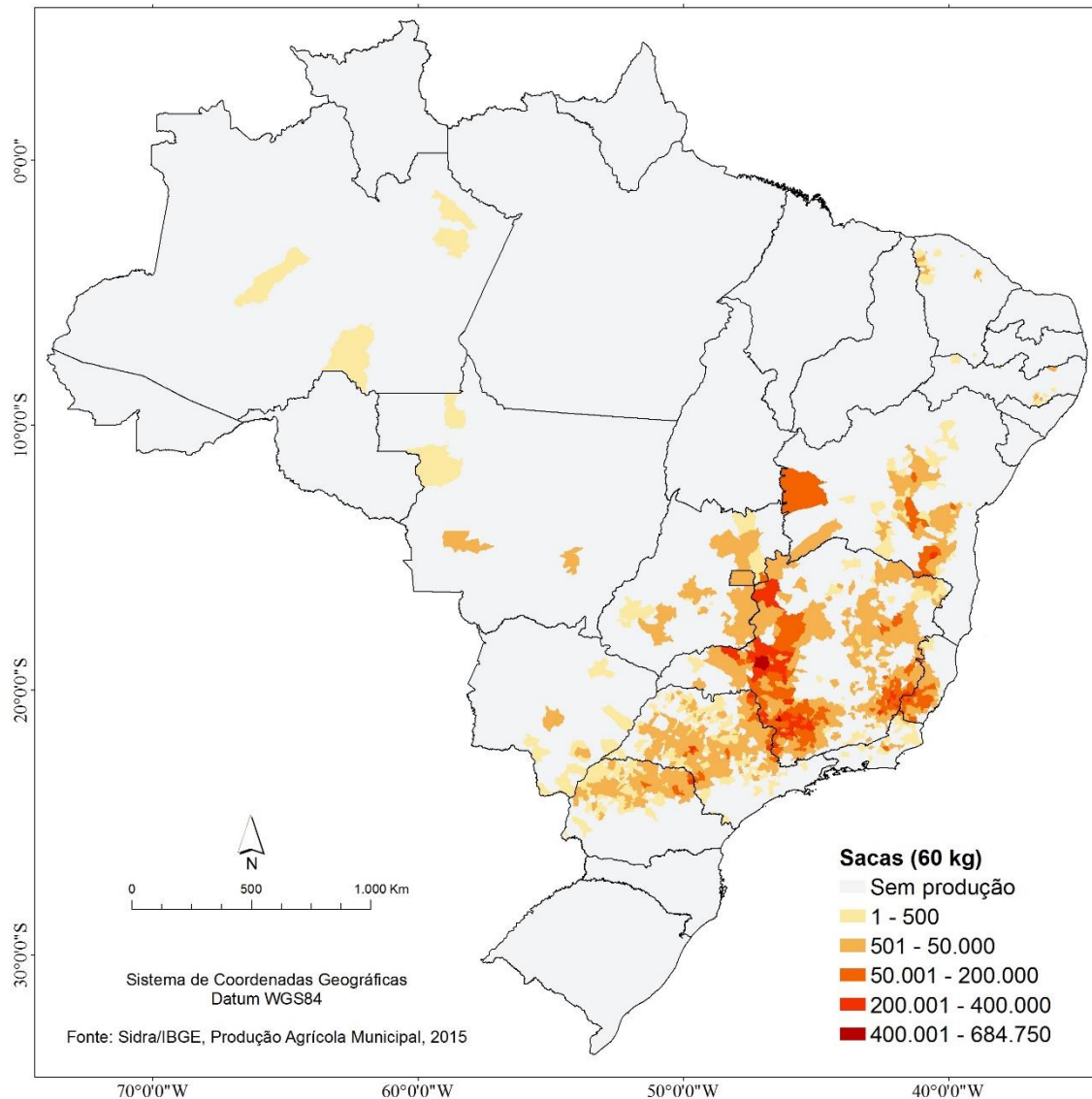
Palavras-chave: *Coffea arabica* L.; MODIS; balanço hídrico.

4.1 Introdução

Maior produtor e exportador mundial de café, o Brasil ocupa a liderança no abastecimento e no equilíbrio da relação entre a oferta e a demanda internacional, sendo o responsável por aproximadamente um terço do abastecimento global de café (KIST *et al.*,

2017). Em 2016, a produção brasileira foi de 51,3 milhões de sacas de 60 kg cultivadas em 2,2 milhões de ha. Desse total, 84% da produção (43,3 milhões de sacas) e 79% das áreas (1,7 milhões de ha) correspondem à espécie arábica (*Coffea arabica* L.). O estado de Minas Gerais concentra a maior produção (70%) e área (67%) de café arábica do país (KIST *et al.*, 2017; Figura 6).

Figura 6 – Distribuição espacial da produção de café arábica no Brasil, em 2015



Por ser uma cultura muito importante no contexto do Brasil e do mundo, o café necessita de um monitoramento constante e eficiente, pois variações na produção podem provocar grandes impactos no mercado, na logística, nos preços, na balança comercial, dentre outros. Construir um sistema de monitoramento agrícola do café, contudo, não é trivial pois há diversos fatores que desafiam essa tarefa. O cultivo de café no Brasil não apresenta um padrão

característico de manejo e de tamanho de lavouras, as quais podem ser implantadas tanto em relevo plano quanto em encostas e topos de morros, com variedades de diferentes portes e espaçamento variável (MOREIRA *et al.* 2008).

Além disso, uma característica marcante no cafeeiro é a bienalidade, ou seja, seu ciclo de desenvolvimento bianual. Segundo Camargo e Fahl (2001), há, alternadamente, anos de alta e anos de baixa produção de café, devido às peculiaridades das funções vegetativas e reprodutivas da planta. O crescimento dos frutos absorve a maior parte do fotoassimilado produzido pela planta durante a fotossíntese, diminuindo o desenvolvimento vegetativo. No ano seguinte, entretanto, o fruto se desenvolve nas partes novas dos ramos, sendo o crescimento desses novos ramos dependente da quantidade de frutos desenvolvidos nos ramos do ano anterior.

Um fator fundamental que interfere na bienalidade produtiva e na qualidade do produto é o clima. As condições meteorológicas, especialmente a disponibilidade hídrica, afetam o cafeeiro em seus diversos estádios fenológicos (PICINI *et al.* 1999). As oscilações e frustrações da produção de café no Brasil são causadas, na maioria das vezes, pela variabilidade climática. As relações entre os parâmetros climáticos e a produção agrícola são bastante complexas, uma vez que fatores ambientais afetam o crescimento e o desenvolvimento das plantas de diferentes formas durante as fases de crescimento da cultura do café (CAMARGO e CAMARGO 2001).

No zoneamento agroclimático do cafeeiro arábica, Sedyama *et al.* (2001) definiram os parâmetros para estabelecer as limitações climáticas da cultura cafeeira no estado de Minas Gerais, Brasil, a principal região produtora do país e do mundo. As áreas aptas para o cultivo comercial são aquelas com temperatura média anual superior a 18° C e inferior a 23,5° C. Abaixo de 18° C, a cultura sofre deficiência térmica, o que provoca queda na produção, e acima de 24 °C ocorre redução na produtividade dos cafeeiros pelas elevadas temperaturas na época do florescimento. Entre 23,5 e 24° C, as áreas podem ser aptas para o café quando associadas com práticas de irrigações suplementares. A deficiência hídrica anual ideal é abaixo de 150 mm (SEDIYAMA *et al.*, 2001). Aparecido *et al.* (2017) identificaram as variáveis meteorológicas mais importantes para a produtividade de café em Minas Gerais, demonstrando que a produtividade se correlaciona inversamente com a temperatura do ar durante as fases de crescimento vegetativo, floração e expansão dos frutos; e diretamente com o excedente hídrico durante as fases de crescimento vegetativo e das gemas.

O monitoramento e previsão de safras, na maioria das vezes, são caracterizados por intenso trabalho de campo, consumindo muito tempo e dinheiro (FRANCISCO *et al.*, 2010).

No entanto, o uso de produtos de sensoriamento remoto tem proporcionado grandes avanços no setor agrícola. Há uma diversidade de programas espaciais com vistas ao monitoramento da Terra utilizando-se de satélites, com distribuição gratuita de imagens e em tempo quase real. Na agricultura, importantes aplicações do sensoriamento remoto envolvem o acompanhamento do desenvolvimento fenológico das culturas e o monitoramento de vigor vegetativo e estresse hídrico (ATZBERGER, 2013), de indicadores de crescimento da planta (SIMÕES *et al.*, 2009), fração da radiação fotossinteticamente ativa absorvida - fAPAR (MERONI *et al.*, 2012) e índice de área foliar (GOWDA *et al.*, 2016).

A combinação espectral de duas ou mais bandas pode ser utilizada para o desenvolvimento de índices de vegetação, que são considerados como medidas radiométricas da vegetação terrestre (DENG *et al.*, 2007). O sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), a bordo das plataformas Aqua e Terra, possui entre seus produtos o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e o EVI (*Enhanced Vegetation Index*), os quais são sensíveis às variações sazonais da vegetação, de parâmetros biofísicos e de cobertura do solo (HUETE *et al.*, 2002). O NDVI é sensível à presença de clorofila, enquanto que o EVI é resistente à influência do solo e da atmosfera e mais sensível à variação na estrutura do dossel (HUETE *et al.*, 2002).

Esses índices têm sido amplamente utilizados em estudos para monitorar a fenologia da vegetação (ZHANG *et al.*, 2003), detectar os estádios fenológicos do arroz (SAKAMOTO *et al.*, 2005) e analisar as características de culturas agrícolas, como milho, soja, trigo e canola, em diferentes estádios de crescimento (HATFIELD e PRUEGER, 2010). Os índices de vegetação integrados com informações fenológicas da cultura também foram utilizados para estimar a área cultivada com milho (ZHANG *et al.*, 2014) e estimar a produtividade de milho e soja (BOLTON *et al.*, 2013). Outros trabalhos têm destacado a relação entre variáveis climáticas e índices de vegetação que indicam mudanças na fenologia da vegetação (WANG *et al.*, 2017; DENG *et al.*, 2007).

Em relação ao café, entretanto, um grande desafio para seu monitoramento via sensoriamento remoto é saber lidar com a bienalidade e a complexa relação entre a variabilidade microclimática e a produtividade final (BRUNSELL *et al.*, 2009). Neste caso, a abordagem temporal vem sendo bastante utilizada para descrever a fenologia do café, mesmo para sensores com baixa resolução espacial como o MODIS. Brunsell *et al.* (2009) constataram que é possível monitorar o desenvolvimento fenológico do café a partir de dados do MODIS, pois sua alta resolução temporal compensa sua baixa resolução espacial. Os autores demonstraram a correlação entre NDVI e a produtividade de café e analisaram o efeito de variáveis climáticas

como temperatura e precipitação. Couto Júnior *et al.* (2013) mostraram que o perfil temporal de NDVI e EVI do MODIS evidenciam as fases fenológicas do café conforme descritas previamente em trabalhos de campo. O seu entendimento oferece a possibilidade de monitorar com mais eficiência o ciclo da cultura.

Nesse contexto, o presente estudo tem por objetivo analisar a correlação entre o índice de vegetação EVI e as variáveis agrometeorológicas, nas diferentes fases fenológicas do cafeeiro arábica.

4.2 Material e métodos específicos

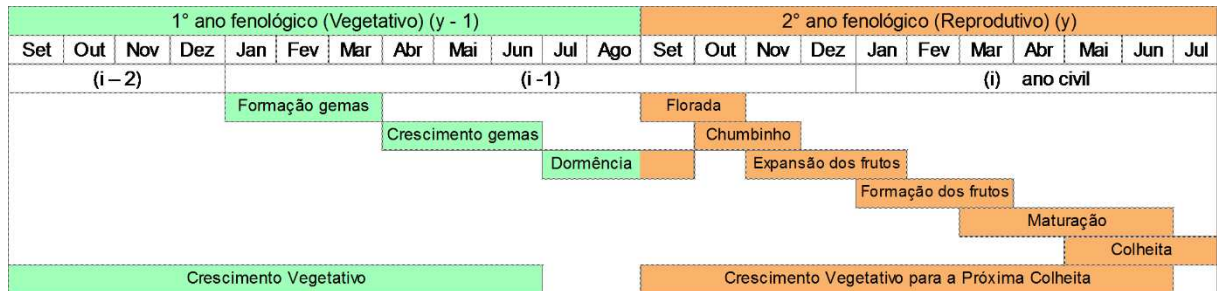
Neste estudo, a série temporal de EVI compreendeu o período entre o início de setembro de 2004 (dia juliano 249) e o final de julho de 2015 (dia juliano 201). Para gerar os perfis temporais de EVI das áreas de café, foram selecionados todos os pixels do MODIS com mais de 90% de café em sua composição. A técnica empregada nesta etapa foi transformar os pixels do MODIS em polígonos e assim cruzá-los com o mapeamento de café fornecido pela Cooxupé (ver item 3.5).

Os dados diários de precipitação (mm) e de temperatura do ar (°C) máxima e mínima provenientes das estações meteorológicas automáticas, compreendendo o período de setembro de 2004 a julho de 2015, foram organizados de maneira correspondente à disponibilidade de dados de EVI do sensor MODIS/Aqua, a cada 16 dias, e foram utilizados para gerar o balanço hídrico (ver item 3.3).

A partir disso, foram calculadas as médias históricas (2004-2015) da variável espectral (EVI) e das variáveis agrometeorológicas (P – precipitação; T – temperatura do ar; ETP – evapotranspiração potencial; ARM – armazenamento de água no solo; ETR – evapotranspiração real; DEF – déficit hídrico; EXC – excedente hídrico), para cada fase do ciclo fenológico do café arábica, em um total de 11 fases fenológicas (Figura 7). Aqui, foi utilizada a esquematização proposta por Aparecido *et al.* (2017), em que os autores subdividem as fases fenológicas de Camargo e Camargo (2001) mostradas na Figura 2. No primeiro ano fenológico, ocorrem as fases de crescimento vegetativo (setembro a junho), formação das gemas foliares (janeiro a março), crescimento das gemas foliares (abril a junho) e dormência das gemas florais, que se inicia em julho, quando as plantas entram em relativo repouso com formação de um ou dois pares de folhas pequenas, e termina em setembro, com o início do crescimento vegetativo para a próxima colheita e segundo ano fenológico. Ocorrem, então, as fases de florada (setembro a outubro), chumbinho (outubro a novembro), expansão dos frutos

(novembro a janeiro), formação dos frutos (janeiro a março), maturação dos frutos (março a junho) e, por fim, a colheita do café que se inicia em maio e vai até julho (APARECIDO *et al.*, 2017; Figura 7).

Figura 7 – Ciclo fenológico bianual do cafeeiro arábica



Fonte: adaptado de Aparecido *et al.*, 2017.

A Tabela 3 ilustra um exemplo de média histórica de armazenamento de água no solo durante a fase da florada. Nessa fase, que se inicia em setembro e termina em outubro do segundo ano fenológico, tem-se os dias julianos 06/Set, 22/Set, 08/Out e 24/Out correspondentes à disponibilidade temporal de EVI do sensor MODIS. Assim, a média histórica refere-se à média de armazenamento de água no solo nesses períodos de 16 dias ao longo dos dez anos de estudo. Tal procedimento foi repetido para todas as outras variáveis e fases fenológicas, nos três municípios.

Tabela 3 – Exemplo de média histórica da variável armazenamento de água no solo (mm) durante a fase da florada, no município de Monte Santo de Minas.

Dias julianos	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	Média histórica (2005-2014)
06/Set	39,7	10,6	20,3	11,5	98,1	1,4	11,5	21,1	37,0	22,4	27,4
22/Set	32,6	10,5	14,3	12,5	87,3	69,6	9,2	64,7	100,0	16,8	41,8
08/Out	23,8	18,6	12,9	59,2	100,0	69,0	100,0	62,5	100,0	12,3	55,8
24/Out	44,7	35,8	34,5	51,0	100,0	78,9	80,5	86,3	100,0	85,5	69,7

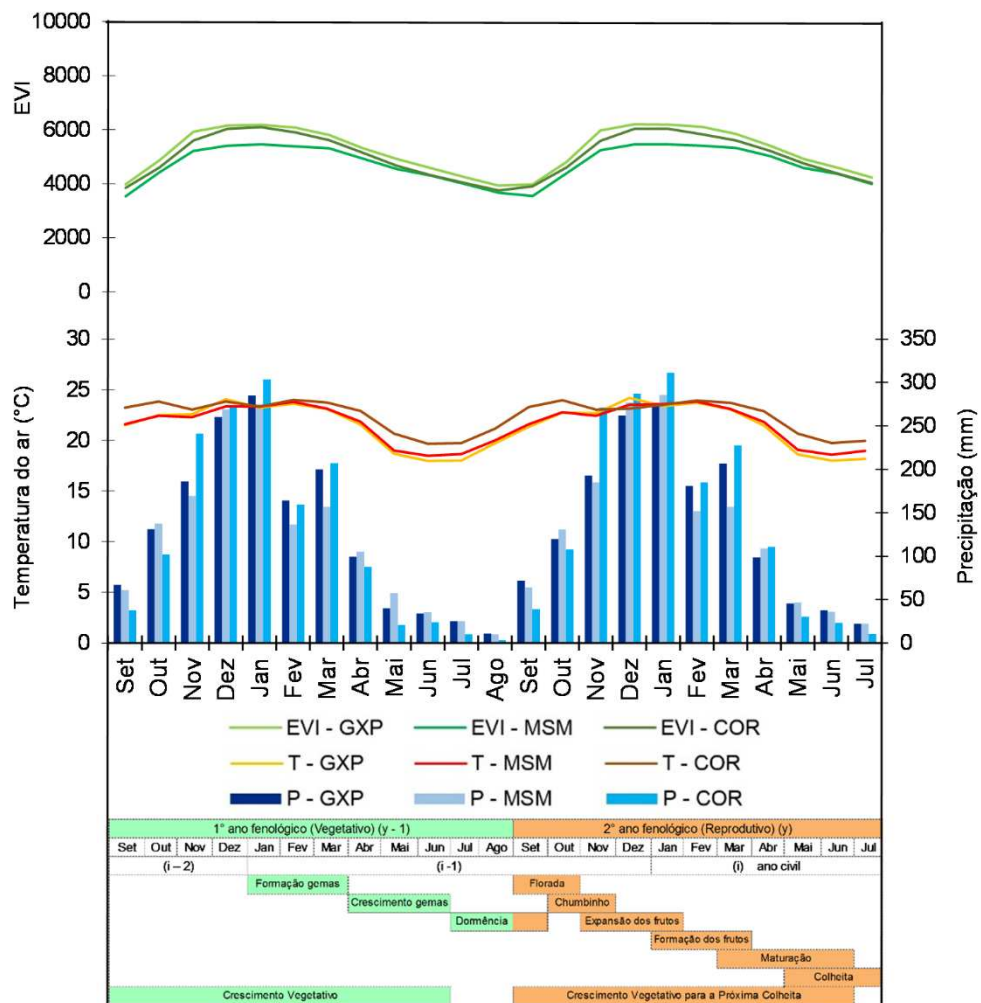
A relação entre as médias históricas de EVI e as médias históricas de cada variável agrometeorológica (T, P, ETP, ETR, ARM, DEF e EXC) nas diferentes fases fenológicas do café foi analisada por meio do coeficiente de correlação de Pearson.

As médias históricas e os coeficientes de correlação foram calculados utilizando-se planilhas Excel 2013.

4.4 Resultados e Discussão

Na Figura 8, verifica-se que, em geral, os períodos de altas temperaturas coincidem com os valores médios mais altos de EVI, assim como nos meses de baixas temperaturas com menores valores de EVI, é o elemento chuva que marca melhor a relação do ciclo de crescimento vegetativo do cafeeiro, pois, segundo Oliveira *et al.* (2000), o regime da chuva é o principal elemento climático determinante no desenvolvimento das plantas em regiões tropicais, ao contrário das regiões temperadas, onde o início e o fim do período de crescimento são definidos pela sazonalidade da temperatura do ar.

Figura 8 – Perfis históricos de dados meteorológicos e espectrais (de setembro de 2004 a julho de 2015) correspondente ao ciclo bianual do café



GXP = Guaxupé; MSM = Monte Santo de Minas; COR = Coromandel.

Entretanto, é importante observar que a vegetação apresenta uma demora de aproximadamente 30 dias para responder ao retorno das chuvas no mês de setembro, o que pode explicar o menor valor de EVI neste mês. Esse mesmo intervalo de resposta de EVI com os eventos de chuvas sazonais também foi encontrado por Souza *et al.* (2016a). Além disso, os valores mínimos de EVI correspondem ao período de pós-colheita, quando as plantas perderam boa parte de suas folhas durante a colheita. Dessa forma, além do clima, o efeito sazonal de redução da biomassa de lavouras de café é causado pela prática da colheita (Bernardes *et al.*, 2012).

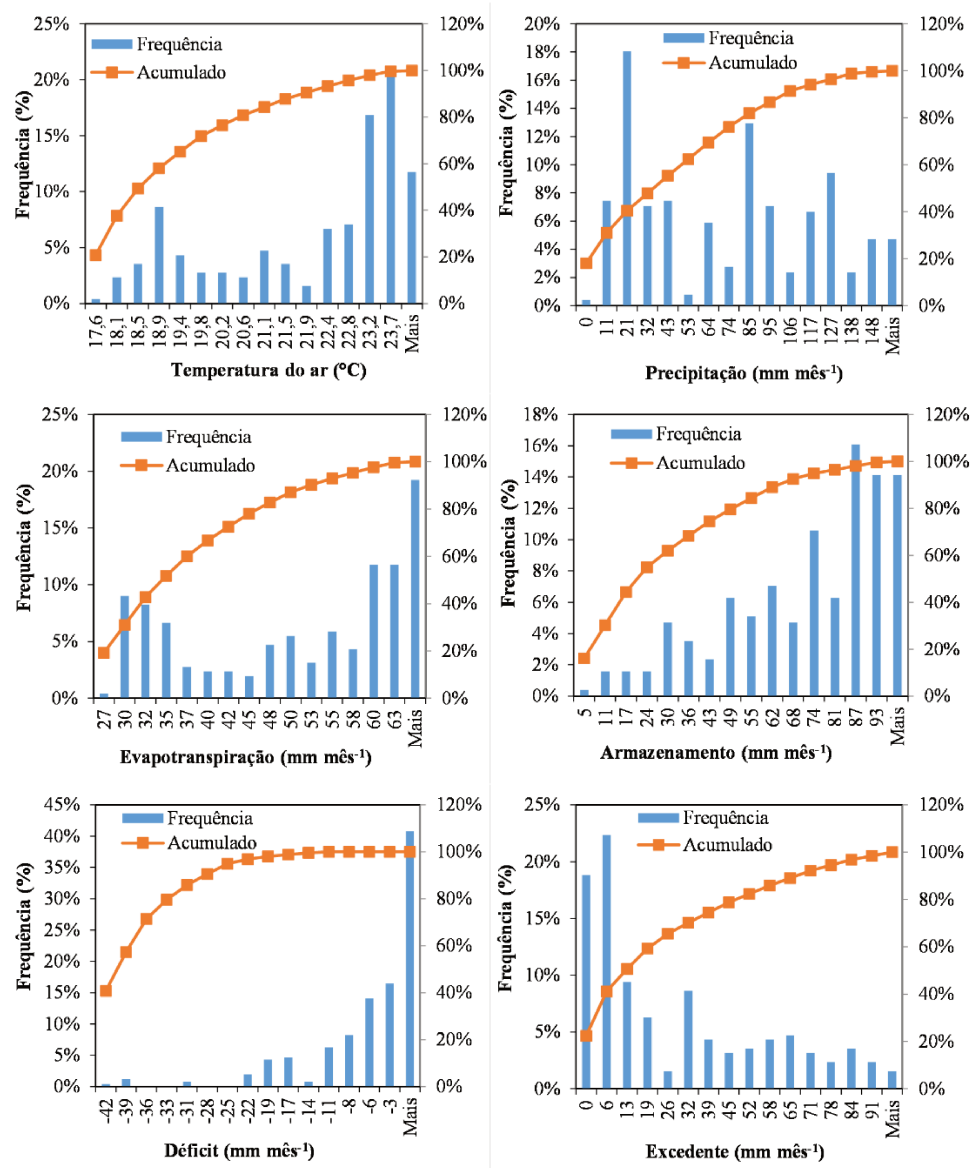
De acordo com Matiello (2002), a necessidade de chuvas para o cafeeiro varia em função das fases do ciclo fenológico da planta. No período de vegetação e frutificação, que vai de outubro a maio, o cafeeiro precisa de água disponível no solo, enquanto que na fase de colheita e repouso, de junho a setembro, a necessidade de água é mínima e a estiagem não prejudica a produção. Como se pode observar, o EVI pode ser correlacionado à quantidade pluviométrica nas diferentes fases fenológicas, isto é, permite retratar tanto o alto vigor vegetativo nas fases mais chuvosas, quanto o baixo vigor vegetativo nos períodos de estiagem agrícola.

O cafeeiro está submetido a uma alta variabilidade das condições climáticas durante seu ciclo fenológico (Figura 9). É possível verificar, por exemplo, que a média da temperatura do ar, para os três municípios, variou entre 17,6° C e 24,9° C, sendo muito mais presente temperaturas do ar entre 23,2° C e 23,7° C e com pouca frequência de temperaturas do ar abaixo dos 18° C.

Quanto à precipitação, esta variou entre 0 e 158,8 mm, com destaque para maior ocorrência de períodos com chuvas de até 21 mm, seguidos de 85 e 127 mm. Com relação à evapotranspiração potencial, esta apresentou uma variação da distribuição entre 27 e 65,4 mm, com maior frequência de períodos em que a evapotranspiração foi maior que 60 mm.

O armazenamento de água no solo variou entre 0 e 94 mm, com mais períodos acima de 87 mm. Já o déficit hídrico variou entre 0 e -41,59 mm, com maior frequência de períodos de déficit inferior a 3 mm. Por fim, o excedente hídrico oscilou acima de 0 até 97,16 mm, com maior frequência de períodos de até 6 mm. A distribuição completa desses elementos pode ser verificada na Figura 9.

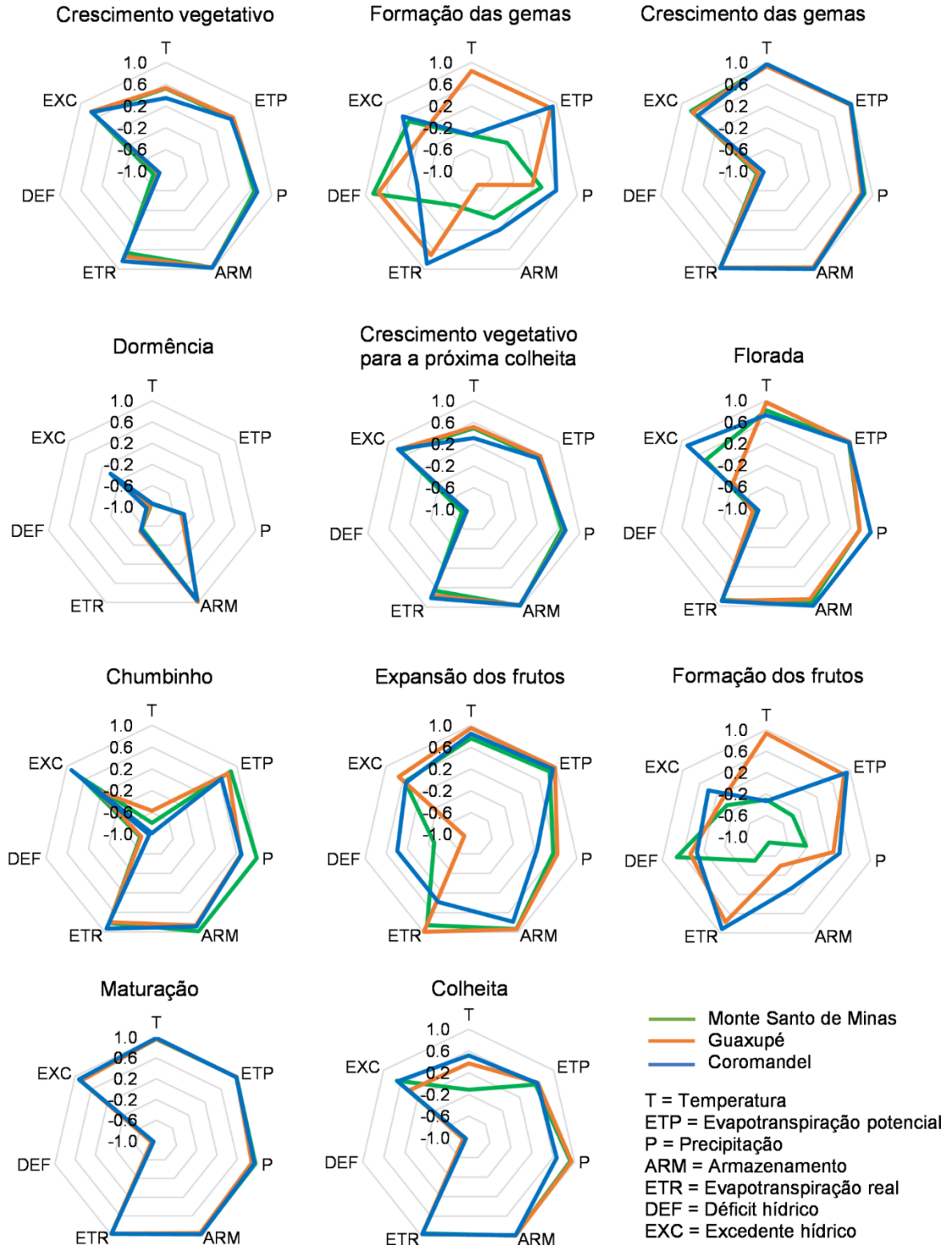
Figura 9 – Distribuição e frequência das variáveis agrometeorológicas durante o período de estudo (2004-2015), dos municípios de Monte Santo de Minas, Guaxupé e Coromandel



Quando se verifica a correlação entre EVI e as variáveis agrometeorológicas para cada município (Figura 10), é possível identificar comportamentos similares das correlações nos três municípios para a maioria das fases fenológicas do café, demonstrando que o EVI pode ser utilizado como indicador das influências agrometeorológicas sobre a biomassa do cafeeiro.

A exceção está nas fases de formação das gemas foliares (fase vegetativa) e formação dos frutos (fase reprodutiva). Nessas duas fases em que a planta necessita de água e que coincide com o período das chuvas dos meses de janeiro a março, a nebulosidade torna-se muito presente e isso acaba por inviabilizar a aquisição de imagens livres de nuvens, e com isso os pixels de EVI sobre áreas de café podem não refletir a realidade da biomassa.

Figura 10 – Correlação entre variáveis agrometeorológicas e EVI



Em média, para os três municípios neste período foi verificado, por meio do produto *Reliability*⁴, que 70% dos pixels de café estavam com qualidade de dados marginais, que podem ser utilizados, mas necessitando consultar outras fontes de qualidade, além de 7% dos pixels apresentarem cobertura de nuvens. Esta constatação foi encontrada também por Bernardes (2013), em que as melhores correlações entre produtividade de café e índices de vegetação foram obtidas com os valores mínimos de EVI e NDVI, evidenciando que o melhor período para aquisição de imagens em estudos dessa natureza são os meses com menor probabilidade de cobertura de nuvens.

Dessa forma, observa-se uma limitação do uso de dados de EVI do MODIS durante os meses de janeiro a março, dificultando o apontamento de qual variável agrometeorológica se correlaciona positiva ou negativamente com os dados de EVI para os três municípios.

Segundo Bernardes *et al.* (2012), a mensuração da florada do cafeeiro por meio de dados de sensoriamento remoto torna-se impossível devido à presença de nuvens, no período de setembro e outubro. Entretanto, a biomassa foliar ainda é uma maneira razoável de estimar a produtividade do café. Assim, pode-se observar na Figura 10 que, na fase da florada, as variáveis agrometeorológicas apresentaram boa correlação com o EVI nos três municípios, exceto a variável excedente hídrico para os municípios de Guaxupé e Monte Santo de Minas, com $r = 0,4$ e $-0,2$, respectivamente.

A Figura 11 mostra que a média histórica da variável excedente hídrico oscila durante todo o período da florada no município de Guaxupé e há menor oscilação em Monte Santo de Minas. Já em Coromandel, com $r = 0,9$, a média histórica do regime de chuva indica um aumento gradual, porém substancialmente no final do mês de outubro quando surge o excedente acompanhado do aumento da biomassa expressa pelo crescente valor do EVI⁵.

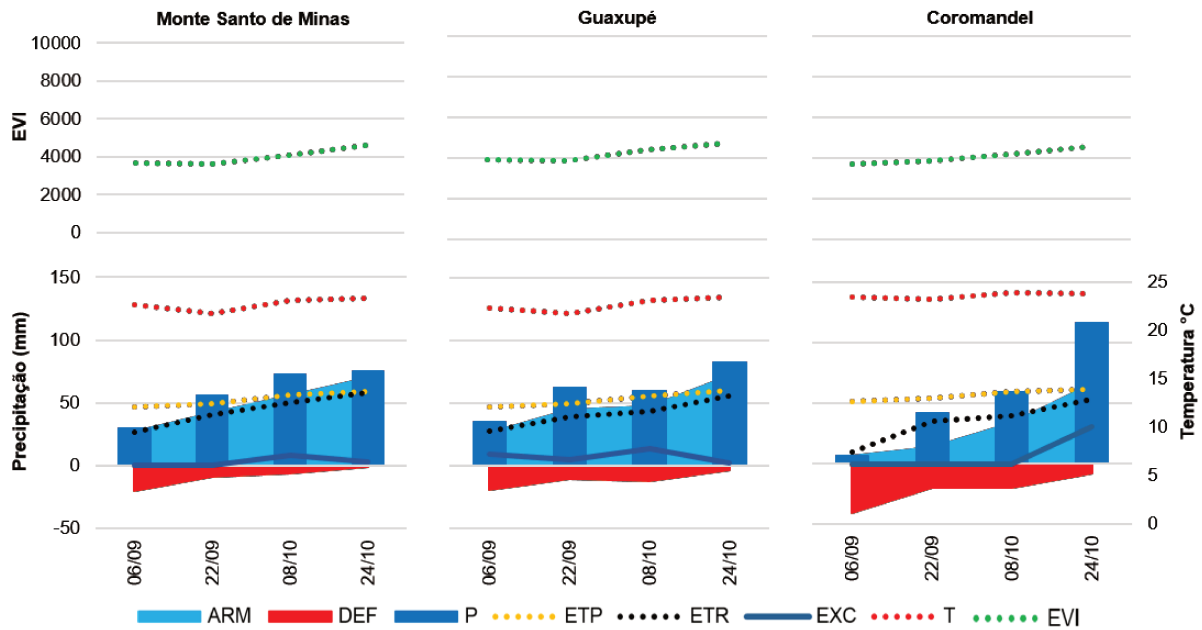
Outra variável agrometeorológica que apresentou discrepância na correlação com o EVI foi o déficit hídrico na fase de expansão dos frutos (Figura 10). Enquanto Coromandel apresentou correlação de 0,4, Guaxupé e Monte Santo de Minas tiveram $-0,9$ e $-0,3$, respectivamente. Ainda nesta fase, os municípios de Guaxupé e Monte Santo de Minas apresentaram valores semelhantes da correlação entre precipitação e evapotranspiração real e o EVI, enquanto as correlações em Coromandel foram baixas.

⁴ A banda *Reliability* é disponibilizada juntamente com o produto MYD13Q1.

⁵ As demais figuras com as médias históricas dos perfis temporais de EVI e do balanço hídrico para cada fase fenológica do café encontram-se nos apêndices.

Na fase de colheita, foi a correlação entre EVI e temperatura do ar que não possibilitou estabelecer padrão entre os municípios, uma vez que Coromandel e Guaxupé apresentaram correlação positiva de 0,52 e 0,37, enquanto que Monte Santo de Minas teve correlação negativa de -0,11 (Figura 10).

Figura 11 – Médias históricas do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico na fase fenológica da florada



Portanto, de maneira geral, as variáveis agrometeorológicas evidenciaram correlações variadas em função do EVI do cafeeiro. As variáveis armazenamento de água no solo, evapotranspiração real, evapotranspiração potencial, precipitação, excedente hídrico e temperatura do ar apresentam correlação direta com o índice de vegetação, enquanto que o déficit hídrico apresentou uma relação inversa.

Vale ressaltar que o déficit hídrico, além de promover uma redução no índice vegetativo, como observado no estudo, é ainda um dos principais elementos que promove queda na produção cafeeira (MARTINS *et al.*, 2015). Por outro lado, de acordo com Haarer (1958), o déficit hídrico durante a fase de dormência da planta é importante para estimular e uniformizar a florada. Na fase de dormência, a correlação daquela variável com EVI foi de $r = -0,96$ em Monte Santo de Minas, $r = -0,94$ em Guaxupé, e $r = 0,89$ em Coromandel (Figura 10), indicando que quanto maior o déficit hídrico nesse período, menor for o valor de EVI.

4.5 Considerações finais

A média histórica dos dados de EVI mostrou-se altamente correlacionada às médias históricas das variáveis agrometeorológicas na maioria das fases do ciclo fenológico do cafeeiro para os três municípios, o que reforça a hipótese do potencial da utilização do EVI para o monitoramento da biomassa da cultura do café em função das influências das variáveis agrometeorológicas.

Dentre as variáveis agrometeorológicas, o armazenamento de água no solo foi a que apresentou melhor correlação com o EVI na maioria das fases fenológicas do café arábica para os três municípios, seguida da evapotranspiração real, evapotranspiração potencial, precipitação, déficit hídrico, excedente hídrico e temperatura do ar. Entretanto, é importante destacar que nas fases críticas relativas à produtividade do cafeeiro, que são a formação das gemas e dos frutos, ambas entre os meses de janeiro e março, as correlações não foram similares entre os três municípios, o que impossibilitou inferir observações gerais de comportamento entre EVI e as variáveis agrometeorológicas para a cultura do café.

5 Uso da estabilidade temporal para avaliar a correlação entre EVI e produtividade do café

Resumo

O Brasil é o maior produtor e exportador mundial de café e, portanto, a obtenção de dados precisos capazes de antecipar tendências de comportamento da cultura, em tempo hábil e com baixo custo, é parte fundamental para seu monitoramento agrícola. Entretanto, o monitoramento desta cultura, via sensoriamento remoto, constitui um desafio diante da complexidade de combinar as especificações ideais de sensores orbitais com as características fenológicas do cafeeiro. Nesse sentido, propõe-se a utilização das técnicas de mapeamento de correlação de produtividade e estabilidade temporal para realização desta tarefa. O objetivo deste estudo foi analisar a estabilidade temporal da correlação entre EVI do MODIS/Aqua e produtividade de café em municípios da região Sul e Cerrado de Minas Gerais, considerando uma série temporal de 10 anos de produtividade (2006-2015). Para adequar os dados de EVI à bienalidade do cafeeiro, foram geradas imagens de EVI acumulado de dois anos fenológicos. Em seguida, as correlações foram calculadas pixel a pixel entre EVI acumulado e produtividade municipal de café. A partir disso, foi aplicada a técnica da estabilidade temporal para encontrar os pixels temporalmente estáveis, localizados em áreas de café e de não-café, que representem o comportamento médio da correlação (EVI x produtividade de café) em escala municipal. Os resultados obtidos mostraram que o uso inédito da estabilidade temporal sobre dados de correlação entre EVI e produtividade do café foi eficiente. De modo geral, as análises estatísticas de RMSE, RMSEs e RMSEu mostraram que os pixels temporalmente mais estáveis dos municípios do Sul de Minas apresentaram resultados melhores do que os da região do Cerrado. Além disso, os valores médios de EVI dos pixels estáveis (de café e não-café) apresentaram resultados elevados de precisão (R^2) e acurácia (MAPE) na comparação com os valores médios de EVI dos pixels puros de café, que são utilizados convencionalmente no monitoramento agrícola.

Palavras-chave: *Coffea arabica* L., MODIS, monitoramento agrícola.

5.1 Introdução

O café está presente no Brasil desde o início do século XVIII, tendo alcançado notoriedade econômica e comercial somente por volta de 1860. A partir de então, se tornou um produto relevante na pauta exportadora brasileira, sendo o país o maior produtor e exportador mundial de café. Em 2013, esta commodity agrícola ocupava a sétima posição na balança comercial brasileira, tanto em quantidade exportada quanto em valor de exportação (FAO, 2017). A área de café destinada à colheita foi de 1.988.272 ha em 2015, produzindo 2.645.494 toneladas ou cerca de 44 milhões de sacas. Dentre os 15 estados brasileiros produtores de café, Minas Gerais é responsável por metade da área cafeeira e metade da quantidade produzida no país, com predominância da espécie arábica (*Coffea arabica* L.) (IBGE, 2017).

Dada a importância econômica da cafeicultura para o Brasil, a obtenção de dados precisos, capazes de antecipar tendências de comportamento da produtividade da cultura de café, em tempo hábil e com baixo custo, é parte fundamental tanto para o monitoramento agrícola e planejamento dos produtores quanto para ações governamentais de financiamento.

Dados de sensoriamento remoto têm sido utilizados na agricultura para mapear áreas agrícolas (SOUZA *et al.*, 2015; RUDORFF *et al.*, 2010; WARDLOW e EGBERT, 2008), estimar a produtividade e melhorar a previsão de safra (BÓGNAR *et al.*, 2017; FIGUEIREDO *et al.*, 2016b). Entretanto, pesquisas de sensoriamento remoto aplicado à cafeicultura no Brasil são limitadas se comparadas às outras culturas, como soja, milho e cana-de-açúcar. Isto se deve ao fato de que o café geralmente é plantado em pequenas áreas e apresenta um conjunto de características específicas, como o fato da planta levar dois anos para completar o ciclo fenológico de frutificação, ao contrário da maioria das plantas que completam o ciclo reprodutivo no mesmo ano fenológico. Além disso, vários fatores ambientais afetam o crescimento e o desenvolvimento das plantas sob diferentes formas durante as fases de crescimento da cultura do café, ocorrendo uma relação complexa entre a variabilidade microclimática e a produtividade final do cafeeiro (CAMARGO e CAMARGO, 2001; BRUNSELL *et al.*, 2009).

As condições ambientais e de manejo também podem influenciar na resposta espectral de uma área de café, como a declividade que causa sombras e distorções, área de plantio, idade, altura da planta, diâmetro médio das copas, ano de poda, adensamento, cultivares, espaçamento entre plantas e linhas, vigor vegetativo, dados da produção média, orientação da vertente e tipo de solo (VIEIRA *et al.*, 2006).

Geralmente, no Brasil, o café é cultivado em pequenas áreas com declividade considerável, o que requer imagens de alta resolução espacial para identificá-las. Comparando imagens dos satélites Landsat/ETM+ e Ikonos-II, esse último, com melhor resolução espacial, proporcionou a identificação de 1,5 vez mais talhões de café do que o primeiro (RAMIREZ *et al.*, 2006). Estudos recentes utilizando algoritmos de aprendizagem de máquinas aumentaram a eficácia para mapear e discriminar áreas de café em diferentes idades, em imagens Landsat/OLI e RapidEye (CHEMURA *et al.*, 2016; SOUZA *et al.*, 2016b).

Além da alta resolução espacial, a particularidade da bienalidade do café exige alta cobertura temporal para monitorar com precisão a condição da cultura em diferentes momentos do ciclo fenológico. Assim, as técnicas para monitoramento e estimativa de produtividade do café vêm se desenvolvendo principalmente com o uso de séries temporais de índices de vegetação para relacionar com a fenologia do café, tais como as derivadas do sensor MODIS, que, apesar da baixa resolução espacial, possui alta resolução temporal e distribuição gratuita das imagens (BRUNSELL *et al.*, 2009).

Embora as imagens MODIS não sejam as mais indicadas para serem utilizadas no mapeamento de áreas de café (BISPO *et al.*, 2014b), estudos têm demonstrado que índices de vegetação EVI (*Enhanced Vegetation Index*) e NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) derivados do MODIS são capazes de indicar as fases da bienalidade e expressar as relações entre biomassa foliar e produtividade do cafeeiro (BRUNSELL *et al.*, 2009; BERNARDES *et al.*, 2012; COUTO JÚNIOR *et al.*, 2013; BISPO *et al.*, 2014a). Séries temporais de índice de área foliar - IAF do sensor MODIS também se mostraram importantes para a previsão da produtividade de café na Costa Rica, quando combinadas com dados de manejo (TAUGOURDEAU *et al.*, 2014).

Além da complexidade das características do cafeeiro a serem mensuradas via sensoriamento remoto, incluindo as especificações de resoluções espacial e temporal dos sensores orbitais que nem sempre atendem aos requisitos ideais para o monitoramento de biomassa e/ou estimativa de produtividade, acrescenta-se o fato de que a seleção de pixels puros com base em mapeamentos para fins de monitoramento consiste num ponto crítico. Pois, ainda que se trate de uma cultura perene e, portanto, com menor dinâmica na mudança de área plantada, a poda é uma prática constante e que pode comprometer a seleção dos pixels puros para fins de monitoramento de produtividade, uma vez que seus valores espectrais podem estar abaixo da média dos demais pixels que não sofreram poda.

Nesse sentido, a fim de resolver o ponto crítico da escolha dos pixels puros que representem as condições espectrais das lavouras de café e sua relação com produtividade, foi

aplicada, neste estudo, a técnica da estabilidade temporal utilizando como dados de entrada a correlação entre índice de vegetação e produtividade média municipal, obtidos através do mapeamento de correlação.

O mapeamento de correlação de produtividade, proposto por Kastens *et al.* (2005), parte do pressuposto de que toda a vegetação de uma região reúne as condições de crescimento cumulativas de um período, e isso pode ser um bom indicativo do potencial de produção de uma cultura, até melhor do que a própria cultura em si. Dessa forma, todos os pixels contendo vegetação da área de interesse podem ser utilizados para prever a produtividade da cultura e, assim, implementar modelos regionais de previsão de safra das culturas agrícolas sem a necessidade de um mapa de uso e cobertura da terra ou de mapeamentos específicos por cultura e por ano. Isto é pertinente quando se trata de cafeicultura pois, apesar do café não sofrer grandes mudanças em termos de área de plantio, questões levantadas anteriormente referentes à heterogeneidade das lavouras podem não ser resolvidas com um mapa específico de café. Figueiredo *et al.* (2016a) mostraram que o uso de mapas de correlação entre EVI do sensor MODIS a bordo da plataforma Terra e dados históricos de produtividade foi mais eficaz e apresentou menores erros na estimativa de produtividade da soja, em escala municipal, se comparados à metodologia tradicional com o uso de mapas específicos da cultura, especialmente em áreas onde a produção de soja é menor e espacialmente dispersa.

A técnica de estabilidade temporal foi inicialmente desenvolvida por Vachaud *et al.* (1985) para estudos hidrológicos, com o objetivo de reduzir o número de amostras de umidade do solo em campo sem perder a capacidade de representar o comportamento médio de umidade de toda uma bacia hidrográfica. Embora a umidade do solo superficial seja bastante variável, à medida que forem observadas repetidamente medições de umidade do solo no campo, determinados locais podem ser identificados como sendo temporalmente estáveis e representativos da média de uma área.

Esse conceito tem sido aplicado em diversos estudos sobre conteúdo de umidade do solo para validar e calibrar dados de estimativa dessa variável provenientes de sensoriamento remoto (MOHANTY e SKAGGS *et al.*, 2001; STARKS *et al.*, 2006; SCHNEIDER *et al.*, 2008; JACOBS *et al.*, 2010; HEATHMAN *et al.*, 2012). Outros estudos buscaram interpretar como e quais fatores influenciam na estabilidade temporal da umidade do solo, tais como tipo de solo, vegetação e topografia (JACOBS *et al.*, 2010), práticas de manejo em áreas agrícolas (SOUZA *et al.*, 2011) e tipo de cobertura do solo (ZUCCO *et al.*, 2014). Propondo uma nova abordagem, Figueiredo *et al.* (2016b) utilizaram esta metodologia aplicada à agricultura, ao selecionar pixels temporalmente estáveis, a partir de mapas de correlação entre EVI e produtividade, e

incluir somente eles na estimativa de produtividade da soja, eliminando os pixels cujos valores não representavam o comportamento médio da área.

O objetivo geral deste estudo foi identificar pixels temporalmente estáveis que representem o comportamento médio da correlação entre EVI e produtividade média de café em escala municipal.

5.2 Material e métodos específicos

Neste estudo, a série temporal de EVI compreendeu o período entre final de agosto de 2004 (dia juliano 233) e o início de agosto de 2015 (dia juliano 217).

Após a identificação dos pixels temporalmente estáveis (ver itens 3.6 e 3.7), foram gerados gráficos com o objetivo de comparar e validar os valores individuais de correlação (EVI x produtividade de café) dos pixels estáveis com os valores médios dos municípios. Para tais análises, foram calculadas a Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE, equação 20), Raiz do Erro Médio Quadrático Sistemático (RMSEs, equação 21) e Raiz do Erro Médio Quadrático Não-sistemático (RMSEu, equação 22).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (CM_i - CE_i)^2}{n}} \quad (20)$$

$$RMSEs = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (CM_i - CE_c)^2}{n}} \quad (21)$$

$$RMSEu = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (CE_i - CE_c)^2}{n}} \quad (22)$$

em que CM_i é a i -ésima correlação média de todos os pixels de um município; CE_i é a i -ésima correlação dos pixels temporalmente estáveis/não estáveis; CE_c é a correlação dos pixels temporalmente estáveis/não estáveis estimada por ajuste linear; $n = 23$, número de imagens de correlação.

Os perfis temporais de EVI médio dos pixels estáveis também foram comparados ao EVI médio dos pixels puros de café e analisados através do coeficiente de determinação (R^2) e do Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE, equação 23).

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n (|EVI_{est_i} - EVI_{puro_i}| / EVI_{puro_i}) \cdot 100}{n} \quad (23)$$

em que EVI_{est_i} = i-ésimo valor de EVI médio dos pixels estáveis de café; EVI_{puro_i} = i-ésimo valor de EVI médio dos pixels puros de café; $n = 253$, número de imagens de todo o período.

5.3 Resultados e Discussão

5.3.1 Identificação de pixels temporalmente estáveis de café e de não-café

Na Tabela 4, pode-se observar o intervalo de valores da diferença relativa média (MRD) de cada um dos municípios, bem como os seus respectivos desvios-padrão (SD). Guaxupé, o município com menor área (5.098 pixels), apresentou os menores intervalos de MRD (0,05 a 0,22%) e SD (0,04 a 0,18). Para os demais municípios, os valores máximos de MRD ficaram entre 3,13 e 42,57% e com SD máximo entre 6,29 e 193,92.

Tabela 4 – Quantidade total de pixels e intervalos de diferença relativa média (MRD) e desvio-padrão (SD), por município

	Total de pixels	MRD (%)	SD
Sul de Minas			
Alfenas	12.647	0,14 – 16,64	0,18 – 59,05
Guaxupé	5.098	0,05 – 0,22	0,04 – 0,18
Monte Santo de Minas	11.585	0,11 – 42,57	0,16 – 193,92
Cerrado			
Coromandel	62.030	0,16 – 9,45	0,22 – 21,64
Serra do Salitre	24.899	0,16 – 16,88	0,22 – 67,03
Tiros	40.006	0,07 – 3,13	0,08 – 6,29

O caso de Guaxupé poderia ser explicado somente em função do tamanho da área investigada, pois alguns estudos mostraram que quanto maior a área, maior seria o intervalo de MRD, tendo em vista a possibilidade de haver maior diversidade e complexidade dos tipos de solo, vegetação e topografia (SCHNEIDER *et al.* 2008; MOHANTY e SKAGGS, 2001; MARTINEZ-FERNANDEZ e CEBALLOS, 2003; BROCCA *et al.*, 2009). Entretanto, em Monte Santo de Minas, que possui área menor do que a dos municípios do Cerrado e de Alfenas,

esta relação não se aplica, uma vez que os intervalos de MRD e SD foram maiores. De modo similar, Zhang e Shao (2013) também encontraram um maior intervalo de MRD para uma área relativamente menor, ao compararem seus resultados com os de Brocca *et al.* (2012).

A quantidade de pixels temporalmente estáveis (10%) de não-café e de café, bem como o intervalo de MRD e respectivo SD são mostrados na Tabela 5, para cada município. Dentre os municípios da região Sul de Minas, pode-se observar que os valores mínimos de MRD das duas classes são muito próximos, enquanto que para os três municípios da região do Cerrado essa diferença é maior. Já para os valores máximos, tanto dos pixels estáveis de não-café, quanto dos estáveis de café, existe uma semelhança entre os municípios de cada região. Com relação ao SD, os municípios da região Sul de Minas não apresentaram significativas diferenças entre as duas classes, porém para os municípios do Cerrado houve maior diferença de SD, tanto dos valores máximos, quanto dos mínimos. Como era esperado, o município de Guaxupé exibiu intervalos de MRD e SD para as duas classes bem abaixo dos demais municípios.

Tabela 5 – Quantidade de pixels temporalmente estáveis (10%) de não-café e de café e intervalos de diferença relativa média (MRD) e desvio-padrão (SD), por município

	Não-café			Café		
	Pixels	MRD (%)	SD	Pixels	MRD (%)	SD
Sul de Minas						
Alfenas	872	0,14 – 0,71	0,19 – 2,55	25	0,15 – 0,70	0,18 – 1,66
Guaxupé	226	0,05 – 0,09	0,04 – 0,12	12	0,06 – 0,09	0,05 – 0,08
Monte Santo de Minas	737	0,11 – 0,65	0,20 – 2,27	17	0,16 – 0,65	0,16 – 1,20
Cerrado						
Coromandel	5.999	0,16 – 0,97	0,22 – 3,67	22	0,52 – 0,96	0,72 – 1,93
Serra do Salitre	2.006	0,16 – 0,95	0,22 – 3,41	45	0,26 – 0,94	0,50 – 2,49
Tiros	3.953	0,07 – 0,38	0,08 – 1,19	11	0,20 – 0,35	0,28 – 0,48

Os valores de MRD da Tabela 5 foram normalizados e representados em gráficos (Figuras 12 e 13) para fins de comparação entre os municípios. As barras de erros mostram os respectivos SD das MRD, que indicam a capacidade dos pixels de capturar maior estabilidade. De maneira geral, os pixels mais estáveis apresentaram menor SD e, conseqüentemente, os pixels considerados menos estáveis exibiram maiores valores de MRD e SD.

Figura 12 – Diferença relativa média e desvio-padrão dos pixels temporalmente estáveis de não-café

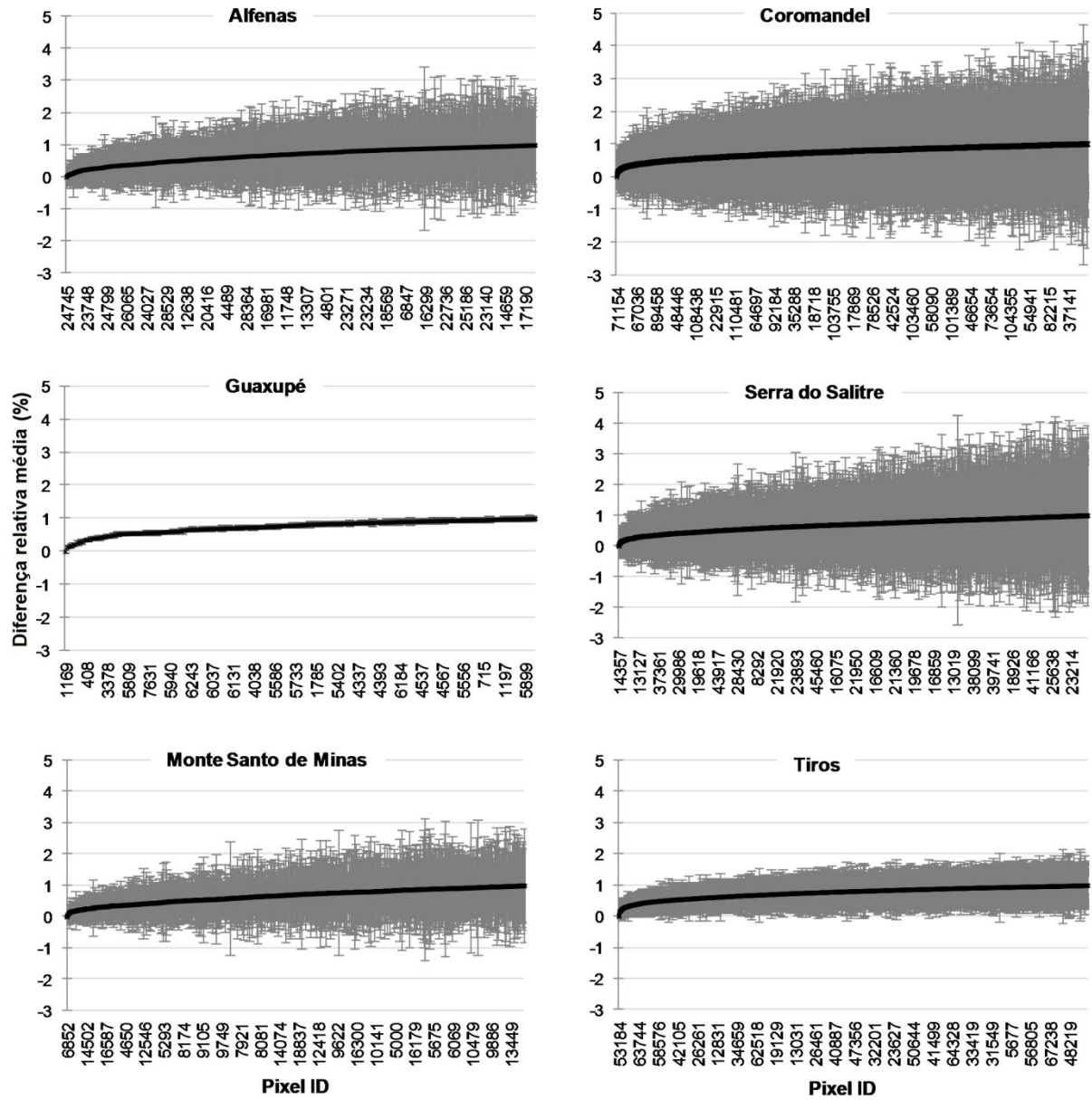
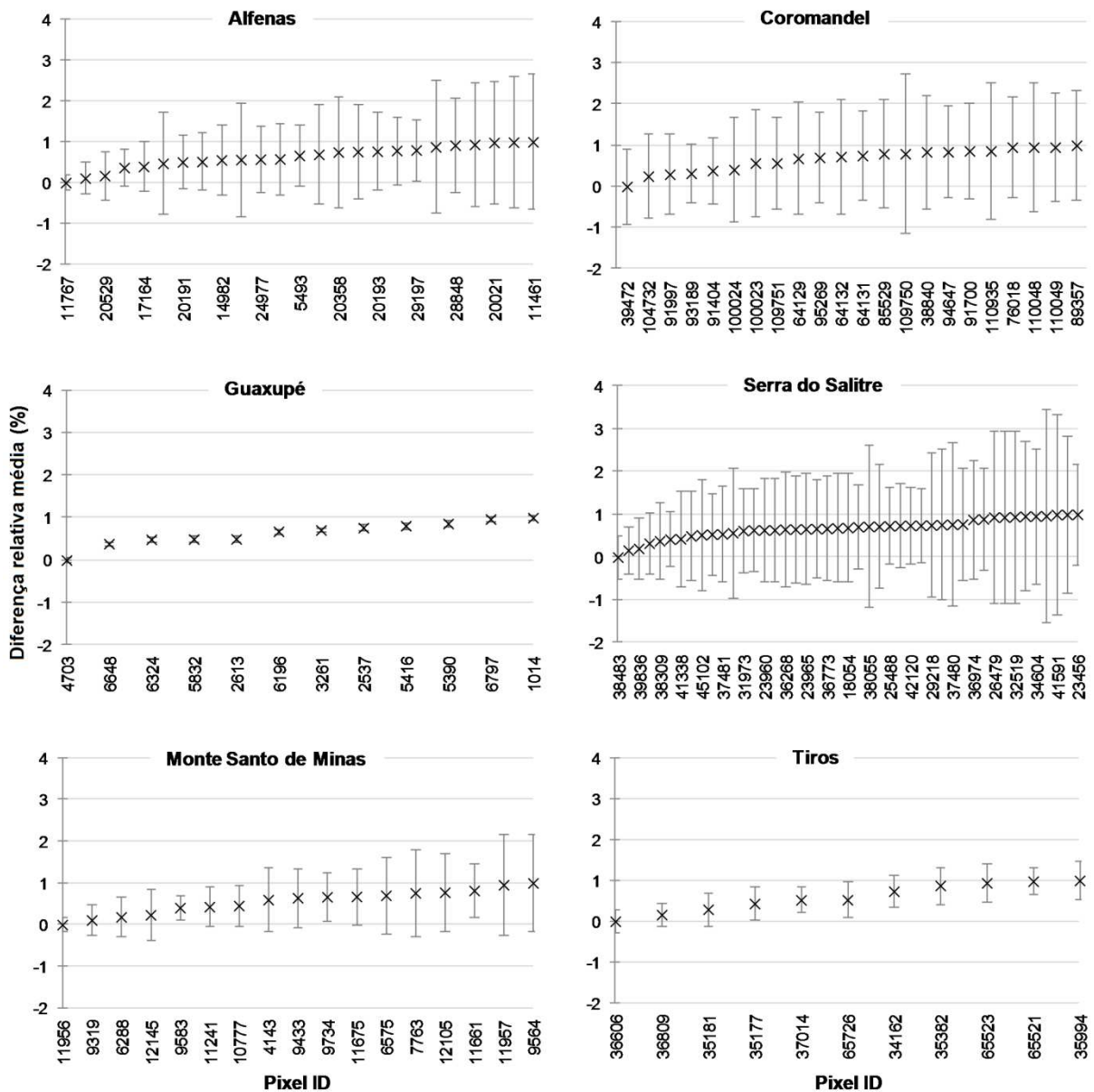


Figura 13 – Diferença relativa média e desvio-padrão dos pixels temporalmente estáveis de café



5.3.2 Mudanças na posição dos pixels temporalmente mais estáveis de café

Para testar se o pixel mais estável de café apresentou persistência temporal, foi realizada também a estabilidade temporal para os anos de 2014 e 2013. Na Tabela 6, verificam-se as mudanças de posição do pixel de café mais estável em 2015 no ranking da estabilidade temporal. Com exceção do pixel de Alfenas que se encontrou na 14^a posição do ranking no ano de 2014, e de Tiros na 10^a posição em 2013, os demais pixels de café mais estáveis permaneceram nas primeiras posições. Em Alfenas, o pixel de café mais estável em 2015 apresentou MRD de 0,15% com SD de 0,18, valores muito próximos aos de 2013 (MRD e SD

de 0,13% e 0,18, respectivamente). Já no ano de 2014, este pixel apresentou maiores MRD (0,40%) e SD (0,57). No município de Tiros, o pixel de café mais estável teve valores semelhantes de MRD e SD em 2015 e 2014 (0,20% e 0,28; 0,17% e 0,26, respectivamente). Em 2013, este pixel apresentou MRD de 0,26% com SD de 0,43. Essas oscilações estão relacionadas ao fato de que os valores de MRD são muito próximos entre si, o que significa que pequenas mudanças nestes valores podem causar considerável variação no ranking (SCHNEIDER *et al.*, 2008). Contudo, esses resultados indicam que os pixels são aptos para serem utilizados no monitoramento do comportamento médio da correlação entre EVI e produtividade de café em escala municipal.

Tabela 6 – Posição do pixel de café mais estável em 2015, e respectiva posição em 2014 e 2013

	Pixel ID	2015			2014			2013		
		Posição	MRD(%)	SD	Posição	MRD(%)	SD	Posição	MRD(%)	SD
Sul de Minas										
Alfenas	11767	1°	0,15	0,18	14°	0,40	0,57	2°	0,13	0,18
Guaxupé	4703	1°	0,06	0,05	2°	0,13	0,13	1°	0,09	0,07
Monte Santo de Minas	11956	1°	0,16	0,16	2°	0,23	0,30	2°	0,26	0,37
Cerrado										
Coromandel	39472	1°	0,52	0,92	1°	0,56	1,08	1°	0,58	1,20
Serra do Salitre	38483	1°	0,26	0,50	1°	0,22	0,30	2°	0,82	1,93
Tiros	36606	1°	0,20	0,28	1°	0,17	0,26	10°	0,26	0,43

5.3.3 Valores de correlação dos pixels temporalmente mais estáveis comparados às correlações médias municipais

Nas Figuras 14 e 15, o valor de correlação do pixel mais estável de cada classe foi comparado com o valor médio de correlação de todos os pixels de cada município. Da mesma forma foi feito para um pixel não estável de cada classe. De maneira geral, os pixels estáveis apresentaram valores de correlação próximos à média do município, embora em alguns períodos esta diferença foi maior. Já os pixels não estáveis apresentaram maior diferença dos seus valores de correlação em relação à média dos municípios, portanto, são incapazes de representar o comportamento médio de seus municípios.

Figura 14 – Comparação entre a correlação média municipal e a correlação do pixel estável e não estável, de café e de não-café, para cada município da região Sul de Minas, entre 2006 e 2015.

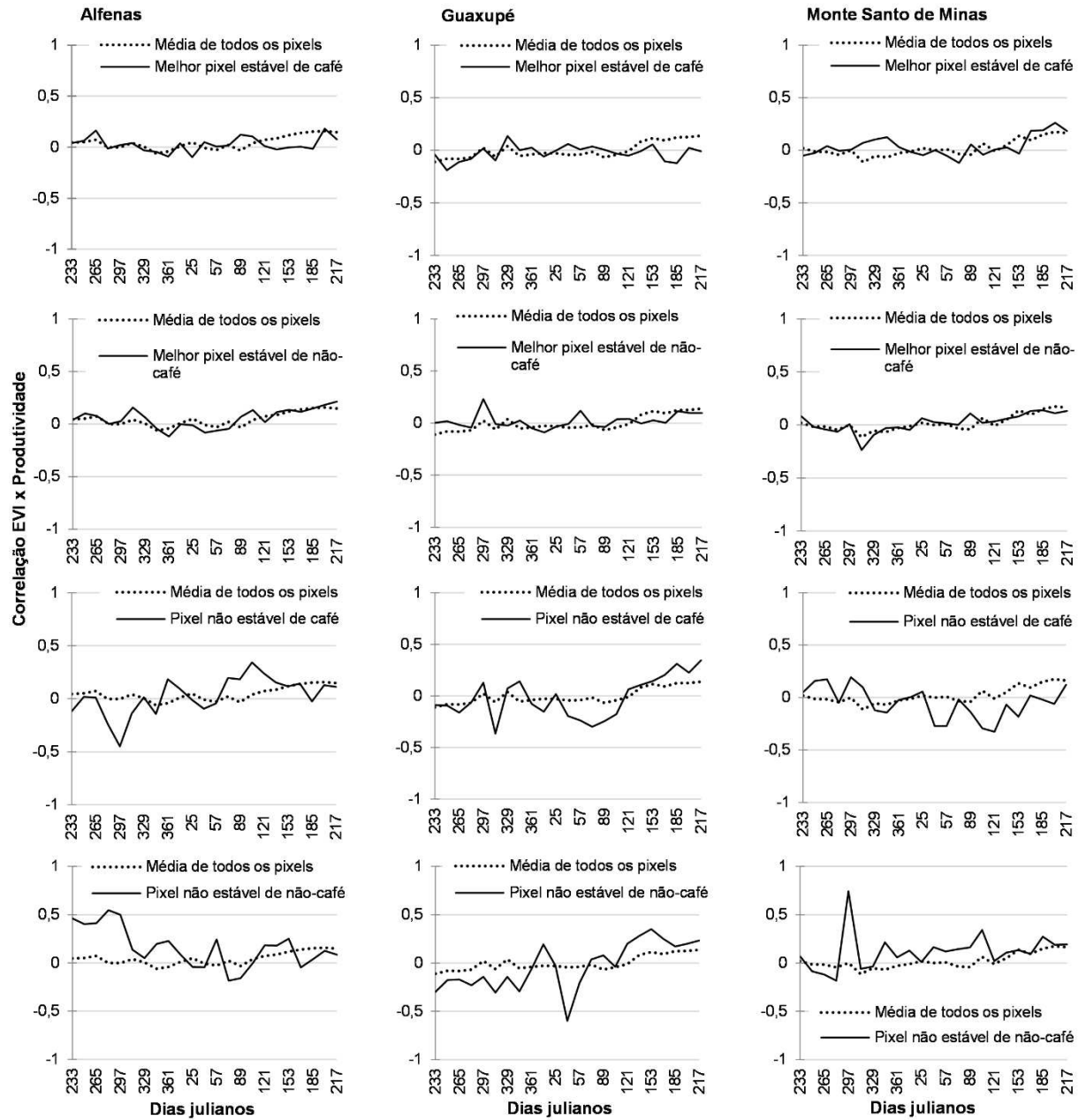
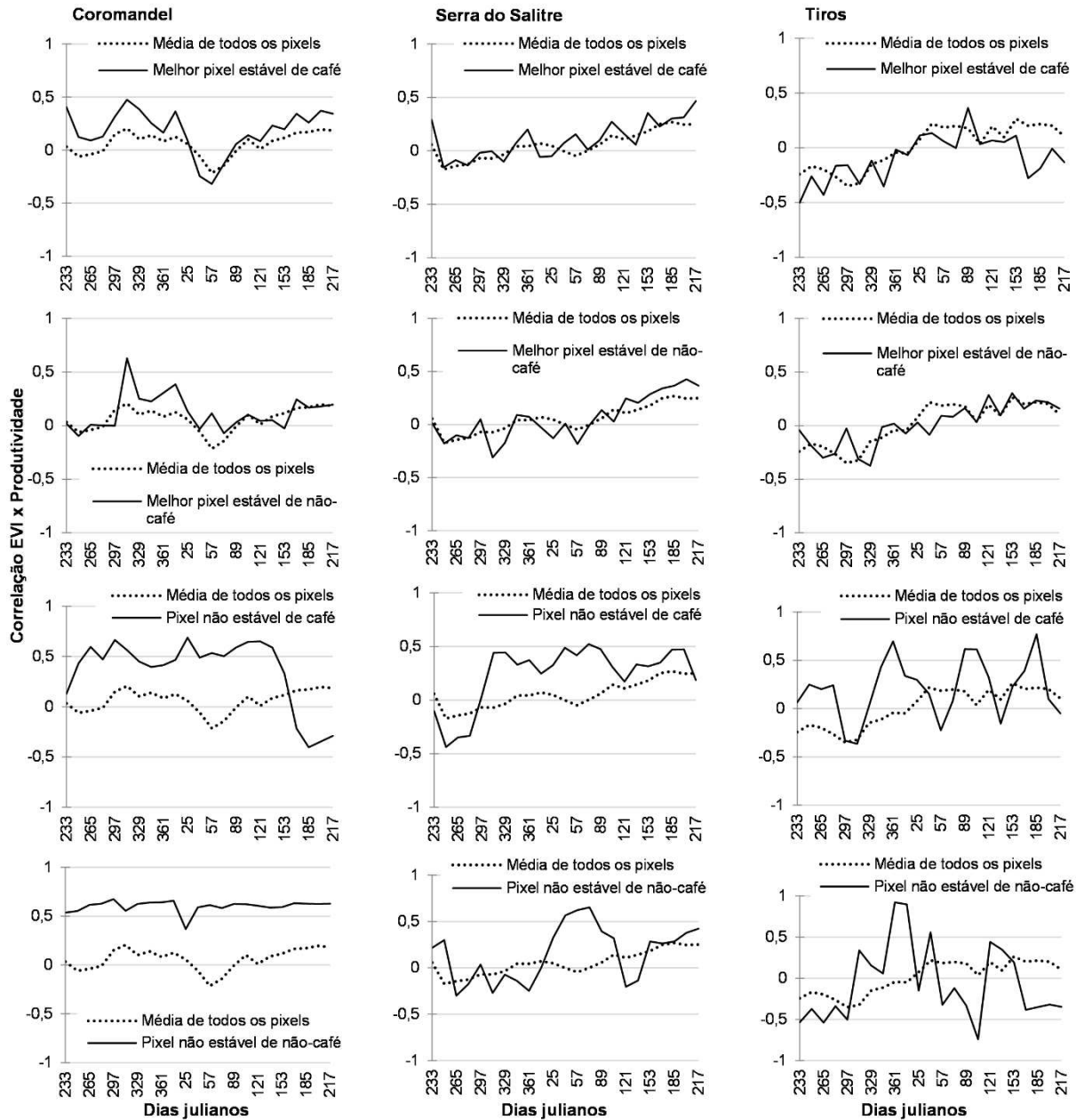


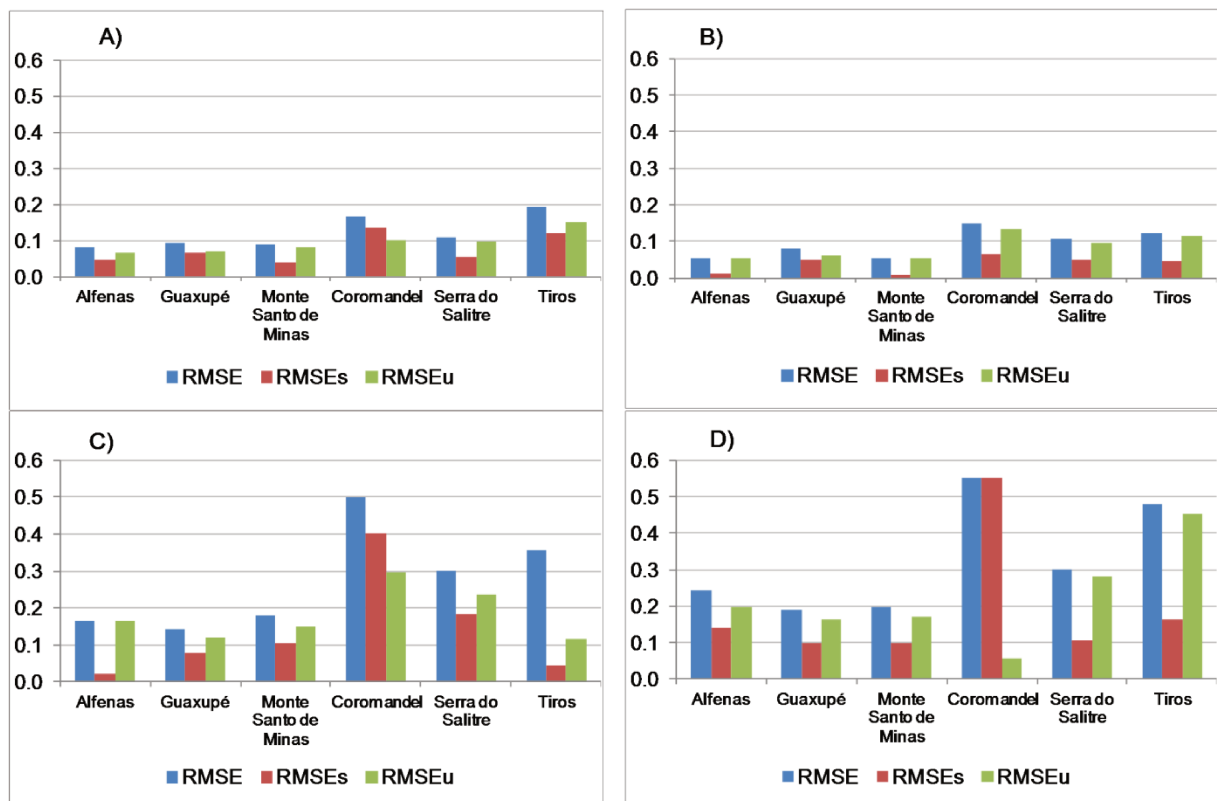
Figura 15 – Comparação entre a correlação média municipal e a correlação do pixel estável e não estável, de café e de não-café, para cada município do Cerrado de Minas, entre 2006 e 2015.



A acurácia, tendência e precisão destes resultados são representadas pelo RMSE, RMSEs e RMSEu, respectivamente, na Figura 16. Os pixels estáveis de café (Figura 16A) e de não-café (Figura 16B) foram mais acurados em relação aos pixels não estáveis (Figuras 16C e 16D), apresentando os menores valores de RMSE. O menor RMSE foi do pixel estável de não-café do município de Alfenas e de Monte Santo de Minas, ambos com 0,05. Coromandel e Tiros apresentaram os maiores RMSE entre os pixels estáveis e, principalmente, entre os não estáveis.

Os pixels não estáveis de café e de não-café do município de Coromandel atingiram os maiores RMSE, de 0,50 e 0,55, respectivamente (Figuras 16C e 16D). De modo geral, os valores de RMSEs foram baixos, indicando boa tendência dos pixels selecionados em representar o comportamento médio dos municípios, com exceção de Coromandel, com RMSEs de 0,40 (Figura 16C) e 0,55 (Figura 16D). Os menores RMSEs foram apresentados pelos pixels estáveis de não-café de Alfenas e de Monte Santo de Minas, ambos com 0,01 (Figura 16B). Os menores valores de RMSEu foram observados para os pixels estáveis dos municípios do Sul de Minas, com destaque para os pixels estáveis de não-café de Alfenas (0,05) e Monte Santo de Minas (0,05), isto é, apresentaram maior precisão dos seus valores de correlação em relação à média municipal. Coromandel apresentou novamente uma exceção, pois, apesar dos altos valores de RMSE e RMSEs do pixel não estável de não-café, o seu valor de RMSEu foi baixo (0,06) (Figura 16D), devido à baixa variabilidade entre as medidas de correlação, conforme pode ser visto na Figura 15.

Figura 16 – RMSE, RMSEs e RMSEu entre correlação (EVI x produtividade) dos pixels estáveis e não estáveis e a correlação média de todos os pixels, por município. A) Melhor pixel estável de café; B) Melhor pixel estável de não-café; C) Pixel não estável de café; D) Pixel não estável de não-café.



Para os municípios do Cerrado de Minas, os pixels mais estáveis tiveram um desempenho inferior, se comparados aos mais estáveis da região Sul de Minas, mas mesmo assim pode-se afirmar que foram melhores do que os pixels não estáveis, constatando-se que a metodologia da estabilidade temporal foi eficaz em encontrar pixels que melhor representam a correlação média de EVI e produtividade destes municípios. A diferença de desempenho entre as duas regiões reside no fato de que os pixels temporalmente estáveis do Sul de Minas apresentaram menores valores de MRD e menor SD, configurando-os mais próximos do comportamento médio da correlação entre EVI e produtividade de café. Dessa forma, pode-se admitir que a técnica de estabilidade temporal desenvolvida por Vachaud *et al.* (1985) para fins de estimativa de umidade no solo, e adaptada para a cultura do café utilizando dados de sensoriamento remoto, apresentou resultados satisfatórios para encontrar pixels que melhor representam o comportamento médio da correlação de EVI e produtividade de café em escala municipal.

5.3.4 EVI médio dos pixels temporalmente estáveis comparado ao EVI médio de pixels puros de café

Analisando o potencial dos pixels estáveis para o monitoramento do comportamento espectral do café, pode-se notar elevados valores de precisão (R^2) do EVI médio dos pixels estáveis de café e de não-café com os pixels puros de café (Figuras 17 e 18). Esta análise indica que poucos pixels estáveis de café podem expressar o perfil temporal de EVI de todo o café do município, com R^2 acima de 0,90. Ainda que os pixels estáveis de não-café tenham elevados valores de R^2 , de 0,75 para Tiros e acima de 0,89 para os demais municípios, observa-se que a média dos valores de EVI é inferior à média do EVI dos pixels puros de café.

Nesse sentido, a Figura 19 indica a diferença de acurácia entre as duas classes, com menores valores de MAPE para os pixels estáveis de café, variando de 4 a 6%. Outra constatação reside no fato de que os valores de MAPE dos pixels estáveis de não-café do Cerrado foi maior do que os da região Sul, com exceção do Serra do Salitre com valor muito próximo ao de Alfenas (19% e 18%, respectivamente).

Figura 17 – Comparação entre EVI médio dos pixels temporalmente estáveis de café e de não-café e EVI médio dos pixels puros de café, da região Sul de Minas

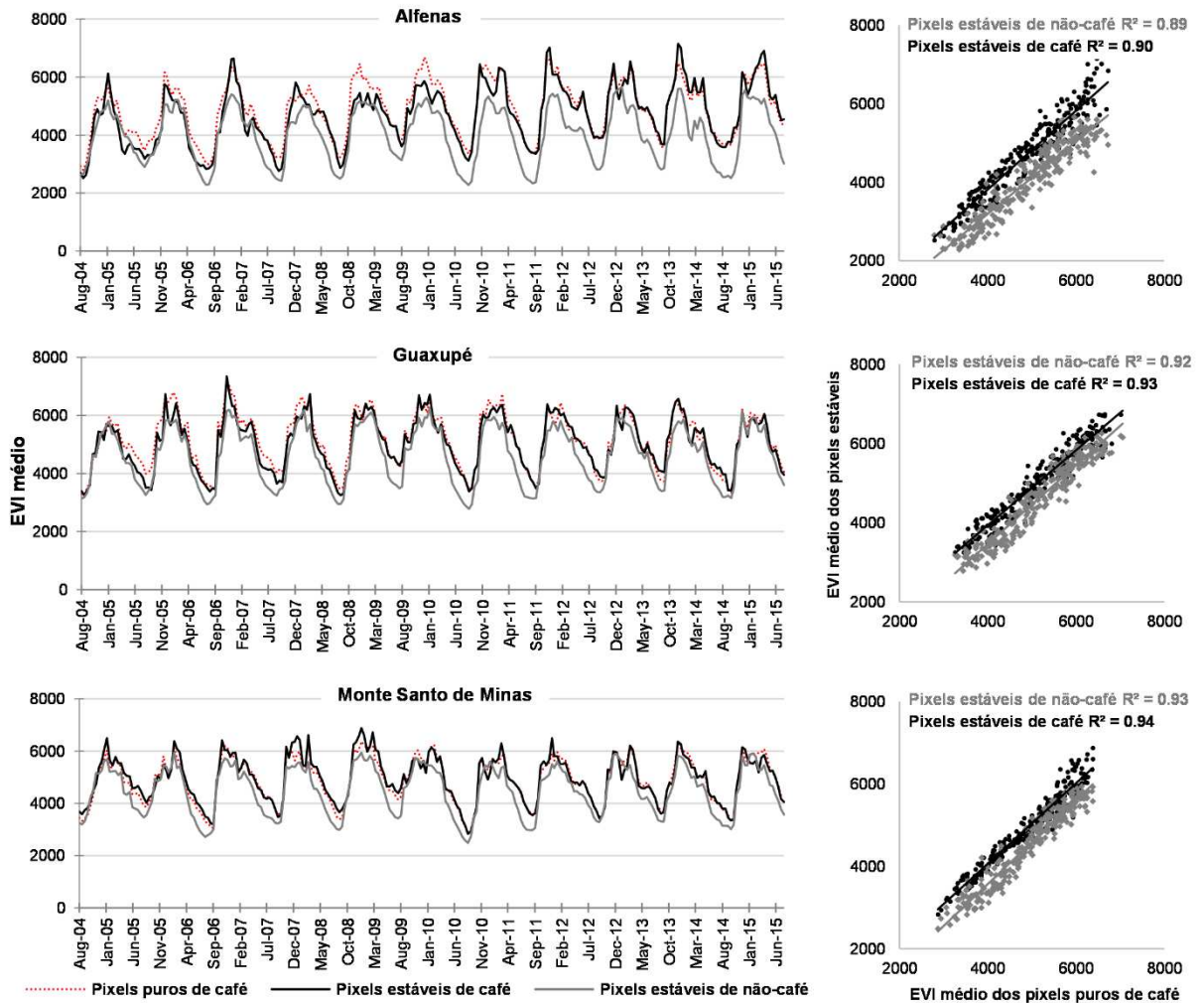


Figura 18 – Comparação entre EVI médio dos pixels temporalmente estáveis de café e de não-café e EVI médio dos pixels puros de café, da região do Cerrado de Minas

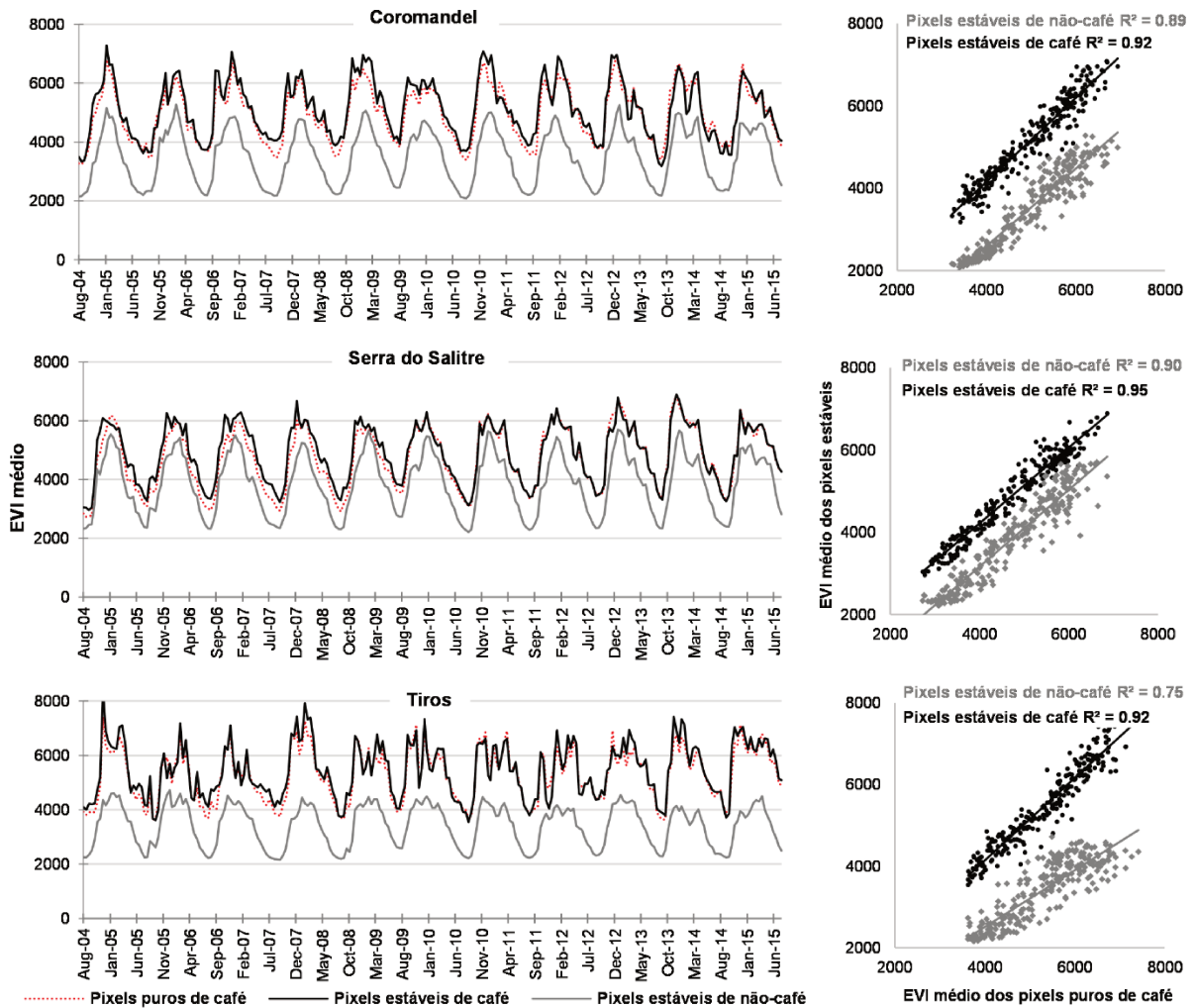
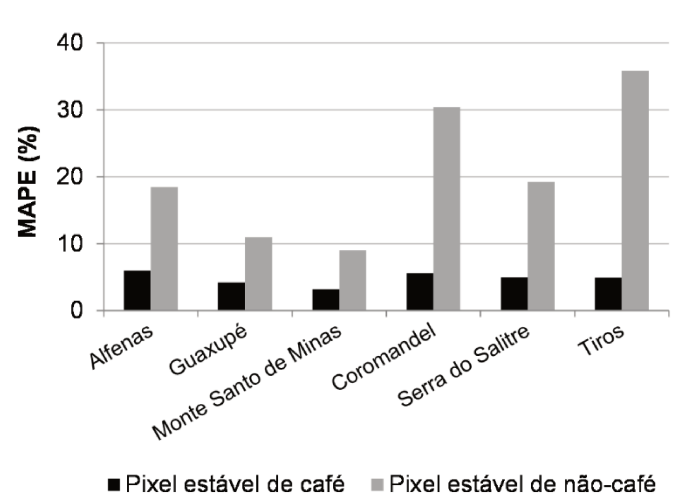


Figura 19 – Erro percentual absoluto médio (MAPE) entre EVI médio dos pixels temporalmente estáveis de café e de não-café e EVI médio dos pixels puros de café, por município



5.4 Considerações finais

De maneira geral, os resultados obtidos mostraram que a aplicação inédita da estabilidade temporal sobre dados de correlação entre EVI e produtividade do café foi eficiente, pois de acordo com a proposta deste estudo, foi possível encontrar pixels temporalmente estáveis que representaram o comportamento médio da correlação entre dados de EVI e produtividade de café em escala municipal.

De acordo com as análises estatísticas (RMSE, RMSEs e RMSEu), os pixels temporalmente mais estáveis dos municípios do Sul de Minas apresentaram resultados melhores do que os da região do Cerrado e, dentre as duas classes de pixels estáveis, a classe de não-café foi melhor do que a de café, para os municípios das duas regiões.

No que tange ao potencial para monitorar a cultura do café, verificou-se que a média de EVI dos pixels estáveis (de café e não-café) apresentou excelentes resultados de precisão (R^2) na comparação com a média de EVI dos pixels puros de café selecionados a partir de mapeamentos das lavouras de café, que são utilizados convencionalmente no monitoramento agrícola. Com relação à análise de acurácia (MAPE) dos pixels estáveis, observaram-se resultados melhores da classe de café em relação à classe de não-café.

Dessa forma, conclui-se que a aplicação da técnica da estabilidade temporal possibilita monitorar a cultura do café em escala municipal apesar da baixa resolução espacial do MODIS, pois a metodologia comprovou identificar pixels que expressam o comportamento médio da correlação entre EVI e produtividade, dispensando assim a dependência de pixels puros selecionados a partir de mapas específicos da cultura, uma vez que os pixels temporalmente estáveis não precisam ser necessariamente pixels puros de café.

6 Uso de pixels temporalmente estáveis para estimativa de produtividade de café por meio de modelo agrometeorológico-espectral

Resumo

Modelos agrometeorológico-espectrais têm sido utilizados para estimar a produtividade de diversas culturas agrícolas. Ao se utilizar dados de sensoriamento remoto na entrada do modelo, o alcance de bons resultados está associado a uma seleção criteriosa de pixels correspondentes à cultura. Nesse sentido, as técnicas de mapeamento de correlação de produtividade e de estabilidade temporal tem sido exploradas para selecionar pixels que melhor representam o comportamento geral da produtividade das lavouras. O objetivo deste estudo, então, foi avaliar o potencial de pixels temporalmente estáveis de correlação (EVI x produtividade) como dados de entrada em um modelo agrometeorológico-espectral para a estimativa de produtividade do café arábica nos municípios de Coromandel, Guaxupé e Monte Santo de Minas, no estado de Minas Gerais, Brasil. Neste estudo foi utilizada uma série temporal (2004-2015) de EVI do sensor MODIS/Aqua. Dados decendiais de precipitação e de temperatura do ar máxima e mínima provenientes de estações meteorológicas automáticas foram utilizados para gerar o balanço hídrico. Os resultados mostraram que o modelo agrometeorológico-espectral retornou estimativas de produtividade de café muito próximas às observadas, para todas as combinações de seleção de pixels estáveis utilizadas como entrada (EVI do pixel mais estável de café, EVI médio dos pixels estáveis de café, EVI do pixel mais estável de não-café, EVI médio dos pixels estáveis de não-café e EVI médio dos pixels puros de café). A acurácia (RMSE) do modelo agrometeorológico-espectral variou de 3,8 a 7,9 sc ha⁻¹, para os municípios de Coromandel e Monte Santo de Minas, respectivamente.

Palavras-chave: estabilidade temporal, MODIS, EVI, *Coffea arabica* L.

6.1 Introdução

A agricultura é uma atividade econômica altamente dependente do clima, que é o principal responsável pelas oscilações e frustrações das safras agrícolas. Visto que a ocorrência de precipitação e temperatura adversas pode afetar o desenvolvimento das plantas sob diferentes formas durante todo o seu ciclo, modelos matemáticos agrometeorológicos podem ser utilizados para aferir a interferência das condições meteorológicas nos processos fisiológicos da cultura, cujo impacto é observado na produtividade. Os dados oriundos desses modelos servem para auxiliar o setor agrícola nas tomadas de decisão relacionadas ao planejamento do uso da terra, adaptação de culturas, monitoramento e previsão de safras, controle de pragas e doenças e estratégias de pesquisa (MORAES *et al.*, 1998; ROSA, 2007).

Considerando que o déficit hídrico constitui um fator limitante para a produtividade das culturas, Doorenbos e Kassam (1979) desenvolveram um dos modelos agrometeorológicos mais difundidos, em que a estimativa de produtividade de uma cultura é função da disponibilidade de água no solo. Assim, o estresse hídrico é quantificado por meio da relação entre a evapotranspiração real e a evapotranspiração potencial, isto é, se a evapotranspiração real da cultura for menor que sua evapotranspiração potencial, ela não está absorvendo água suficiente e a produtividade potencial será, então, penalizada. Devido ao fato de que a demanda hídrica está relacionada com o tipo de cultura e com a fase fenológica em que ela se encontra, Doorenbos e Kassam (1979) adicionaram ao modelo um fator de resposta à produtividade (k_y), definido experimentalmente para cada cultura. A partir disso, diversos estudos têm adaptado e utilizado modelos agrometeorológicos para estimar produtividade de culturas agrícolas, como soja (MORAES *et al.*, 1998; BERKA *et al.*, 2003; MONTEIRO e SENTELHAS, 2014), trigo (GOUACHE *et al.*, 2015), arroz (KLERING *et al.*, 2008), cana-de-açúcar (OLIVEIRA *et al.*, 2012) e café (PICINI *et al.*, 1999; CAMARGO *et al.*, 2003, CARVALHO *et al.*, 2003; SANTOS e CAMARGO, 2006; VICTORINO, CARVALHO e FERREIRA, 2016; APARECIDO *et al.*, 2017).

A inclusão de uma componente espectral ao modelo agrometeorológico pode significar uma melhoria na acurácia das estimativas de produtividade. O chamado modelo agrometeorológico-espectral integra dados espectrais, geralmente um índice de vegetação, obtidos por meio de sensores remotos orbitais. Um índice de vegetação é gerado a partir de transformações espectrais entre duas ou mais bandas para realçar a presença de vegetação, permitindo a realização de estudos para comparar e monitorar as variações sazonais, interanuais ou de longo prazo nos parâmetros estruturais, fenológicos e biofísicos da vegetação (HUETE

et al., 2002). De maneira geral, é observado que índices de vegetação se correlacionam bem com parâmetros agronômicos como a produtividade, pois expressam a evolução de biomassa (MELO *et al.*, 2008). A aplicação de modelos agrometeorológico-espectrais tem produzido bons resultados de estimativas de produtividade, como, por exemplo, para cana-de-açúcar (RUDORFF e BATISTA, 1990), trigo (RUDORFF e BATISTA, 1991); MANJUNATH e POTDAR, 2002), soja (MELO *et al.*, 2008), arroz irrigado (KLERING *et al.*, 2016) e café (ROSA *et al.*, 2010; ALMEIDA, 2013).

Em relação ao café, os modelos de produtividade precisam ainda ser ajustados com uma penalização pela produtividade do ano anterior, devido à bienalidade do cafeeiro (PICINI *et al.*, 1999; SANTOS e CAMARGO, 2006). O ciclo fenológico do cafeeiro arábica apresenta uma sucessão de fases vegetativas e reprodutivas, que ocorrem em aproximadamente 2 anos e que acarretam baixa e alta produção alternadamente (CAMARGO e CAMARGO, 2001).

Ao se utilizar dados de sensoriamento remoto para estimativa de produtividade agrícola, a melhoria decisiva nos resultados depende de uma seleção criteriosa dos pixels de índices de vegetação correspondentes à área cultivada, uma vez que outros tipos de cobertura do solo com diferentes desenvolvimentos sazonais podem introduzir ruído nas relações entre índice de vegetação e produtividade (MASELLI e REMBOLD, 2001). Nesse sentido, o mapeamento de correlação de produtividade oferece a possibilidade de implementar modelos regionais de previsão de safra sem a necessidade de um mapa de uso e cobertura da terra ou de mapeamentos específicos por cultura e por ano (KASTENS *et al.*, 2005). Esse método supõe que toda a vegetação de uma área possui as condições de crescimento cumulativas de um período e isto pode ser um bom indicativo do potencial de produção de uma cultura; então, todos os pixels contendo vegetação da área de interesse podem ser utilizados para prever a produtividade da cultura (KASTENS *et al.*, 2005). Figueiredo *et al.* (2016a) mostraram que o uso de mapas de correlação entre dados históricos de produtividade e EVI (*Enhanced Vegetation Index*) do sensor MODIS/Terra contribuiu para menores erros na estimativa de produtividade da soja, em escala municipal, se comparados à metodologia tradicional com o uso de mapas específicos da cultura.

Outra abordagem que tem sido explorada visando a seleção de pixels é a estabilidade temporal. Este conceito foi primeiramente proposto por Vachaud *et al.* (1985) para estudos hidrológicos, com o objetivo de reduzir o número de amostras de umidade do solo em campo, porém mantendo a capacidade dessas amostras em caracterizar o comportamento médio de umidade do solo de toda a área de estudo. Na agricultura, Figueiredo *et al.* (2016b) utilizaram somente pixels temporalmente estáveis para a estimativa de produtividade da soja e eliminaram

aqueles cujos valores não representavam o comportamento médio da área, analisando uma série temporal de 11 anos de correlação entre EVI e produtividade. Os autores obtiveram estimativas com RMSE variando de 0,07 a 0,37 t ha⁻¹. Desse modo, a combinação das técnicas de mapeamento de correlação de produtividade e estabilidade temporal pode contribuir para a melhor seleção de pixels que expressem o comportamento geral da produtividade das lavouras de café. Além disso, estas técnicas podem se beneficiar da alta resolução temporal do sensor MODIS, que é adequada para monitorar a fenologia do café (BRUNSELL *et al.*, 2009), e compensar sua baixa resolução espacial, que não é indicada para o mapeamento de áreas cafeeiras, muitas vezes menores do que um pixel do MODIS (BISPO *et al.*, 2014b).

O estudo apresentado aqui teve por objetivo avaliar o potencial dos pixels temporalmente estáveis de correlação (EVI x produtividade) como dados de entrada em um modelo agrometeorológico-espectral para a estimativa de produtividade do café arábica em três municípios de Minas Gerais, Brasil.

6.2 Material e métodos específicos

Neste estudo, a série temporal de EVI compreendeu o período entre setembro de 2004 e março de 2015. Os dados de EVI foram reagrupados em decêndios e utilizados entre os meses de setembro a março do período de crescimento vegetativo (primeiro ano fenológico).

O balanço hídrico foi gerado a partir de dados decendiais de precipitação (mm) e de temperatura do ar (° C) máxima e mínima provenientes das estações meteorológicas automáticas (ver item 3.3). Estes dados meteorológicos compreenderam o período de janeiro de 2005 a dezembro de 2015, pois o modelo agrometeorológico-espectral utilizado neste estudo requer dados decendiais de entrada.

Para os testes dos modelos foram comparadas as produtividades estimadas e observadas, através de gráficos e cálculo do erro percentual absoluto médio (MAPE; equação 24) e raiz do erro médio quadrático (RMSE; equação 25) para avaliar acurácia e raiz do erro médio quadrático sistemático (RMSEs; equação 26) e raiz do erro médio quadrático não-sistemático (RMSEu, equação 27) para avaliar tendência e precisão dos modelos, respectivamente. Os dados de produtividade anual fornecidos pela Cooxupé foram considerados dados de referência, isto é, produtividade observada *Yobs*.

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n (|Yest_i - Yobs_i| / Yobs_i) \cdot 100}{n} \quad (24)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Yobs_i - Yest_i)^2}{n}} \quad (25)$$

$$RMSEs = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Yobs_i - Yest_c)^2}{n}} \quad (26)$$

$$RMSEu = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Yest_i - Yest_c)^2}{n}} \quad (27)$$

em que $Yobs_i$ é a i -ésima produtividade observada em campo; $Yest_i$ é a i -ésima produtividade estimada pelo modelo; $Yest_c$ é a produtividade estimada por ajuste linear; n é o número de dados.

6.3 Resultados e Discussão

A calibração dos coeficientes do modelo agrometeorológico-espectral foi realizada para as cinco seleções de EVI (Tabela 2). O ky_0 foi, ainda, calibrado considerando-se a bienalidade do cafeeiro, ou seja, aplicou-se um coeficiente para os anos de alta produtividade e outro para os anos de baixa produtividade. Os valores dos coeficientes não se mostraram com diferenças discrepantes entre as calibrações (Tabela 7). Para os três municípios, não houve diferença nos valores de b_1 entre os EVIs, tendo sido praticamente iguais a -3°C , indicando que a penalização máxima ocorreu a essa temperatura. Estes valores são os mesmos encontrados em Santos e Camargo (2006), cujo modelo estima a porcentagem de cafeeiros danificados a partir da ocorrência de temperaturas mínimas absolutas anuais inferiores a 2°C , ocorridas no ano anterior à produção.

O coeficiente b_2 representa a temperatura de referência a partir da qual se inicia a penalização decorrente de temperaturas máximas nos três primeiros decêndios seguintes à plena florada (VALERIANO, 2017). Os valores calibrados de b_2 não variaram entre os EVIs de Coromandel e Monte Santo de Minas, ficando entre 18°C e $18,85^\circ\text{C}$, respectivamente, sendo semelhantes aos coeficientes encontrados em Santos e Camargo (2006) e Valeriano (2017). Para Guaxupé, os valores calibrados de b_2 foram mais baixos, entre 15 e 16°C (Tabela 7).

Tabela 7 – Coeficientes calibrados para cada seleção de EVI, por município

Coromandel					
	EVI_1	EVI_2	EVI_3	EVI_4	EVI_5
a1	100	100	100	100	100
b1	-2,96	-2,96	-2,96	-2,96	-2,96
c1	1,77	1,77	1,77	1,77	1,77
a2	100	100	100	100	100
b2	18	18	18	18	18
c2	0,64	0,64	0,64	0,64	0,64
ky0 - alta	1,72	1,68	1,43	1,44	1,75
ky0 - baixa	0,73	0,61	0,38	0,24	0,67
Guaxupé					
	EVI_1	EVI_2	EVI_3	EVI_4	EVI_5
a1	100	100	100	100	100
b1	-3	-3	-3	-3	-3
c1	1	1	0,1	1,1	1
a2	100	100	100	100	100
b2	15	15	15	16	15,58
c2	0,65	0,62	0,65	0,69	0,64
ky0 - alta	1,9	1,9	1,7	1,96	1,8
ky0 - baixa	0,29	0,22	0,3	0,29	0,28
Monte Santo de Minas					
	EVI_1	EVI_2	EVI_3	EVI_4	EVI_5
a1	100	100	100	100	100
b1	-2,96	-2,96	-2,96	-2,96	-2,96
c1	1,77	1,77	1,77	1,77	1,77
a2	100	100	100	100	100
b2	18,85	18,85	18,85	18,85	18,85
c2	0,65	0,65	0,65	0,65	0,65
ky0 - alta	1,52	1,39	1,39	1,33	1,52
ky0 - baixa	0,4	0,39	0,39	0,39	0,39

* a1 e a2 representam a penalização máxima (%) em função de temperaturas mínimas e máximas, respectivamente; b1 é a temperatura mínima (° C) em que ocorre a maior penalização; c1 representa a sensibilidade do modelo a temperaturas mínimas; b2 é a temperatura (° C) de referência em que se inicia a penalização devido a temperaturas máximas; c2 indica a sensibilidade do modelo a temperaturas máximas.

A sensibilidade do modelo às temperaturas mínimas e máximas é representada pelos coeficientes c1 e c2, respectivamente. O modelo é mais sensível quanto menores forem os valores dos coeficientes. Para Coromandel e Monte Santo de Minas, os valores calibrados de c1 foram iguais a 1,77, enquanto que os valores de c2 foram 0,64 e 0,65 respectivamente. Para Guaxupé, o modelo foi mais sensível às temperaturas mínimas, com valores de c1 variando

de 0,1 (EVI_3) a 1,1 (EVI_4); os valores de c_2 foram de 0,62 (EVI_2) a 0,69 (EVI_4) (Tabela 7). O modelo de Santos e Camargo (2006) também apresentou c_1 igual a 1,77, mas o c_2 foi de 0,67.

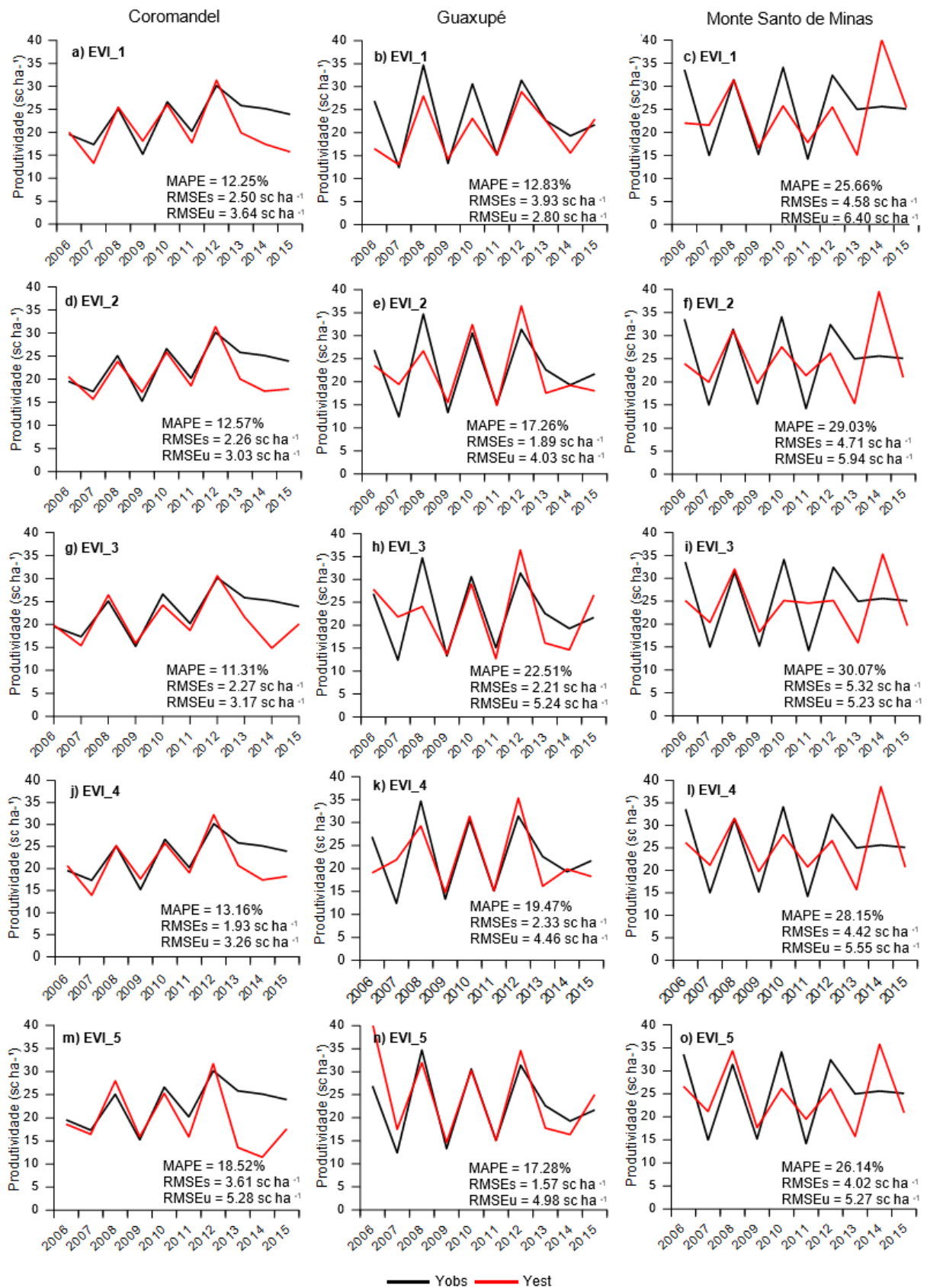
Em relação ao coeficiente de sensibilidade ky_0 , quanto menor o seu valor, maior será a penalização relativa à produtividade do ano anterior. Em Santos e Camargo (2006), os valores de ky_0 testados variaram de 0,60 (menor influência da produtividade do ano anterior) a 1,05 (maior influência da produtividade do ano anterior), sendo o melhor desempenho atingido com ky_0 igual a 0,96. Neste trabalho, os valores calibrados de ky_0 variaram de 0,22 para anos de bialidade baixa (para o EVI_2 em Guaxupé) a 1,96 para anos de bialidade alta (para o EVI_4 também em Guaxupé) (Tabela 7).

De maneira geral, o modelo agrometeorológico-espectral para todas as combinações de seleção de pixels apresentou estimativas de produtividade de café muito próximas às observadas, fornecidas pela Cooxupé para os três municípios.

Através das análises estatísticas das estimativas entre as quatro combinações de pixels temporalmente estáveis e os pixels puros (Figura 20), pode-se observar que, para o município de Coromandel, a precisão das estimativas foi melhor entre os pixels temporalmente estáveis do que nos pixels puros. O EVI_3 obteve um MAPE de 11,3% (Figura 20g) e o EVI_2 com RMSEu de 3 sc ha⁻¹ (Figura 20d), enquanto que para o EVI_5 o MAPE foi de 18,5% e RMSEu de 5,3 sc ha⁻¹ (Figura 20m). Na análise estatística de tendência (RMSEs), pode-se notar também que os pixels temporalmente estáveis apresentaram melhores resultados do que os pixels puros de café, sendo que o EVI_4 resultou o valor de 1,9 sc ha⁻¹ (Figura 20j) e o EVI_5 com 3,6 sc ha⁻¹ (Figura 20m).

Em um estudo também em áreas irrigadas, como é o caso de Coromandel, porém na escala de lavoura e utilizando pixels puros de NDVI, Almeida (2013) obteve uma média de MAPE de 15,8% em quatro pivôs de duas fazendas, portanto maior que a média de MAPE considerando apenas os pixels temporalmente estáveis deste estudo, que foi de 12,3%.

Figura 20 – Comparação entre produtividade observada e produtividade estimada de café, por município



Almeida (2013) ainda constatou a complexidade da modelagem agrometeorológica-espectral ao observar que dois pivôs com cafeeiros de mesma idade, sob mesmas condições meteorológicas, manejo e configurações de aquisição de dados via sensoriamento remoto similares, apresentaram coeficientes de penalizações distintos. Uma das justificativas para essa diferença é que os valores de NDVI são valores médios encontrados em pixels de 250x250m, o que de certa forma mascara detalhes e diversidades encontradas nesses 6,25 ha de área de café (ROSA, 2010). Essa heterogeneidade, típica do cafeeiro, se torna mais aguda quando se extrapola para a escala municipal e, neste sentido, a utilização de pixels estáveis possibilita encontrar pixels que representam as condições médias da relação entre produtividade e índice de vegetação.

Para o município de Guaxupé, o modelo que apresentou os menores erros de precisão foi o que utilizou o EVI_1, com MAPE de 12,8% e RMSEu de 2,8 sc ha⁻¹ (Figura 20b). Já para o EVI_5, o MAPE foi de 17,3% e RMSEu de 4,9 sc ha⁻¹ (Figura 20n), melhor apenas que o EVI_3 com MAPE de 22,5% e RMSEu de 5,2 sc ha⁻¹ (Figura 20h). Quanto à tendência, o EVI_5 apresentou melhor resultado com RMSEs de 1,6 sc ha⁻¹ (Figura 20n), contra 1,9 sc ha⁻¹ do EVI_2 (Figura 20e), o melhor resultado entre os pixels temporalmente estáveis.

O modelo agrometeorológico-espectral para estimativa de produtividade de café para o município de Monte Santo de Minas foi o que apresentou os maiores erros, tanto de precisão, quanto de tendência, para todas as cinco combinações de seleção de pixels. O menor MAPE foi o do modelo que utilizou o EVI_1, com 25,6% (Figura 20c), valor muito próximo do EVI_5, com 26,1% (Figura 20o). O modelo que utilizou o EVI_3 apresentou o menor RMSEu, de 5,2 sc ha⁻¹ (Figura 20i), seguido do EVI_5 com 5,3 sc ha⁻¹ (Figura 20o). Nota-se, portanto, que em Monte Santo de Minas houve uma semelhança dos resultados entre o método tradicional de escolha de pixels puros e a abordagem de pixels estáveis como dados espectrais de entrada em um modelo agrometeorológico-espectral, o que ainda permite afirmar que a metodologia de utilizar pixels estáveis é viável.

Valeriano (2017) aplicou o mesmo modelo agrometeorológico, porém sem o *input* de dados espectrais para gerar a produtividade potencial, utilizando-se, portanto, apenas do acréscimo de 10% sobre a produtividade máxima observada. No município de Coromandel, seus resultados obtiveram estimativas de produtividade de café com MAPE variando entre 13,8 e 42,2%, enquanto que neste trabalho os valores de MAPE ficaram entre 11,3 e 18,5%. Para a região Sul de Minas, Valeriano (2017) obteve, em Guaxupé, MAPE entre 18,9 e 28,6% e de 37,7 a 65% em Monte Santo de Minas. Já no presente trabalho, foram obtidos MAPE de 12,8 a 22,5% para Guaxupé e de 25,6 a 30% em Monte Santo de Minas.

É interessante notar que, tanto neste estudo quanto nos resultados obtidos por Valeriano (2017), os piores resultados de MAPE foram da região Sul de Minas, com erros maiores para o município de Monte Santo de Minas. Essa observação permite inferir que o modelo utilizado em ambos os estudos apresenta melhor desempenho quando há menor diferença de produtividade de um ano para o outro, isto é, bialidade menos acentuada, o que é característica da produtividade da região do Cerrado, exemplificada aqui pelo município de Coromandel.

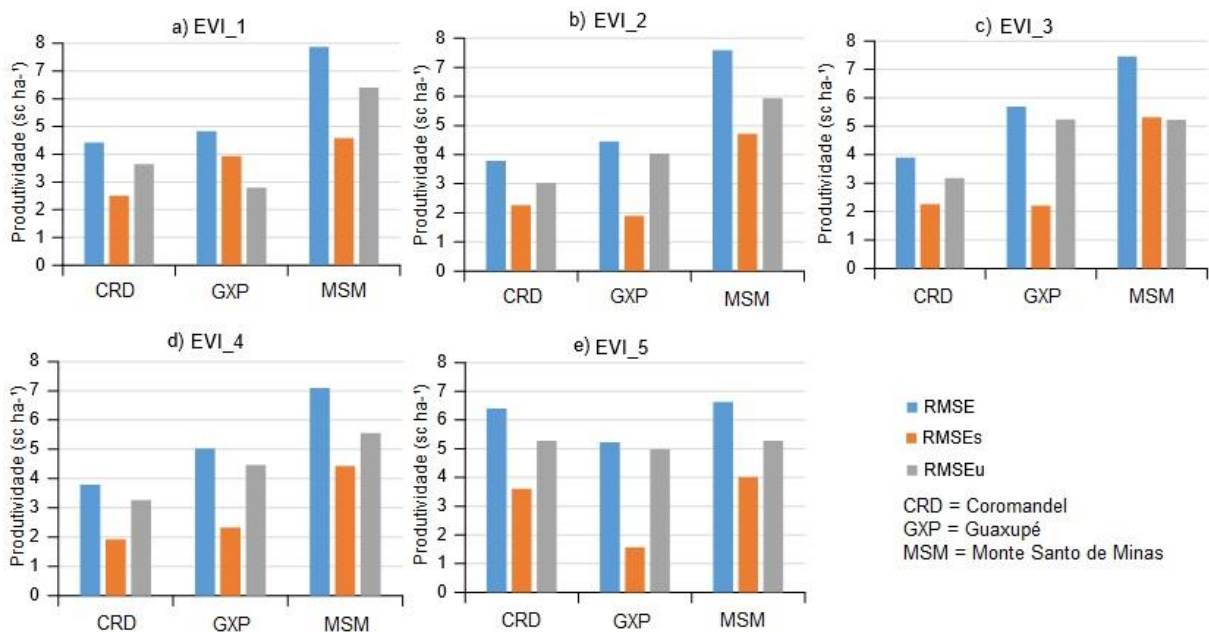
A partir de 2013, com destaque para Coromandel, o modelo não apresentou bons resultados, pois houve interrupção na bialidade, ocorrendo anos seguidos de produtividade semelhante. Isso pode ter prejudicado a calibração dos modelos, já que o coeficiente de penalização em função da produtividade do ano anterior (ky_0) foi padronizado em dois valores, sendo um valor para anos de alta produtividade e outro para anos de baixa produtividade.

Na Figura 21, é possível identificar os efeitos aleatórios e sistemáticos sobre a acurácia do modelo agrometeorológico-espectral para cada combinação de EVI. Nota-se que, de maneira geral, o município de Monte Santo de Minas apresentou as piores acurácias para todas as combinações de EVI, tendo a melhor acurácia de $6,6 \text{ sc ha}^{-1}$ com o EVI_5 (Figura 21e).

Essa análise permite inferir que os efeitos sistemáticos de tendência influenciaram positivamente para as melhores acurácias, com exceção de Guaxupé para o EVI_1 (Figura 21a) e Monte Santo de Minas com o EVI_3 (Figura 21c).

Comparando-se as diferentes seleções de pixels de EVI, pode-se observar que as melhores acurácias foram do EVI_2 e EVI_4, com $3,8 \text{ sc ha}^{-1}$, ambos em Coromandel (Figura 21b e 21d). Para o município de Guaxupé, o EVI_2 também apresentou a melhor acurácia, se comparadas às demais seleções de EVI, com erro de $6,6 \text{ sc ha}^{-1}$ (Figura 21b).

Figura 21 – Análises estatísticas dos modelos agrometeorológico-espectrais, por seleção de EVI e por município



6.4 Considerações finais

A partir da metodologia fundamentada na utilização de EVI de diferentes seleções de pixels (estáveis e puros) para gerar dados de produtividade potencial por ano no modelo agrometeorológico de Santos e Camargo (2006) com modificações propostas por Valeriano (2017), pode-se concluir que houve melhorias significativas nas estimativas de produtividade de café, quando comparado à utilização da produtividade máxima detectada em cada município acrescida de 10%.

De modo geral, os resultados das estimativas de produtividade de café com o uso de pixels temporalmente estáveis apresentaram melhores acurácias (RMSE) nos municípios de Coromandel e Guaxupé. Mesmo em Monte Santo de Minas, onde o modelo apresentou melhor acurácia utilizando o valor médio de EVI dos pixels puros de café, pode-se afirmar que o uso de pixels estáveis é uma opção viável, tendo em vista que os resultados foram semelhantes aos de pixels puros, além da vantagem de não necessitar de mapeamentos específicos e atualizados da cultura.

7 Conclusão

A fim de aprimorar as estimativas de produtividade de café em escala municipal, propôs-se com esta tese o desenvolvimento de uma metodologia para seleção criteriosa de pixels cujos valores dão entrada em um modelo agrometeorológico-espectral.

Para tanto, a principal contribuição deste trabalho consiste na aplicação, pela primeira vez, da técnica de estabilidade temporal em dados de correlação entre EVI e produtividade de café. Essa técnica permitiu encontrar pixels, de café e não-café, que apresentaram correlação estável (seja alta ou baixa) ao longo do período analisado (2004-2015). Esses pixels temporalmente estáveis representaram o comportamento médio da correlação entre EVI e produtividade de café nos municípios estudados.

Além disso, as correlações entre as médias históricas de EVI e variáveis agrometeorológicas por fase do ciclo fenológico do cafeeiro constataram o potencial que o EVI possui para fins de monitoramento da biomassa da cultura do café. Dentre todas as variáveis agrometeorológicas correlacionadas com o EVI, o armazenamento de água no solo foi o que apresentou melhor correlação, apresentando correlação (r) acima de 0,9 na maioria das fases, exceto nas fases de formação das gemas foliares e formação dos frutos, períodos em que há muita presença de nuvens e que possivelmente pôde ter comprometido a qualidade dos dados de EVI.

Outro resultado satisfatório foi a identificação de pixels temporalmente estáveis que representam o comportamento médio da correlação entre EVI e produtividade de café em escala municipal. De acordo com as análises estatísticas, os pixels temporalmente mais estáveis dos municípios do Sul de Minas apresentaram resultados melhores do que os da região do Cerrado e, dentre as duas classes de pixels estáveis, a classe de não-café foi melhor do que a de café, para os municípios das duas regiões. Isto possibilita afirmar que a utilização em conjunto das técnicas de mapeamento de correlação de produtividade e de estabilidade temporal compensaram a baixa resolução espacial do sensor MODIS, bem como indicam que não há necessidade de mapas específicos da cultura.

O modelo agrometeorológico-espectral retornou estimativas de produtividade de café satisfatórias para todos os municípios, sobretudo para os municípios de Coromandel e Guaxupé com as seleções de EVI de pixels temporalmente estáveis, tanto de café como de não-café. A precisão das estimativas foi melhor com o uso desses pixels do que com os pixels puros

de café. Portanto, conclui-se que os resultados obtidos confirmaram a hipótese original desse trabalho.

Por fim, sugere-se que em estudos futuros seja aplicada a metodologia de estabilidade temporal em um número maior de municípios com o objetivo de ampliar a análise para a escala regional. Outro ponto crítico a ser explorado é a automação desse processo, uma vez que sua execução demanda tempo por trabalhar com grande quantidade de dados. Vale ressaltar também que trabalhos futuros caminhem no sentido de realizar previsões de safra utilizando dados espectrais de pixels temporalmente estáveis.

Referências

- ALMEIDA, T.S. **Modelagem agrometeorológica-espectral para estimativa da produtividade de cafeeiros para áreas irrigadas do noroeste de Minas Gerais**. 63p. Tese (Doutorado em Meteorologia Agrícola), Universidade Federal de Viçosa/MG, 2013.
- ALVARES, C.A.; STAPE, J.L.; SENTELHAS, P.C.; GONÇALVES, J.L.M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, 22(6): 711-728, 2013. doi: 10.1127/0941-2948/2013/0507
- ALZUGARAY, D.; ALZUGARAY, C. **Flora brasileira**. São Paulo/SP: Três Livros, 1984.
- APARECIDO, L.E.O.; ROLIM, G.S.; LAMPARELLI, R.A.C.; SOUZA, P.S.; SANTOS, E.R. Agrometeorological models for forecasting coffee yield. **Agronomy Journal**, 109(1): 249-258, 2017. doi: 10.2134/agronj2016.03.0166
- ASSAD, E.D.; SANO, E.E. **Sistema de informações geográficas: aplicações na agricultura**. Brasília, DF: Centro de Pesquisa Agropecuária dos Cerrados, 1993. 274p.
- ATZBERGER, A. Advances in Remote Sensing of Agriculture: Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs. **Remote Sens.**, 5: 949-981, 2013. doi:10.3390/rs5020949
- BERKA, L.M.S.; RUDORFF, B.F.T.; SHIMABUKURO, Y.E. Soybean yield estimation by an agrometeorological model in a GIS. **Scientia Agricola**, 60(3): 433-440, 2003.
- BERNARDES, T. **Modelagem de dados espectrais e agrometeorológicos para estimativa da produtividade de café**. 127p. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos/SP, 2013.
- BERNARDES, T.; ALVES, H.M.R.; VIEIRA, T.G.C. Classificação automática de imagens de satélites no mapeamento da região cafeeira de Patrocínio, MG. In: SIMPÓSIO DE PESQUISA DOS CAFÉS DO BRASIL, 5, 2007, Águas de Lindóia/SP. **Anais...** Brasília/DF: Embrapa Café, 2007. Disponível em <<http://www.alice.cnptia.embrapa.br/handle/doc/906103>> Acesso em: 22 dez. 2011.
- BERNARDES, T.; MOREIRA, M.A.; ADAMI, M.; GIAROLLA, A.; RUDORFF, B.F.T. Monitoring Biennial Bearing Effect on Coffee Yield Using MODIS Remote Sensing Imagery. **Remote Sensing**, 4: 2492-2509, 2012. doi:10.3390/rs4092492

BISPO, R.C.; LAMPARELLI, R.A.C.; ROCHA, J.V.; SANTOS, E.R. Análise da bienalidade do café a partir de dados espectrais. In: SIMPÓSIO INTERNACIONAL SELPER, XVI, 2014, Medellín. **Memórias...** Medellín: Selper, 2014a. Disponível em: <<http://selper.org.co/papers-XVI-Simposio/Sensores-y-plataforma-de-PR/SP3-Analise-da-bienalidade-do-cafe-a-partir-de-dados-espectrais.pdf>> Acessado em: 09 Nov. 2015.

BISPO, R.C.; LAMPARELLI, R.A.C.; ROCHA, J.V. Using fraction images derived from Modis data for coffee crop mapping. **Engenharia Agrícola**, 34(1): 102-111, 2014b. doi: 10.1590/S0100-69162014000100012

BOGNÁR, P.; KERN, A.; PÁSZTOR, S.; LICHTENBERGER, J.; KORONCZAY, D.; FERENCZ, C. Yield estimation and forecasting for winter wheat in Hungary using time series of MODIS data. **International Journal of Remote Sensing**, 38(11): 3394-3414, 2017. doi: 10.1080/01431161.2017.1295482

BOLTON, D.K.; FRIEDL, M.A. Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. **Agricultural and Forest Meteorology**, 173: 74-84, 2013. doi: 10.1016/j.agrformet.2013.01.007

BROCCA, L.; MELONE, F.; MORAMARCO, T.; MORBIDELLI, R. Soil moisture temporal stability over experimental areas in Central Italy. **Geoderma**, 148: 364-374, 2009.

BROCCA, L.; TULLO, T.; MELONE, F.; MORAMARCO, T.; MORBDELLI, R. Catchment scale soil moisture spatial-temporal variability. **Journal of Hydrology**, 422: 63-75, 2012.

BRUNSELL, N.A.; PONTES, P.P.B.; LAMPARELLI, R.A.C. Remotely Sensed Phenology of Coffee and its Relationship to Yield. **GIScience & Remote Sensing**, 46(3): 289-304, 2009. doi: 10.2747/1548-1603.46.3.289

CAMARGO, A.P. **Balanço hídrico no estado de São Paulo**. 3.ed. Campinas: IAC, 1971. (Boletim 116).

CAMARGO, A.P.; CAMARGO, M.B.P. Definição e esquematização das fases fenológicas do cafeeiro arábica nas condições tropicais do Brasil. **Bragantia**, 60(1): 65-68, 2001.

CAMARGO, M.B.P.; FAHL, J.I. Seca afeta produção de café deste ano e pode comprometer safra futura. **Folha Rural**, 278: 10-11, 2001.

CAMARGO, M.B.P.; ORTOLONI, A.A.; PEDRO JUNIOR, M.J.; ROSA, S.M. Modelo agrometeorológico de estimativa de produtividade para o cultivar de laranja Valência. **Bragantina**, 58(1): 171-178, 1999.

CAMARGO, M.B.P.; SANTOS, M.A.; PEDRO JUNIOR, M.J.; FAHL, J.I.; BRUNINI, O.; MEIRELES, E.J.L.; BARDIN, L. Modelo agrometeorológico de monitoramento e de estimativa de quebra de produtividade como subsídio à previsão de safra de café (*Coffea arabica* L.): resultados preliminares. In: Simpósio de Pesquisa dos Cafés do Brasil, 3, 2003. **Anais...Porto Seguro: Consórcio Brasileiro de Pesquisa e Desenvolvimento do Café**, 2003, 75-76.

CARVALHO, A. **Histórico do desenvolvimento do cultivo do café no Brasil**. Campinas: Instituto Agrônomo, 2007. 8p. (Documentos IAC, 34).

CARVALHO, L.G.; SEDIYAMA, G.C.; CECOM, P.R.; RAMOS ALVES, H.M. Avaliação de um modelo agrometeorológico para previsão de produtividade de café em três localidades da região sul do Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, 11(2): 343-352, 2003.

CHEMURA, A.; MUTANGA, O. Developing detailed age-specific thematic maps for coffee (*Coffea arabica* L.) in heterogeneous agricultural landscapes using random forests applied on Landsat 8 multispectral sensor. **Geocarto International**, 2016.
doi:10.1080/10106049.2016.1178812

CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento. **Acompanhamento da safra brasileira: café**, v. 4 - Safra 2017, n. 3, terceiro levantamento. Brasília: Conab, 2017. Disponível em: <<http://www.conab.gov.br>> Acesso em: 14 out. 2017.

CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento. **Acompanhamento da safra brasileira de café, segundo levantamento**. 2014. [Versão eletrônica]. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/14_05_20_08_49_17_boletim_mai-2014.pdf> Acesso em: 16/07/2014.

COSH, M.H.; JACKSON, T.J.; BINDLISH, R.; PRUEGER, J.H. Watershed scale temporal and spatial stability of soil moisture and its role in validating satellite estimates. **Remote Sensing of Environment**, 92: 427-435, 2004.

COSH, M.H.; JACKSON, T.J.; STARKS, P.; HEATHMAN, G. Temporal stability of surface soil moisture in the Little Washita River watershed and its applications in satellite soil moisture product validation. **Journal of Hydrology**, 323(1-4): 168-177, 2006.
doi:10.1016/j.jhydrol.2005.08.020

COUTO JUNIOR, A.F.; CARVALHO JUNIOR, O.A.; MARTINS, E.S.; GUERRA, A.F. Phenological characterization of coffee crop (*Coffea arabica* L.) from Modis time series. **Revista Brasileira de Geofísica**, 31(4): 569-578, 2013. doi:10.1590/rbgf.v31i4.338

DAMATTA, F.M.; RAMALHO, J.D.C. Impacts of drought and temperature stress on coffee physiology and production: a review. **Journal of Plant Physiology**, 18: 155-81, 2006.

DAMATTA, F.M.; RONCHI, C.P.; MAESTI, M.; BARROS, R.S. Ecophysiology of coffee growth and production. **Brazilian Journal of Plant Physiology**, 19(4): 485-510, 2007.

DENG, F.; SU, G.; LIU, C. Seasonal variation of MODIS vegetation indexes and their statistical relationship with climate over the subtropic evergreen forest in Zhejiang, China. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, 4(2): 236-240, 2007. doi: 10.1109/LGRS.2006.888844

DIODATO, N.; CECCARELLE, M.; BELLOCCHI, G. GIS aided evaluation of evapotranspiration at multiple spatial and temporal climate patterns using geoindicators. **Ecological Indicators**, London, 10: 1009-1016, 2010.

DOORENBOS, J.; KASSAM, A.H. **Yield response to water**. Roma: FAO, 1979. (FAO. Irrigation and Drainage Paper, 33).

EPIPHANIO, J.C.N.; LEONARDI, L.; FORMAGGIO, A.R. Relações entre parâmetros culturais e resposta espectral de cafezais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília/DF, 29(3): 439-447, mar. 1994.

FAO. Food and Agriculture Organization. **FAOSTAT Commodities by country**. Disponível em: <http://www.fao.org/faostat/en/#rankings/commodities_by_country> Acessado em: 15 Jan. 2017.

FIGUEIREDO, G.K.D.A. **Soybean yield estimates based on temporally stable pixels using Modis/EVI data**. 177 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola). Universidade Estadual de Campinas, Campinas/SP, 2014.

FIGUEIREDO, G.K.D.A.; BRUNSELL, N.A.; HIGA, B.H.; ROCHA, J.V.; LAMPARELLI, R.A.C. Correlation maps to assess soybean yield from EVI data in Paraná State, Brazil. **Scientia Agricola**, 73(5): 462-470, 2016a. doi: 10.1590/0103-9016-2015-0215

FIGUEIREDO, G.K.D.A.; BRUNSELL, N.A.; ROCHA, J.V.; LAMPARELLI, R.A.C.; PICOLI, M.C.A. Using temporal stability to estimate soya bean yield: a case study in Paraná

state, Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, 37(5): 1223-1242, 2016b. doi: 10.1080/01431161.2016.1148280

FRANCISCO, V.L.F.S.; FECHINE, V.M.R.; VEGRO, C. L.R.; ALMEIDA, M.B.A. Modelo Estatístico E Econômico Para Estimativa Da Safra Brasileira De Café. **Informações Econômicas**, 40(12): 26-36, 2010.

GOUACHE, D.; BOUCHON, A.S.; JOUANNEAU, E.; LE BRIS, X. Agrometeorological analysis and prediction of wheat yield at the departmental level in France. **Agricultural and Forest Meteorology**, 209: 1-10, 2015. doi: 10.1016/j.agrformet.2015.04.027

GOWDA, P.H.; OOMMEN, T.; MISRA, D.; SCHWARTZ, R.C.; HOWELL, T.A.; WAGLE, P. Retrieving Leaf Area Index from Remotely Sensed Data Using Advanced Statistical Approaches. **Journal of Remote Sensing & GIS**, 5(1): 156-162, 2016. doi:10.4172/2469-4134.1000156

HAARER, A.E. **Modern coffee production**. London: Leonard Hill, 1958.

HATFIELD, J.L.; PRUEGER, J.H. Value of using different vegetative indices to quantify agricultural crop characteristics at different growth stages under varying management practices. **Remote Sensing**, 2: 562-578, 2010. doi:10.3390/rs2020562

HEATHMAN, G.C.; COSH, M.H.; MERWADE, V.; HAN, E. Multi-scale temporal stability analysis of surface and subsurface soil moisture within the Upper Cedar Creek Watershed, Indiana. **Catena**, 95: 91-103, 2012. doi:10.1016/j.catena.2012.03.008

HIRANO, A.; BAMBANG, H. Looking into smallholder coffee plantation with ALOS data in Lampung Province, Indonesia. In: ASIAN CONFERENCE ON REMOTE SENSING, 28, 2007, Kuala Lumpur. **Proceedings...** Kuala Lumpur: ACRS, 2007.

HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E.P.; GAO, X.; FERREIRA, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, 83: 195-213, 2002.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Sistema IBGE de Recuperação Automática**. Disponível em: <www.sidra.ibge.gov.br>. Último acesso em: 15 Jan. 2017.

JACOBS, J.M.; HSU, E.C.; CHOI, M. Time stability and variability of Electronically Scanned Thinned Array Radiometer soil moisture during Southern Great Plains hydrology experiments. **Hydrological Processes**, 24: 2807-2819, 2010. doi: 10.1002/hyp.7703.

JENSEN, J.R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução da 2ª ed. por: EPHIPHANIO, J. C. *et al.* São José dos Campos/SP: Parênteses, 2009.

KASTENS, J.H.; KASTENS, T.L.; KASTENS, D.L.A.; PRICE, K.P.; MARTINKO, E.A.; LEE, R. Image masking for crop yield forecasting using AVHRR NDVI time series imagery. **Remote Sensing of Environment**, 99(3): 341–356, 2005. doi:10.1016/j.rse.2005.09.010

KIST, B.B.; SANTOS, C.E.; CARVALHO, C.; TREICHEL, M. **Anuário brasileiro do café 2017**. Santa Cruz do Sul, RS: Editora Gazeta, 2017. Disponível em: <http://www.editoragazeta.com.br/wp-content/uploads/2017/05/CAF%C3%89_2017.pdf> Acesso em: 15 jun. 2017.

KLERING, E.V.; FONTANA, D.C.; BERLATO, M.A.; FILHO, A.C. Modelagem agrometeorológica do rendimento de arroz irrigado no Rio Grande do Sul. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 43(5): 549-558, 2008.

KLERING, E.V.; FONTANA, D.C.; ROGLIO, V.S.; ALVES, R.C.M.; BERLATO, M.A. Modelo agrometeorológico-espectral para estimativa da produtividade de grãos de arroz irrigado no Rio Grande do Sul. **Bragantia**, 75(2): 247-256, 2016.

MANJUNATH, K.R.; POTDAR, M.B. Large area operational wheat yield model development and validation based on spectral and meteorological data. **International Journal of Remote Sensing**, 23(15): 3023-3038, 2002. doi: 10.1080/01431160110104692

MARTINEZ-FERNANDEZ, J.; CEBALLOS, A. Temporal Stability of Soil Moisture in a Large-Field Experiment in Spain. **Soil Science Society of America Journal**, 67:1647-1656, 2003.

MARTINS, E.; APARECIDO, L.E.O.; SANTOS, L.P.; MENDONÇA, J.M.A.; SOUZA, P.S. Influência das condições climáticas na produtividade e qualidade do cafeeiro produzido na região do sul de Minas Gerais. **Coffee Science**, 10(4): 499-506, 2015.

MASELLI, F.; REMBOLD, F. Analysis of GAC NDVI data for cropland identification and yield forecasting in Mediterranean African countries. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, 67(5): 593-602, 2001. doi: 0099-1112/01/6705-593\$3.00/0

MATIELLO, J.B.; SANTINATO, R.; GARCIA, A.W.R.; ALMEIDA, S.R.; FERNANDES, D.R. **Cultura do Café no Brasil: novo manual de recomendações**. Rio de Janeiro: MAPA/Procafé, 2002.

MELO, R.W.; FONTANA, D.C.; BERLATO, M.A.; DUCATI, J.R. An agrometeorological-spectral model to estimate soybean yield, applied to southern Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, 29(14): 4013-4028, 2008. doi: 10.1080/01431160701881905

MENDES, A.N.G.; CARVALHO, G.R.; BOTELHO, C.E.; FAZUOLI, L.C.; SILVAROLLA, M.B. História das primeiras cultivares de café plantadas no Brasil. In: CARVALHO, C.H.S. (Ed.). **Cultivares de café: origem, características e recomendações**. Brasília: Embrapa Café, 2008. p.69-77.

MERONI, M.; ATZBERGER, C.; VANCUTSEM, C.; GOBRON, N.; BARET, F.; LACAZE, R.; EERENS, H.; LEO, O. Evaluation of agreement between space remote sensing SPOT-VEGETATION fAPAR time series. **IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.**, 99: 1-12, 2012.

MODIS - Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer. **About Modis**. Disponível em: <<http://modis.gsfc.nasa.gov/about/>> Acesso em: 01 dez. 2017.

MOHANTY, B.P.; SKAGGS, T.H. Spatio-temporal evolution and time-stable characteristics of soil moisture within remote sensing footprints with varying soil, slope and vegetation. **Advances in Water Resources**, 24: 1051-1067, 2001.

MONTEIRO, L.A.; SENTELHAS, P.C. Calibration and testing of an agrometeorological model for the estimation of soybean yields in different Brazilian regions. **Acta Scientiarum Agronomy**, 36(3): 265-272, 2014. doi: 10.4025/actasciagron.v36i3.17485

MORAES, A.V.C.; CAMARGO, M.B.P.; MASCARENHAS, H.A.A.; MIRANDA, M.A.C.; PEREIRA, J.C.V.N.A. Teste e análise de modelos agrometeorológicos de estimativa de produtividade para a cultura da soja na região de Ribeirão Preto. **Bragantia**, 57(2): 393-406, 1998. doi: 10.1590/S0006-87051998000200021

MOREIRA, M.A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. 3a ed. Viçosa, 2007.

MOREIRA, M.A.; ADAMI, M.; RUDORFF, B.F.T. Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens Landsat. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília/DF, 39(3): 223-231, 2004.

MOREIRA, M.A.; BARROS, M.A.; RUDORFF, B.F.T. Geotecnologias no mapeamento da cultura do café em escala municipal. **Sociedade & Natureza**, 20(1): 101-110, 2008.

MOREIRA, M.A.; RUDORFF, B.F.T. **Sensoriamento Remoto Aplicado à Agricultura**. São José dos Campos: Inpe, 2002.

NEVES, M.C.; LUIZ, A.J.B. **Distribuição espacial da cultura de café no Estado de São Paulo**. Jaguariúna: Embrapa Meio Ambiente, 2006. 23p. (Embrapa Meio Ambiente. Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento, 40).

OLIVEIRA, A.D.; COSTA, J.M.N.; LEITE, R.A. Probabilidade de chuvas e estimativas de épocas de semeadura para cultura de arroz de sequeiro, em diferentes regiões do Estado de Minas Gerais, Brasil. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, 8(2): 295-309, 2000.

OLIVEIRA, R.A.; SANTOS, R.S.; RIBEIRO, A.; ZOLNIER, S.; BARBOSA, M.H.P. Estimativa da produtividade da cana-de-açúcar para as principais regiões produtoras de Minas Gerais usando-se o método ZAE. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, 16(5): 549-557, 2012.

PICINI, A.G.; CAMARGO, M.B.P de; ORTOLANI, A.A.; FAZUOLI, L.C.; GALLO, P.B. Desenvolvimento e teste de modelos agrometeorológicos para a estimativa de produtividade do cafeeiro. **Bragantia**, 58(1): 157-170, 1999.

PONZONI, F.J. Comportamento espectral da vegetação. In: MENESES, P. R.; MADEIRA NETTO, J. S. (Orgs.). **Sensoriamento remoto: reflectância de alvos naturais**. 1º ed. Brasília/DF: Editora UNB, 2001, 1: 157-199.

RAMIREZ, G.M.; ZULLO JUNIOR, J.; ASSAD, E.D.; PINTO, H.S. Comparação de dados dos satélites Ikonos-II e Landsat/ETM+ no estudo de áreas cafeeiras. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 41(4): 661-666, 2006.

RIZZI, R. **Geotecnologias em um sistema de estimativa da Produção de soja: estudo de caso no Rio grande do Sul**. 216p. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos/SP, 2004.

ROJAS, O. Operational maize yield model development and validation based on remote sensing and agro-meteorological data in Kenya. **International Journal of Remote Sensing**, 28(17-18): 3775-3793, 2007.

ROSA, V.G.C. **Modelo agrometeorológico-espectral para monitoramento e estimativa da produtividade do café na região sul/sudoeste do estado de Minas Gerais**. 142p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São Jose dos Campos/SP, 2007.

ROSA, V.G.C.; MOREIRA, M.A.; RUDORFF, B.F.T.; ADAMI, M. Estimativa da produtividade de café com base em um modelo agrometeorológico-espectral. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 45(12): 1478-1488, 2010.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, 3, Washington, 1973. **Proceedings...** Washington: NASA, 1974, 1: 309-317, 1973.

RUDORFF, B.F.T.; BATISTA, G.T. Yield estimation of sugarcane based on agrometeorological-spectral models. **Remote Sensing of Environment**, 33(3): 183-192, 1990.

RUDORFF, B.F.T.; BATISTA, G.T. Wheat yield estimation at the farm level using TM Landsat and agrometeorological data. **International Journal of Remote Sensing**, 12(12): 2477-2484, 1991. doi: 10.1080/01431169108955281

RUDORFF, B.F.T.; AGUIAR, D.A.; SILVA, W.F.; SUGAWARA, L.M.; ADAMI, M.; MOREIRA, M.A. Studies on the rapid expansion of sugarcane for ethanol production in São Paulo state (Brazil) using landsat data. **Remote Sensing**, 2: 1057–1076, 2010. <http://dx.doi.org/10.3390/rs2041057>.

RUIZ-CÁRDENAS, R. **A cafeicultura e sua relação com o clima**. Lavras: HRNS do Brasil, 2015.

SAKAMOTO, T.; YOKOZAWA, M.; TORITANI, H.; SHIBAYAMA, M.; ISHITSUKA, N.; OHNO, H. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, 96: 366-374, 2005. doi:10.1016/j.rse.2005.03.008

SANTOS, J.A. dos; GOSSELIN, P-H; PHILLIP-FOLIGUET, S; TORRES, R. da S.; FALCÃO, A.X. Multiscale Classification of Remote Sensing Images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, 50: 3764-3775, 2012.

SANTOS, M.A.; CAMARGO, M.B.P. Parametrização de modelo agrometeorológico de estimativa de produtividade do cafeeiro nas condições do estado de São Paulo. **Bragantia**, 65(1): 173-183, 2006.

SCHNEIDER, K.; HUISMAN, J.A.; BREUER, L.; ZHAO, Y.; FREDE, H.-G. Temporal stability of soil moisture in various semi-arid steppe ecosystems and its application in remote sensing. **Journal of Hydrology**, 359: 16-29, 2008. doi:10.1016/j.jhydrol.2008.06.016.

SEDIYAMA, G.C.; MELO JUNIOR, J.C.F.; SANTOS, A.R.; RIBEIRO, A.; COSTA, M. H.; HAMAKAWA, P. J.; COSTA, J.M.N.; COSTA, L.C. Zoneamento agroclimático do cafeeiro (*Coffea arabica* L.) para o estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, 9(3): 501-509, 2001.

SIMÕES, M.S.; ROCHA, J.V.; LAMPARELLI, R.A.C. Orbital Spectral Variables, Growth Analysis and Sugarcane Yield. **Scientia Agricola**, 66(4): 451-461, 2009. doi: 10.1590/S0103-90162009000400004

SOARES, J.V.; BATISTA, G.T.; SHIMABUKURO, Y.E. Histórico e Descrição. In: RUDORFF, B.F.T.; SHIMABUKURO, Y.E.; CEBALLOS, J.C. **O Sensor MODIS e suas Aplicações Ambientais no Brasil**. São José dos Campos: Parênteses, 2007. Cap. 1, p. 3-21.

SOUZA, G.M.; GURGEL, H.C.; CIAMP, P.M. (2016a) Análise sazonal da vegetação do Cerrado por meio de dados do sensor MODIS no Distrito Federal (Brasil). **Boletim Goiano de Geografia**, 36(3): 502-520, 2016a. doi: <https://doi.org/10.5216/bgg.v36i3.44555>

SOUZA, C.G.; CARVALHO, L.; AGUIAR, P.; ARANTES, T.B. Algoritmos de aprendizagem de máquina e variáveis de sensoriamento remoto para o mapeamento da cafeicultura. **Boletim de Ciências Geodésicas (Online)**, 22(4): 751-773, 2016b. doi:10.1590/S1982-21702016000400043

SOUZA, C.H.W.; MERCANTE, E.; JOHANN, J.A.; LAMPARELLI, R.A.C.; URIBE-OPAZO, M.A. Mapping and discrimination of soya bean and corn crops using spectro-temporal profiles of vegetation indices. **International Journal of Remote Sensing**, 36 (7): 1809-1824, 2015. doi: 10.1080/01431161.2015.1026956

SOUZA, E.R.; MONTENEGRO, A.A.A.; MONTENEGRO, S.M.G.; MATOS, J.A. Temporal stability of soil moisture in irrigated carrot crops in Northeast Brazil. **Agricultural Water Management**, 99: 26-32, 2011. doi:10.1016/j.agwat.2011.08.002.

STARKS, P.J.; HEATHMAN, G.C.; JACKSON, T.J.; COSH, M.H. Temporal stability of soil moisture profile. **Journal of Hydrology**, 324: 400-411, 2006. doi:10.1016/j.jhydrol.2005.09.024

STEWART, J.I.; HAGAN, R.M.; PRUITT, W.O. **Production functions and predicted irrigation programmes for principal crops as required for water resources planning and increased water use efficiency**: final report. Washington: U.S. Department of Interior, 80p, 1976.

TARDIN, A.T.I.; ASSUNÇÃO, G.V.; SOARES, J.V. Análise preliminar de imagens TM visando a discriminação de café, citrus e cana-de-açúcar na região de Furnas - MG. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 27(9): 1355-1361, 1992.

TAUGOURDEAU, S.; LE MAIRE, G.; AVELINO, J.; JONES, J.R.; RAMIREZ, L.G.; QUESADA, M.J.; CHARBONNIER, F.; GÓMEZ-DELGADO, F.; HARMAND, J.M.; RAPIDEL, B.; VAAST, P.; ROUPSARD, O. Leaf area index as an indicator of ecosystem services and management practices: An application for coffee agroforestry. **Agriculture, Ecosystems and Environment**. 192: 19–37, 2014. doi: 10.1016/j.agee.2014.03.042

THOMAZIELLO, R.A. Uso da poda no cafeeiro: por que, quando e tipos utilizados. **Visão Agrícola**, 12: 33-36, 2013.

THORNTHWAITE, C.W.; MATHER, J.R. **The water balance**. Centerton, NJ: Drexel Institute of Technology – Laboratory of Climatology, 1955.

TRABAQUINI, K.; MIGLIORANZA, E.; FRANÇA, V.; PEREIRA NETO, O.C. Estudo do ambiente físico do cafeeiro utilizando técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto no norte do Estado do Paraná. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14, 2009, Natal/RN. **Anais**. São José dos Campos: Inpe, 2009: 515-522.

Disponível em:

<<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.02.12.48/doc/515-522.pdf>> Acesso em: 29 de fev. 2012.

VACHAUD, G.; PASSERAT DE SILANS, A.; BALABANIS, P.; VAUCLIN, M. Temporal stability of Spatially Measured Soil Water Probability Density Function. **Soil Science Society of America Journal**, 49(4): 822–828, 1985. doi:10.2136/sssaj1985.03615995004900040006x

VALERIANO, M.M. Curvatura vertical de vertentes em microbacias pela análise de modelos digitais de elevação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, 7(3): 539-546, 2003.

VALERIANO, M.M.; GARCIA, G.J. The estimate of topographical variables for soil erosion modelling through geoprocessing. **International Archives of Photogrammetry & Remote Sensing**, Amsterdam, 33: 678 - 685, 2000.

VALERIANO, T.T.B. **Produtividade de café arábica estimada a partir de dados de modelos de circulação global**. 91p. Dissertação (Mestrado em Agronomia – Produção Vegetal), Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”, Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal/SP, 2017.

VICTORINO, E.C.; CARVALHO, L.G.; FERREIRA, D.F. Modelagem agrometeorológica para a previsão de produtividade de cafeeiros na região sul do estado de Minas Gerais. **Coffee Science**, 11(2): 211-220, 2016.

VIEIRA, T.G.C.; ALVES, H.M.R.; LACERDA, M.P.C.; VEIGA, R.D.; EPIPHANIO, J.C.N. Crop parameters and spectral response of coffee (*Coffea arabica* L.) areas within the state of Minas Gerais, Brazil. **Coffee Science**, 1(2): 111-118, 2006.

WANG, X.; GAO, Q.; WANG, C.; YU, M. Spatiotemporal patterns of vegetation phenology change and relationships with climate in the two transects of East China. **Global Ecology and Conservation**, 10: 206-219, 2017. doi: 10.1016/j.gecco.2017.01.010

WARDLOW, B.D.; KASTENS, J.H.; EGBERT, S.L. Using USDA Crop Progress Data for the Evaluation of Greenup Onset Date Calculated from MODIS 250-Meter Data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, 72(11): 1225-1234, 2006.

WARDLOW, B. D.; EGBERT, S. L. Large-Area Crop Mapping Using Time-Series MODIS 250 M NDVI Data: An Assessment for the U.S. Central Great Plains. **Remote Sensing of Environment**, 112(3): 1096–1116, 2008. doi:10.1016/j.rse.2007.07.019.

WESENBEECK, I.J.; KACHANOSKI, R.G. Spatial and temporal distribution of soil water in the tilled layer under a corn crop. **Soil Science Society of America Journal**, 52: 363-368, 1988.

ZAMBOLIM, L. **Tecnologia de produção de café com qualidade**. Viçosa, MG: UFV, 2001. 648p.

ZHANG, J.; FENG, L.; YAO, F. Improved maize cultivated area estimation over a large scale combining MODIS–EVI time series data and crop phenological information. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, 94: 102-113, 2014. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2014.04.023

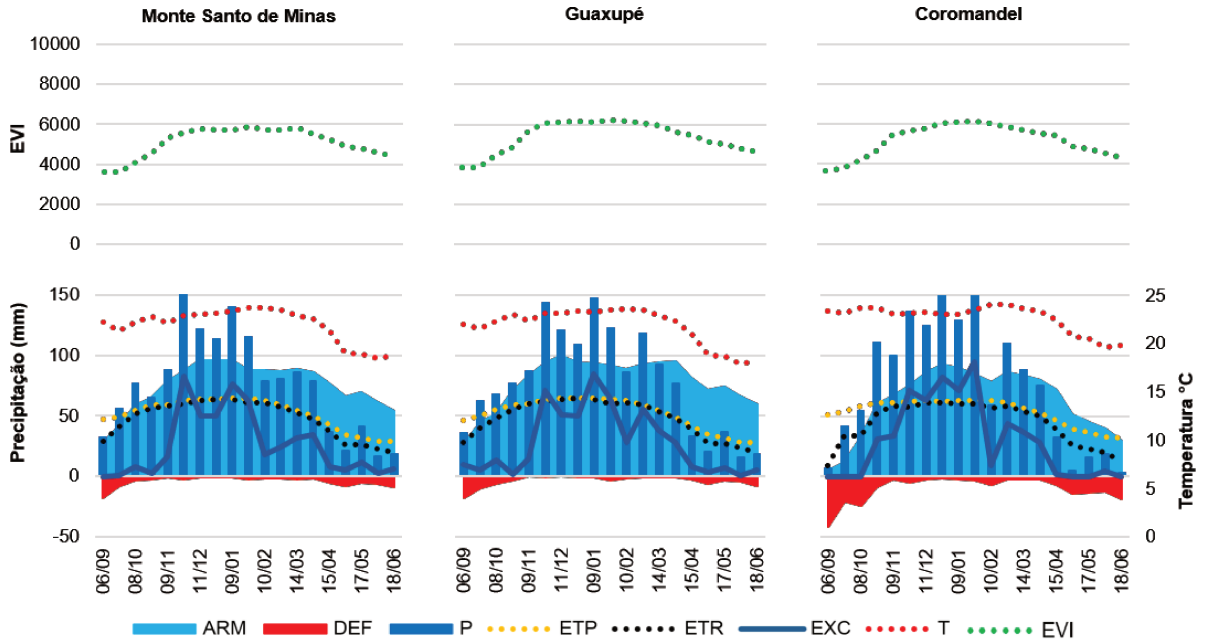
ZHANG, P.; SHAO, M. Temporal stability of surface soil moisture in a desert area of northwestern China. **Journal of Hydrology**, 505: 91–101, 2013. doi: 10.1016/j.jhydrol.2013.08.045

ZHANG, X.Y.; FRIEDL, M.A.; SCHAAF, C.B.; STRAHLER, A.H.; HODGES, J.C.F.; GAO, F.; REED, B.C.; HUETE, A. Monitoring vegetation phenology using MODIS. **Remote Sensing of Environment**, 84(3): 471–475, 2003.

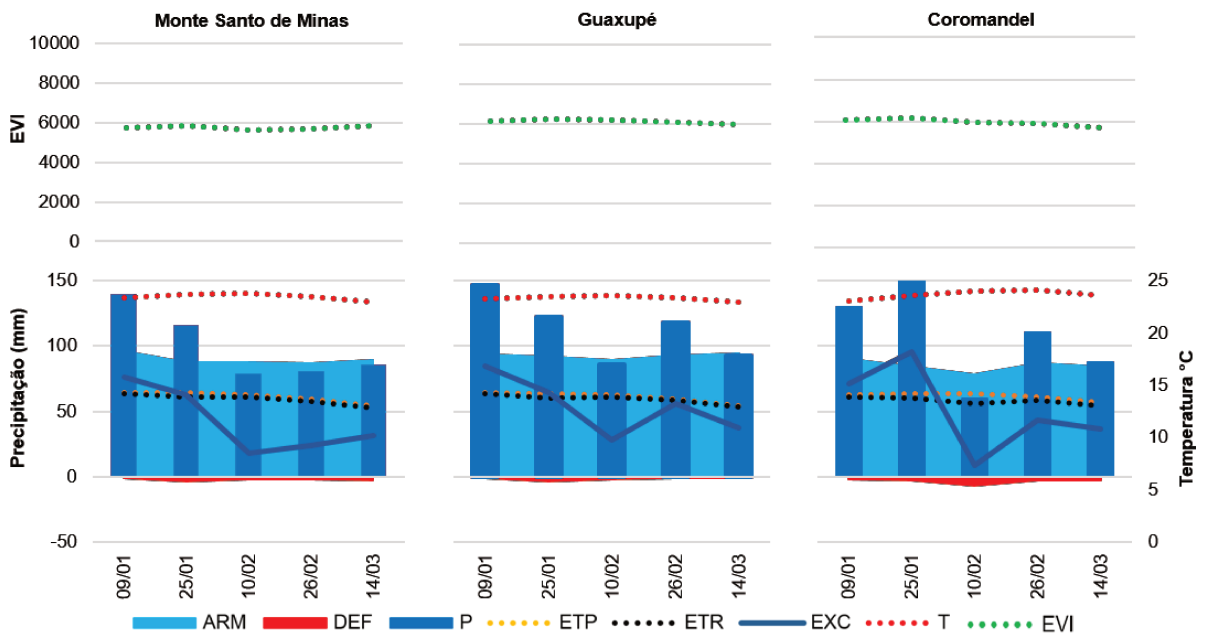
ZUCCO, G.; BROCCA, L.; MORAMARCO, T.; MORBIDELLI, R. Influence of land use on soil moisture spatial–temporal variability and monitoring. **Journal of Hydrology**, 516: 193-199, 2014. doi: 10.1016/j.jhydrol.2014.01.043

Apêndices

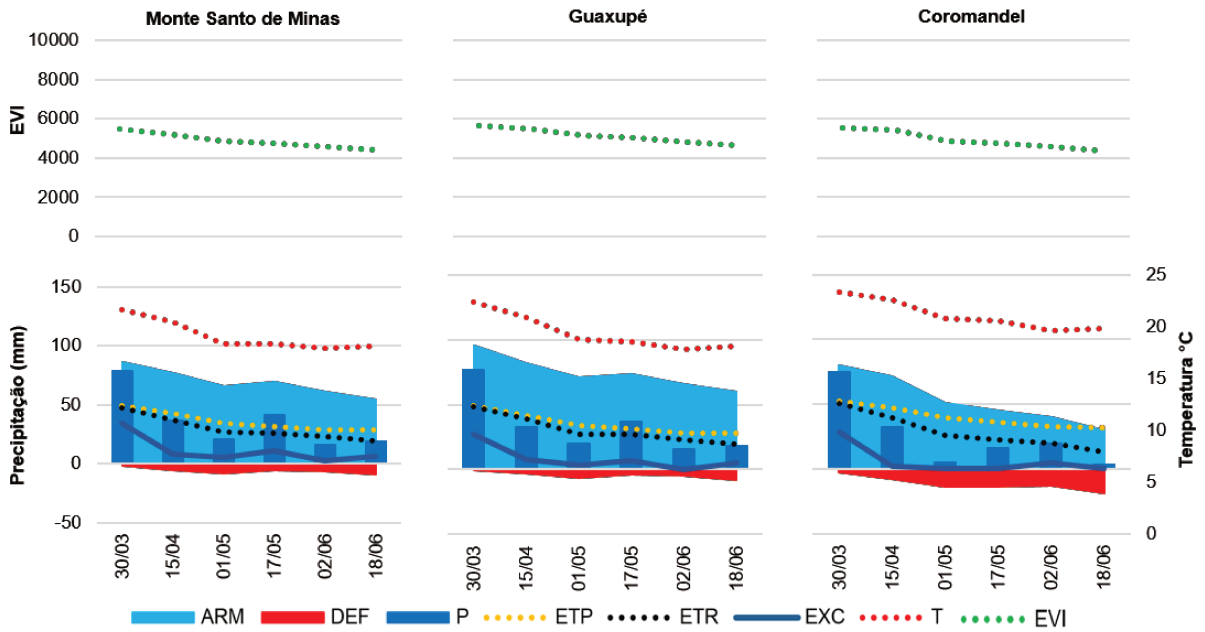
Apêndice 1 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica do crescimento vegetativo



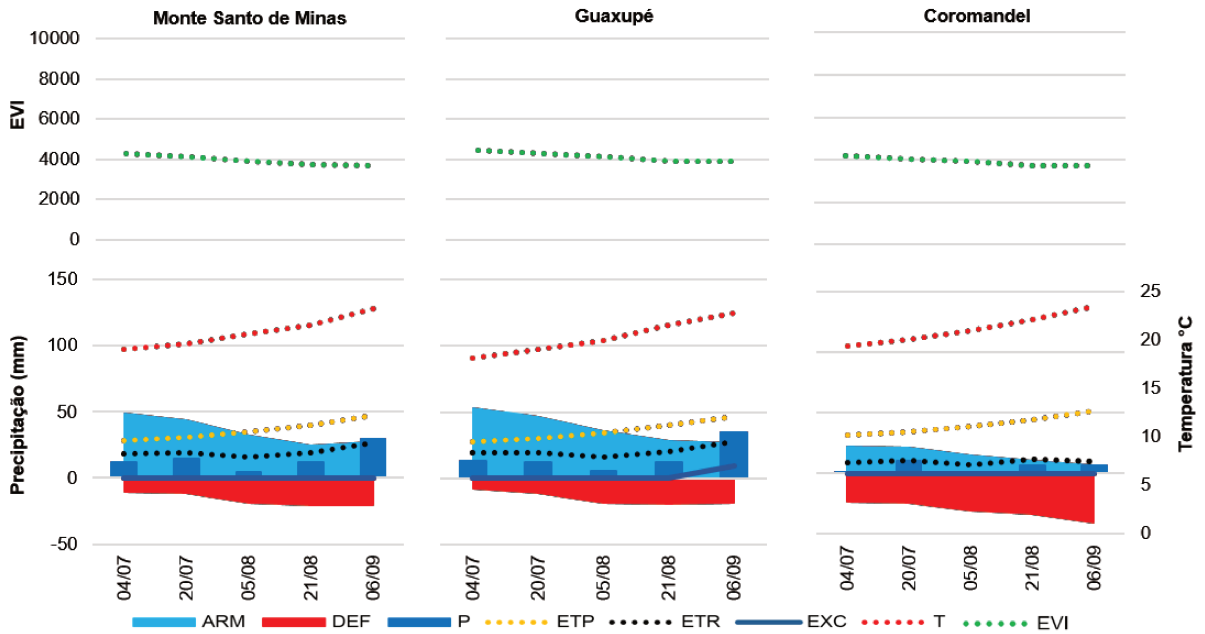
Apêndice 2 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da formação das gemas



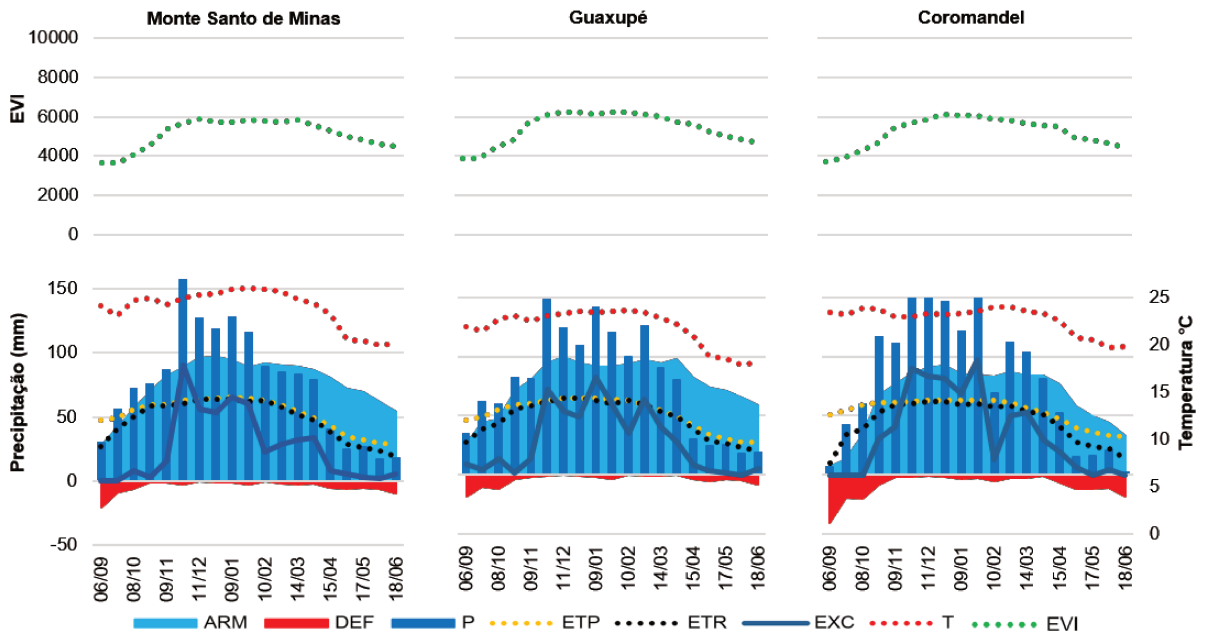
Apêndice 3 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica do crescimento das gemas



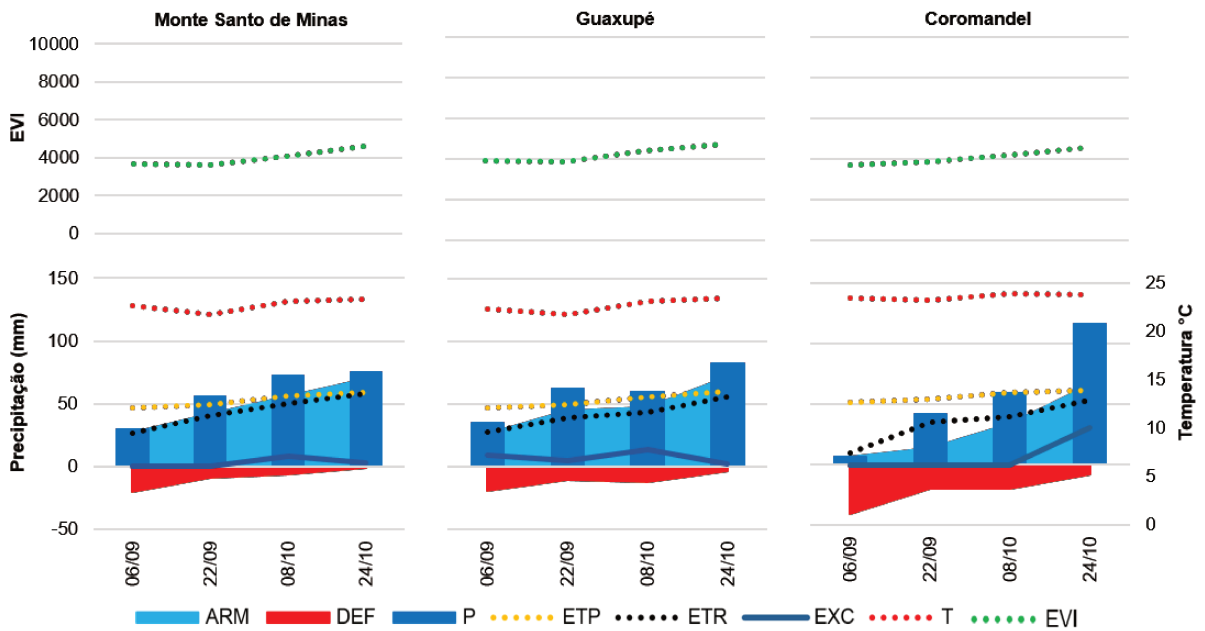
Apêndice 4 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da dormência



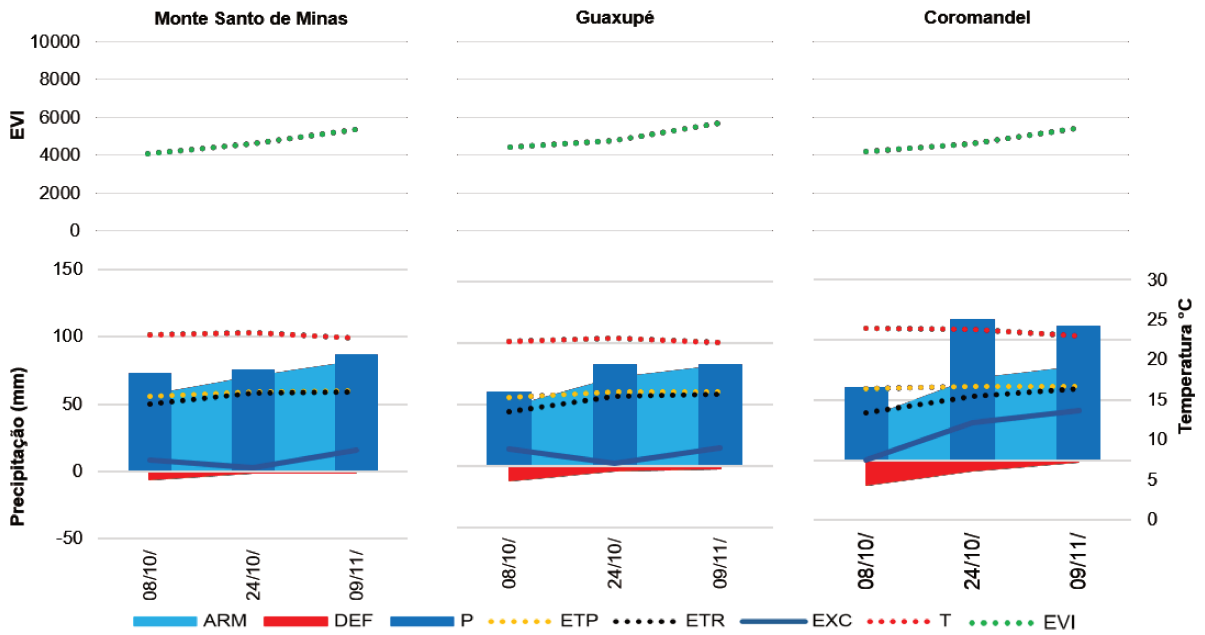
Apêndice 5 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica do crescimento vegetativo para a próxima colheita



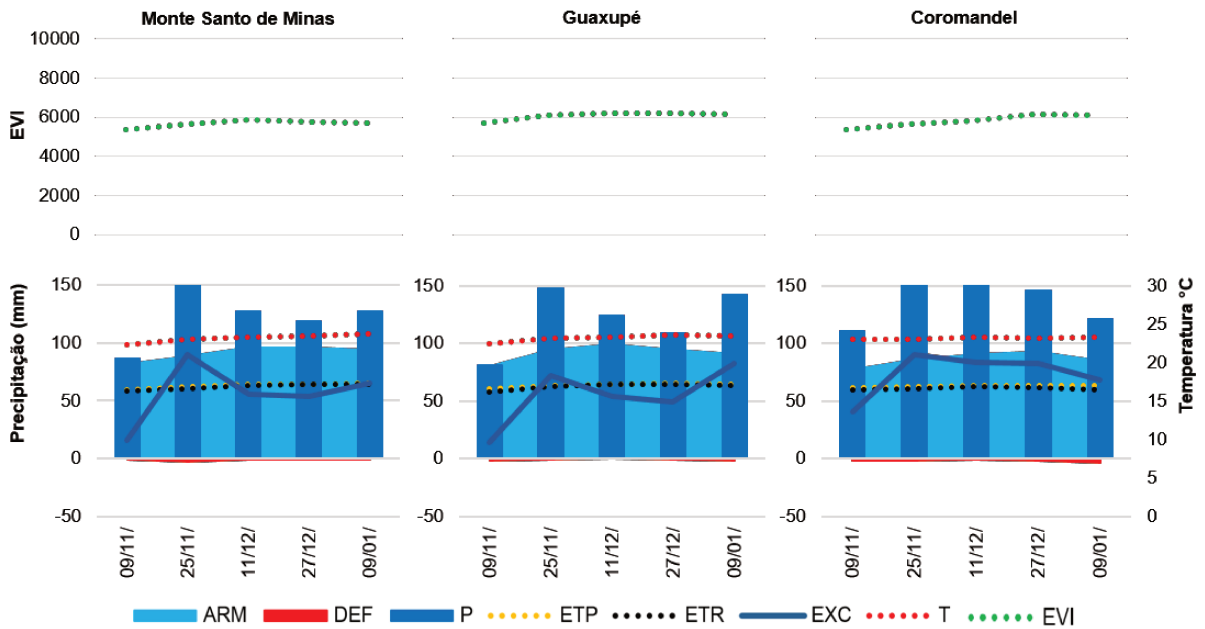
Apêndice 6 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da florada



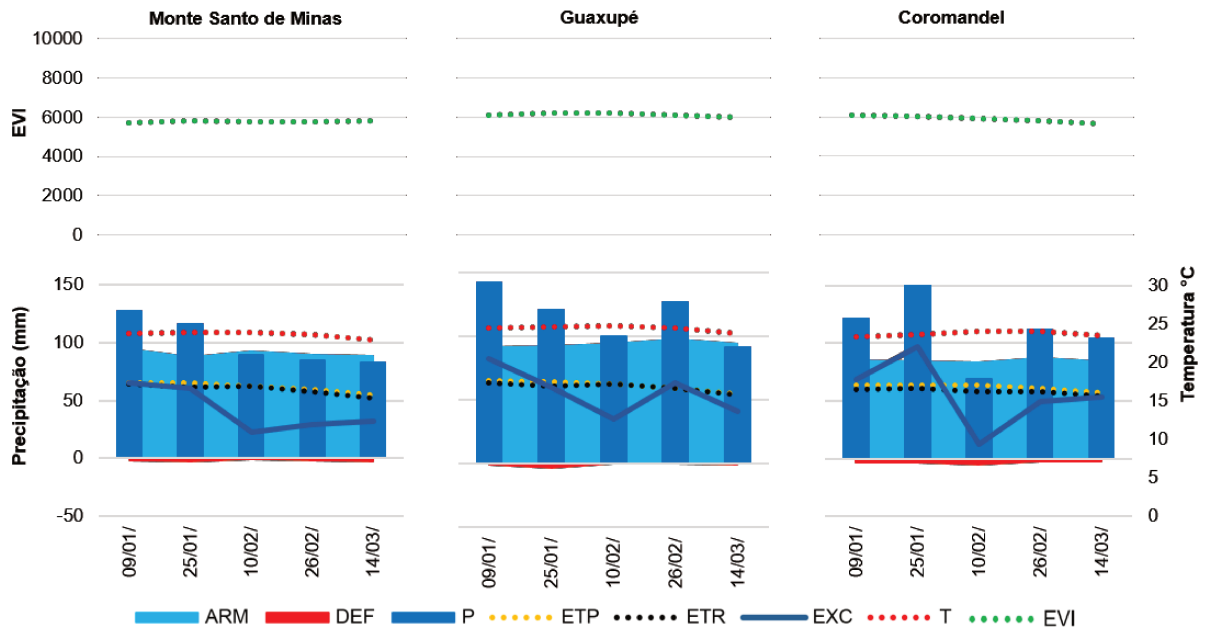
Apêndice 7 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica do chumbinho



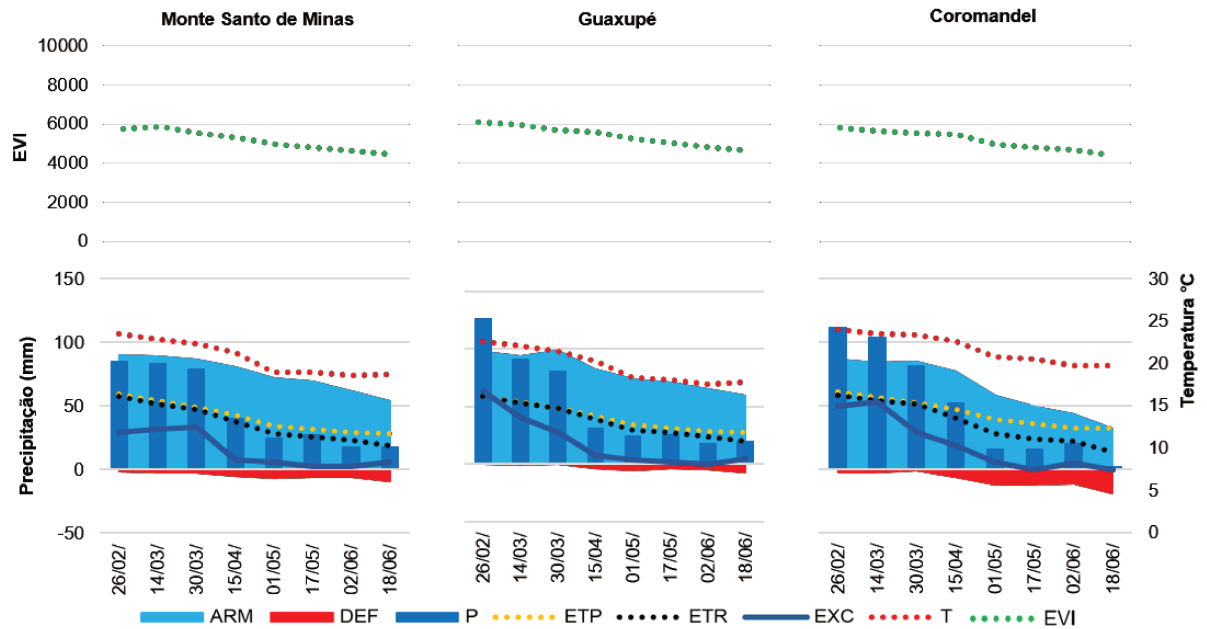
Apêndice 8 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da expansão dos frutos



Apêndice 9 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da formação dos frutos



Apêndice 10 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da maturação



Apêndice 11 - Média histórica do perfil temporal de EVI e do balanço hídrico da fase fenológica da colheita

