

Variáveis e modelos para estimativa da produtividade do cafeeiro a partir de índices de vegetação derivados de imagens Landsat

Tiago Bernardes^{1,2}
Maurício Alves Moreira²
Jane Delane Verona²
Yosio Edemir Shimabukuro²
Alfredo José Barreto Luiz³

¹ Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais - CEMADEN
Rodovia Presidente Dutra, km 40 - 12630-000 - Cachoeira Paulista - SP, Brasil

² Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil
{bernati, mauricio, jane, yosio}@dsr.inpe.br

³ Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, Embrapa Meio Ambiente
Caixa Postal 69 - 13820-000 - Jaguariúna - SP, Brasil
alfredo@cnpma.embrapa.br

Abstract. Coffee fields present a specific pattern of productivity resulting in high and low production in alternated years. Branches grown the first phenological year will produce coffee beans the second phenological year. In high-production years a plant works mostly to grain-filling to the detriment of new branches which will be responsible for production the following year. In low-production years the plant works rather to grow new branches which will produce beans the subsequent year. This feature can be related to the foliar biomass, which can be estimated through remote sensing derived vegetation indices. Several studies report this feature must be incorporated in modeling coffee yield coupled with agrometeorological models. In this paper we derived Landsat vegetation indices related to coffee plots in order to obtain relationships to yield of the same coffee plots. Biophysical variables and yield data were collected in interviews with farmers from four locations in the whole largest Brazilian coffee-exporting province. Vegetation indices and biophysical variables were selected through stepwise regression in order to obtain the best regression models to estimate coffee yield. Outcomes showed that general models and specific models obtained for Mundo Novo variety presented Pearson's correlation coefficients (r) from 0,64 to 0,71 while models for Catuaí variety showed better results ($r = 0,85$). Although coffee yield cannot be estimated exclusively from these models, they can be usefull coupled with agrometeorological models for estimating coffee yield.

Palavras-chave: coffee yield; biophysics variables; vegetation indices; radiometric correction; stepwise regression;

1. Introdução

Uma das principais características da cultura cafeeira no Brasil é o caráter bianual da produção. Em anos de alta produção, a planta direciona maior parte dos fotoassimilados para os frutos em detrimento de novos ramos que seriam responsáveis pela produção do ano seguinte. Em anos de menor produção a planta trabalha preferencialmente para geração de novos ramos (aumento da biomassa foliar) os quais produzirão no ano seguinte.

Considerando-se esta alternância predominante na produtividade da cultura em anos consecutivos e a relação entre produtividade e área foliar do cafeeiro, espera-se semelhante alternância nos padrões de desfolha. Estas correlações são bem conhecidas e evidentes ao nível de talhões ou glebas individuais de lavouras, mas não espacialmente em grandes áreas geográficas.

Assumindo que índices de vegetação derivados de imagens multiespectrais representam bem a área foliar da cultura e variações anuais destes índices expressam o ganho ou perda de folhas durante o desenvolvimento da cultura, a dependência da produtividade em função da biomassa foliar pode ser explorada espacialmente com o uso de imagens de satélite.

Sendo assim, pretende-se utilizar dados Landsat para monitorar a produtividade de lavouras cafeeiras através da seleção de variáveis derivadas de índices de vegetação e definição de modelos de regressão para estimativa da produtividade.

2. Metodologia

2.1. Área de estudo

A área de estudo corresponde à região sul do Estado de Minas Gerais, compreendida entre as coordenadas geográficas 20° 00' - 23° 00' S e 43° 50' - 47° 30' W, que é responsável por mais de 50% da produção café no Estado. Nesta região foram coletados dados de lavouras cafeeiras em 3 sub-áreas referentes às microrregiões de Três Pontas, Machado e São Sebastião do Paraíso.

2.2. Dados de campo

Por meio de formulário de campo foram coletadas informações de variedade, idade, densidade de plantio e produtividade de 67 talhões de café nas 3 sub-áreas de estudo entre os anos de 2004 a 2009. Os talhões foram georreferenciados e identificados nas imagens Landsat para extração dos valores de índices de vegetação referentes a estes polígonos nos anos em que foram obtidos os dados de campo.

2.3. Dados Landsat e índices de vegetação

Imagens Landsat, bandas 1, 3 e 4 correspondentes à órbita/ponto 219/75, tomadas no mês de agosto de cada ano da série temporal foram utilizadas para geração de índices de vegetação (NDVI e EVI) como estimadores da biomassa foliar dos talhões de café amostrados em campo.

A geração de índices de vegetação requer a correção radiométrica das bandas originais de modo a permitir a comparação ou elaboração de cálculos com dados de bandas diferentes. Adicionalmente, quando se deseja caracterizar objetos em datas diferentes as variações nas condições atmosféricas influenciam nas propriedades espectrais destes objetos, sendo então necessário considerar esta influência e normalizar os dados com relação a uma condição padrão. Sendo assim, as bandas originais foram processadas para correção radiométrica (DN para radiância), atmosférica (reflectância aparente e de superfície) e normalização da série temporal.

O procedimento de correção radiométrica foi feito pela definição dos parâmetros de calibração l_{min} e $l_{máx}$ definidos para o sensor TM do Landsat (Chander et al., 2009) para conversão dos níveis digitais (DN) em valores de radiância.

A correção atmosférica foi feita no módulo FLAASH (*Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*) que opera sobre o modelo de transferência radiativa MODTRAN4.

A normalização radiométrica das imagens visa a simulação da condição atmosférica vigente numa determinada data e aplicação desta condição às demais datas de modo que a influência da atmosfera na resposta espectral dos objetos observados nas imagens orbitais de diferentes épocas seja a mesma. Esta etapa do processamento foi executada pelo procedimento automatizado desenvolvido por Canty (2008), cujo código é disponibilizado para execução em linguagem *idl* no aplicativo ENVI.

As imagens resultantes foram então usadas para geração dos índices de vegetação NDVI (Rouse *et al.*, 1974) e EVI (Huete *et al.*, 2002) para toda a série temporal. A Figura 01 ilustra as etapas de coleta de dados, processamento e análise para obtenção de modelos de correlação com dados espectrais, biofísicos e produtividade dos talhões de café.

2.4. Extração dos IV para os talhões

Os talhões de café amostrados em campo foram identificados nas imagens Landsat e vetorizados por interpretação visual para extração métricas de NDVI e EVI correspondentes aos mesmos. Foram obtidas a médias dos pixels circunscritos aos talhões de café e também o valor mais frequente (moda) por meio de estatísticas zonais calculadas num Sistema de Informações Geográficas.

2.5. Avaliação das correlações

Os valores de NDVI e EVI, média e moda extraídos de cada polígono de café amostrado, somados às outras características biofísicas obtidas em campo foram correlacionados aos valores de produtividade por meio de regressão *stepwise* para avaliação dos melhores modelos para estimativas da produtividade. O procedimento constrói iterativamente uma sequência de modelos de regressão pela adição ou remoção de variáveis em cada etapa, selecionando a variável com maior valor do coeficiente associado (teste de F) para o modelo. A cada nova variável adicionada um novo teste de F parcial é realizado obtendo-se o valor de F associado à inclusão da nova variável. Se este valor cumpre um limiar predefinido a variável é mantida. Assim, novas variáveis vão sendo sucessivamente inseridas, testadas e mantidas ou eliminadas até que nenhuma nova variável possa ser adicionada ou retirada do modelo.

As variáveis independentes originais referem-se aos valores de índice de vegetação (média e moda), idade e densidade de plantio. Durante o processo de seleção das melhores variáveis foram obtidas derivações dessas variáveis (razão e diferença entre 2 anos, quadrado, soma de quadrados) e interações entre elas (produto de 2 variáveis) para obtenção de novas variáveis independentes a serem testadas nos modelos.

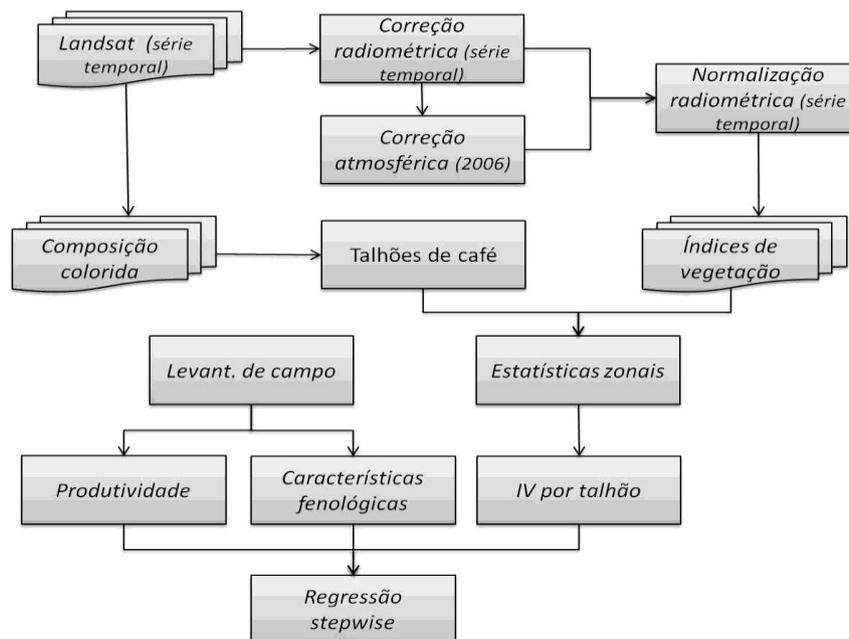


Figura 01: Etapas de coleta de dados, processamento e análise

3. Resultados

3.1. Modelos com variáveis espectrais e variáveis biofísicas (parâmetros culturais)

Os modelos gerais (utilizando dados de todas as variedades juntas) com maior poder explicativo da variável dependente – produtividade – resultaram de combinações de variáveis espectrais (Índices de vegetação) e variáveis biofísicas (parâmetros culturais). A tabela 1 apresenta os parâmetros estatísticos para os 3 melhores modelos gerais e as tabelas 2, 3 e 4 apresentam as variáveis e parâmetros estatísticos dos mesmos.

Tabela 1. Parâmetros estatísticos obtidos para os 3 modelos gerais com as melhores correlações

Modelo	Amostras	Variáveis	Valor F	Pr > F	r	r ²
1	308	10	30.54	<.0001	0,71	0,50
2	308	16	15.90	<.0001	0,67	0,46
3	308	7	30.58	<.0001	0,64	0,41

Embora as correlações indiquem tendências na produtividade em função de índices de vegetação e variáveis biofísicas, os modelos gerais explicam apenas 40 a 50 % da variação da produtividade resultante das lavouras. Tal fato pode ser explicado pela diversidade de fatores que compõem a produtividade da cultura, os quais não são todos incluídos no modelo, ou seja, limitações inerentes à complexidade da modelagem da produtividade em si (Restrepo, et al., 2009). Mas também pela diversidade de tipos de tratos culturais, variações na fenologia e interações de ambos, o que aumenta a complexidade da resposta espectral do cafeeiro, caracterizando as limitações inerentes ao potencial das imagens para monitoramento do parque cafeeiro (Moreira et al., 2004).

Mesmo combinados com variáveis biofísicas medidas em campo os modelos não explicam bem a produtividade ao ponto de serem utilizados exclusivamente para obtenção de estimativas. Além disso, uma vez que variáveis biofísicas necessitam ser obtidas pontualmente para cada lavoura, não é possível estimar espacialmente a produtividade a partir destes modelos.

Tabela 2. Variáveis e parâmetros estatísticos obtidos para o modelo 1 (r=0,71)

Variável	Estimativa do parâmetro	Erro padrão	F	Pr > F
Intercepto	488,55025	87,60943	31,10	<,0001
IdaDens	-0,00006434	0,00002522	6,51	0,0112
IdaNDVI_mo	-0,91017	0,15946	32,58	<,0001
IdaEVI_aa_mo	1,90415	0,26171	52,94	<,0001
DifNDVI	-651,91877	86,73368	56,50	<,0001
DifNDVI2	228,11537	45,20479	25,46	<,0001
SqDifNDVI	7,41086	3,99505	3,44	0,0646
DifSqNDVI	1630,06251	240,82246	45,82	<,0001
SqRNDVI	-485,27744	87,43859	30,80	<,0001
EVI2	-9,46029	4,08083	5,37	0,0211
DifEVI_mo2	60,90663	19,90687	9,36	0,0024

IdaDens - idade*densidade; IdaNDVI_mo - idade*NDVI moda; IdaEVIaa_mo - idade*EVI moda do ano anterior; DifNDVI - diferença entre NDVI média de 2 anos consecutivos; DifNDVI2 - diferença entre NDVI média de 2 anos consecutivos ao quadrado; SqDifNDVI - Soma dos quadrados da diferença do EVI de 2 anos consecutivos; DifSqNDVI - Diferença da soma dos quadrados de NDVI de 2 anos consecutivos; SqRNDVI - soma dos quadrados da razão de NDVI de 2 anos consecutivos; EVI2 - EVI ao quadrado; DifEVI_mo2 - diferença entre EVI moda de 2 anos consecutivos ao quadrado;

Tabela 3. Variáveis e parâmetros estatísticos obtidos para o modelo 2 ($r=0,67$)

Variável	Estimativa do parâmetro	Erro padrão	F	Pr > F
Intercepto	964,24295	360,64284	7,15	0,0079
densidade	-0,00097545	0,00035388	7,60	0,0062
NDVI	-965,87591	362,10443	7,12	0,0081
NDVI2	209,84051	115,01401	3,33	0,0691
SqNDVI	1129,34264	347,31423	10,57	0,0013
NDVI_mo2	-520,27514	168,34971	9,55	0,0022
NDVI_mo_aa	2172,79240	651,00147	11,14	0,0010
SqNDVI_mo_aa	-2431,21438	699,41456	12,08	0,0006
DifNDVI_mo2	241,38016	45,10174	28,64	<,0001
Dif2NDVI_mo	426,39407	156,12945	7,46	0,0067
DifSqNDVI_mo	898,60119	193,67669	21,53	<,0001
SqRNDVI_mo	-578,20448	128,83757	20,14	<,0001
DifEVI	-5,81200	3,35742	3,00	0,0845
SqEVI_mo_aa	23,15649	12,60071	3,38	0,0671
DifEVI_mo2	53,50799	19,01838	7,92	0,0052
SqdifEVI_mo	11,22698	3,80104	8,72	0,0034
Dif2EVI_mo	-45,93923	13,77327	11,12	0,0010

NDVI - Normalized Difference Vegetation Index; NDVI2 - NDVI ao quadrado; SqNDVI - Soma dos quadrados do NDVI; NDVI_mo2 - NDVI moda ao quadrado; NDVI_mo_aa - NDVI do ano anterior moda; SqNDVI_mo_aa - Soma dos quadrados do NDVI moda ano anterior; DifNDVI_mo2 - Diferença entre NDVI maioria ao quadrado; dif2NDVI_mo - Diferença ao quadrado do NDVI maioria; DifDqNDVI_mo - Diferença da soma dos quadrados de NDVI moda; SqRNDVI_mo - Soma dos quadrados da razão do NDVI moda; DifEVI - Diferença do EVI; SqEVI_mo_aa - Soma dos quadrados do EVI moda ano anterior; DifEVI_mo2 - Diferença do EVI moda ao quadrado; SqDifEVI_mo - Soma dos quadrados da diferença do EVI moda; Dif2EVI_mo - Diferença ao quadrado do EVI moda;

Tabela 4. Variáveis e parâmetros estatísticos obtidos para o modelo 3 ($r=0,64$)

Variável	Estimativa do parâmetro	Erro padrão	F	Pr > F
Intercepto	286,12605	64,81678	19,49	<,0001
Densidade	-0,00071944	0,00033585	4,59	0,0330
DifNDVI	-696,45143	77,71423	80,31	<,0001
DifNDVI2	324,58536	41,29511	61,78	<,0001
SqDifNDVI	14,95966	5,14884	8,44	0,0039
DifSqNDVI	1605,80731	222,36088	52,15	<,0001
RNDVI	-325,40307	82,23189	15,66	<,0001
RNDVI2	43,22902	18,36411	5,54	0,0192

DifNDVI - diferença entre NDVI média de 2 anos consecutivos; DifNDVI2 - diferença entre NDVI média de 2 anos consecutivos ao quadrado; SqDifNDVI - soma dos quadrados da diferença entre NDVI média de 2 anos consecutivos; DifSqNDVI - Diferença da soma dos quadrados de NDVI média ; RNDVI - razão entre NDVI média de 2 anos consecutivos; RNDVI2 - razão entre NDVI média de 2 anos consecutivos ao quadrado;

Dados os baixos valores de correlação encontrados para os modelos gerais, avaliou-se os modelos obtidos para as cultivares isoladamente, o que resultou em grande melhoria no caso da cultivar Catuaí mas não para a cultivar Mundo Novo - Tabelas 5, 6 e 7. O modelo obtido para a cultivar Catuaí utilizou apenas variáveis derivadas dos índices de vegetação e o modelo para a cultivar Mundo Novo utilizou variáveis de índices de vegetação e a variável biofísica idade.

Tabela 5. Parâmetros estatísticos obtidos para os modelos específicos para variedades Catuaí e Mundo Novo

Modelo	Amostras	Variáveis	Valor F	Pr > F	r	r ²
Catuaí	47	3	40,70	<.0001	0,85	0,73
Mundo Novo	179	4	31,72	<.0001	0,64	0,42

Tabela 6. Variáveis e parâmetros estatísticos obtidos para a cultivar Catuaí (r=0,85)

Variável	Estimativa do parâmetro	Erro padrão	F	Pr > F
Intercepto	-868,03064	286,81626	9.16	0.0042
EVI_mo_aa	-5164,78515	1443,74720	12.80	0.0009
EVI_mo_aa2	2474,14240	581,12362	18.13	0.0001
SqEVI_mo_aa	4013,31488	1219,30722	10.83	0.0020

EVI_mo_aa - EVI moda do ano anterior; EVI_mo_aa2 - EVI moda do ano anterior ao quadrado; SqEVI_mo_aa - soma dos quadrados do EVI moda do ano anterior;

Tabela 7. Variáveis e parâmetros estatísticos obtidos para a cultivar Mundo Novo (r=0,64)

Variável	Estimativa do parâmetro	Erro padrão	F	Pr > F	Variável
Intercepto	9,60622	3,52851	4002,51757	7,41	0,0071
Idade	-0,35604	0,17924	2130,70907	3,95	0,0486
SqDifEVI_mo	-26,70978	20,11528	952,13506	1,76	0,1860
Dif2EVI_mo	-302,42052	72,35589	9433,75867	17,47	<,0001
DifSqEVI_mo	174,29312	69,10120	3435,57440	6,36	0,0126

SqDifEVI_mo - soma de quadrados da diferença entre EVI moda de 2 anos consecutivos; Dif2EVI_mo - diferença ao quadrado do EVI moda de 2 anos consecutivos; DifSqEVI_mo - diferença da soma de quadrados do EVI moda de 2 anos consecutivos;

3.2. Modelos com variáveis espectrais

A inclusão das variáveis densidade e idade das lavouras resultou nos modelos gerais com maior poder explicativo da variável dependente – a produtividade – entretanto não permitem a estimativa espacializada da produtividade uma vez que necessitam ser obtidas pontualmente para cada lavoura. Foram avaliados então modelos usando como variável independente apenas os índices de vegetação visando a possibilidade de obtenção de estimativas espacializadas.

A tabela 8 apresenta os modelos obtidos com dados de todas às variedades juntas (modelos gerais) e dados das variedades Catuaí e Mundo Novo separadas. As tabelas 9, 10 e 11 apresentam os modelos obtidos, variáveis e parâmetros estatísticos dos mesmos. Os modelos apresentam menor número de variáveis independentes e correlações inferiores àqueles incluindo as variáveis biofísicas (Tabela 5).

Quando avaliadas todas as variedades de café juntas (modelos gerais) as correlações foram bastante inferiores, assim como as correlações para a variedade Mundo Novo, enquanto que o modelo incluindo apenas dados da variedade Catuaí apresentou melhores resultados.

Nestes modelos as variáveis selecionadas referem-se diferença ou razão entre índices de vegetação de 2 anos consecutivos ou ao índice de vegetação do ano anterior, as quais refletem a característica da bienalidade da produção. Estes resultados concordam com estudos relacionando bienalidade da produção e biomassa foliar do cafeeiro (Bernardes et al., 2012; Silva et al., 2010).

Tabela 8. Parâmetros estatísticos obtidos para os melhores modelos utilizando dados das variedades Catuaí e Mundo Novo e dados agregados de ambas as variedades

Modelo	Número de Amostras	Número de variáveis	Valor F	Pr > F	r	r ²
Catuaí	47	4	26.60	<.0001	0,84	0,71
Mundo Novo	179	3	24.77	<.0001	0,53	0,29
Todos	308	4	30.96	<.0001	0,52	0,28

Tabela 9. Variáveis e parâmetros estatísticos obtidos do modelo para a variedade Catuaí (R=0,84)

Variável	Estimativa do parâmetro	Erro padrão	Valor t	Pr> t
Intercepto	16.27718	17.90754	0.91	0.3686
LogNDVI	32.94207	11.06294	2.98	0.0048
RNDVI	27.36909	16.71203	1.64	0.1090
SqDifEVI	-39.2525	10.03345	-3.91	0.0003
Dif2EVI_mo	-84.2843	31.84300	-2.65	0.0114

LogNDVI - logaritmo do NDVI média; RNDVI - razão entre NDVI média de 2 anos consecutivos; SqDifEVI - soma dos quadrados da diferença entre EVI média de 2 anos consecutivos; Dif2EVI_mo - diferença ao quadrado do EVI moda de 2 anos consecutivos;

Tabela 10. Variáveis e parâmetros estatísticos obtidos do modelo para a variedade Mundo Novo(r=0,53)

Variável	Estimativa do Parâmetro	Erro padrão	Valor t	Pr> t
Intercepto	33,13735	1,25852	26.33	<.0001
Dif2EVI	-43,21947	11,01245	-3.92	0.0001
DifEVI_mo	161,80155	58,69922	2.76	0.0065
Dif2EVI_mo	-266,9368	76,78549	-3.48	0.0006

Dif2EVI - diferença ao quadrado do EVI média de 2 anos consecutivos; DifEVI_mo - diferença entre EVI moda de 2 anos consecutivos; Dif2EVI_mo - diferença ao quadrado do EVI moda de anos consecutivos;.

Tabela 11. Variáveis e parâmetros estatísticos obtidos do modelo para ambas as variedades (r=0,52)

Variável	Estimativa do parâmetro	Erro padrão	Valor t	Pr> t
Intercepto	9,10010	8,17456	1.11	0.2665
EVI2	-31,65130	11,42119	-2.77	0.0059
SqEVI_aa	46,21187	13,35190	3.46	0.0006
Dif2EVI_mo	-174,2893	29,81623	-5.85	<.0001
DifSqEVI_mo	118,36871	29,69437	3.99	<.0001

EVI2 - EVI ao quadrado; SqEVI_aa - soma dos quadrados do EVI média do ano anterior; Dif2EVI_mo - diferença ao quadrado do EVI moda de dois anos consecutivos; DifSqEVI_mo - diferença da soma dos quadrados do EVI moda de 2 anos consecutivos;

Os resultados mostram que a produtividade é explicada parcialmente pelos índices de vegetação, os quais representam a área foliar das lavouras. É fato conhecido que a biomassa foliar constitui um dos principais fatores de produção das culturas, uma vez que maior biomassa foliar resulta em maior produção de energia e fotoassimilados para enchimento de grãos (Rodríguez et al., 2011). No entanto diversos outros fatores se somam para compor a produtividade, como por exemplo a ocorrência de pragas e doenças e, principalmente, a disponibilidade hídrica, não incluída aqui. Ainda que a biomassa foliar seja apropriada, déficit hídrico significativo num período crítico pode resultar em grande quebra da produtividade. Correlações entre produtividade e índices

de vegetação derivados de imagens MODIS foram claramente afetadas pela ocorrência de déficit hídrico prolongado em regiões produtoras de café no Sul de Minas Gerais (Bernardes et al., 2012).

Assim, os modelos podem ser de úteis caso sejam integrados a dados meteorológicos na modelagem da produtividade do cafeeiro suprimindo uma lacuna em modelos agrometeorológicos, por exemplo, aquela deixada pela não consideração da bialidade da produção (Bernardes et al., 2012; Piccini et al., 1999).

4. Conclusões

Os modelos gerais empregando variáveis de índices de vegetação e biofísicas explicam melhor a variabilidade da produção do cafeeiro do que aqueles considerado apenas as variáveis de índices de vegetação. Os modelos específicos obtidos para a variedade Catuaí apresentaram as melhores correlações com a produtividade, enquanto que o modelo para a variedade Mundo Novo não teve bom desempenho.

Embora os modelos não possam ser utilizados exclusivamente para estimativas da produtividade do cafeeiro, os resultados refletem a dependência da produtividade em função da biomassa foliar e, em caso de uso integrado com outros fatores geradores da produtividade como dados meteorológicos, podem ser úteis na estimativas da produtividade do cafeeiro.

5. Referências Bibliográficas

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**, v. 4, n. 9, p. 2492-2509, 2012.

Canty, M. J.; Nielsen, A. A. Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery with the iteratively re-weighted MAD transformation. **Remote Sensing of Environment**, v. 112 n. 3, p. 1025-1036, 2008.

Chander, G. B. L.; Markham, B. L.; Helder, D. L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 5, p. 893-903, 2009.

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**, v. 83, n.1-2, p. 195-213, 2002.

Moreira, M. A., Adami, M.; Rudorff, B. F. T. Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens Landsat. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.39, n.3, p.223-231, 2004.

Picini, A. G.; Camargo M. B. P. D.; Ortolani, A. A.; Fazuoli, L. C.; Gallo, P. B.; Desenvolvimento e teste de modelos agrometeorológicos para a estimativa de produtividade do cafeeiro. **Bragantia**, v. 58, n. 1, p. 157-170, 1999.

Restrepo, E. C. M.; Pulgarin, J. A.; Robledo, A. J.; Herrera, N. M. R.;Zea, F. A. Q. **Modelo para simular la producción potencial del cultivo del café en Colombia**. FNC-Cenicafé, 2009. 59 p.

Rodríguez, D.; Cure, J. R.; Cotes, J. M.; Gutierrez, A. P. A coffee agroecosystem model: I. Growth and development of the coffee plant. **Ecological Modelling**, v. 222, n. 19, p. 3626-3639, 2011.

Rouse, J. W.; Haas, R. H.; Schell, J. A.; **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation**. College Station: Texas A and M University, 1974. 49 p.

Silva, F. M. D.; Alves, M. D. C.; Souza, J. C. S.; Oliveira, M. S. Efeitos da colheita manual na bialidade do cafeeiro em Ijaci, Minas Gerais. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 34, n. 3, p. 625-632, 2010.