

ESTIMATIVA DA DEFICIÊNCIA DE NITROGÊNIO NA CULTURA DO MILHO UTILIZANDO CARACTERÍSTICAS DE IMAGENS DIGITAIS PARA USO EM SENSORIAMENTO REMOTO

CARLOS ALBERTO ALVES VARELLA¹
JOSEPH KALIL KHOURY JUNIOR²
FRANCISCO DE ASSIS DE CARVALHO PINTO³
GONÇALO EVANGELISTA E FRANÇA⁴

¹UFRRJ - Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
DEA – Campus da UFV, 36571.000, Viçosa, MG.
varella@vicosa.ufv.br

²UFV - Universidade Federal Viçosa
DEA – Campus da UFV, 36571.000, Viçosa, MG.
khouryjr@vicosa.ufv.br

³UFV - Universidade Federal Viçosa
DEA – Campus da UFV, 36571.000, Viçosa, MG.
facpinto@ufv.br

⁴EMBRAPA MILHO E SORGO
Sete Lagoas, MG.
franca@cnpms.embrapa.br

ABSTRACT

The objective of this work was to propose a feature vector extracted from digital images for discriminating nitrogen levels on corn field. It was used multivariate techniques for data analysis. The two first principal components of the vegetation indexes (NDVI, RNIR, GNIR, ARVI, SAVI, GNDVI) were capable to discriminate the nitrogen levels in the studied images. Thus the feature vector built by using the first two principal components was used to discriminate the nitrogen levels in digital images in the V9 corn vegetative stage. The test L&O showed that the linear combinations of the vegetation indexes were capable to estimate the nitrogen levels.

Keywords: vegetation index, image processing, multivariate analyze, linear model.

1. Introdução

O nitrogênio (N) é um nutriente absorvido em grandes quantidades pelas plantas. Assim sendo, é importante um manejo adequado do N, pois, na forma de nitrato não é adsorvido pelo complexo coloidal do solo, podendo se constituir num poluente dos mananciais de água. Em países onde se usam doses elevadas de N nos cultivos, as leis ambientais exigem monitoramento regular da concentração de nitrato nos mananciais de água (DIAS et al., 1996).

Devido a falta de critério para se obter dados da necessidade da adubação nitrogenada por meio de análises do solo, pesquisadores têm estudado o uso da reflectância espectral do dossel das culturas para detectar a deficiência de N utilizando dados de sensoriamento remoto (HAN et al., 2001; SCHLEICHER et al., 2001).

MORAN et al. (1997) ressaltam a importância do uso de aeronaves no sensoriamento remoto das variáveis envolvidas na produção como uma forma de viabilizar a agricultura de precisão. Outra alternativa seriam as imagens de satélite, porém apresentam limitações em relação a periodicidade e a resolução. BLACKMER et al. (1996) citam a fotografia aérea como uma ferramenta promissora para o monitoramento da variabilidade da produtividade na cultura do milho tendo como base o nível de nitrogênio nas plantas.

DIKER et al. (2001) usaram fotografias aéreas para estimar a variabilidade da produtividade e monitorar o desenvolvimento espaço-temporal na cultura do milho irrigado em escala comercial. Adquiriram fotografias falsa-cor-infravermelho de 35 mm com o filme do tipo Kodak. O melhor coeficiente de determinação, igual a 0,8 foi obtido entre o NDVI e a produtividade no estádio R5. Concluíram que a variabilidade espacial e temporal do desenvolvimento das plantas e da produtividade pode ser monitorada/estimada por meio da integração do uso de imagens aéreas, GIS e observações de campo.

Diversos pesquisadores têm concluído que os índices de vegetação têm correlação com os níveis de N e com a produtividade (STONE et al., 1996; BLACKMER et al., 1996; SCHEPERS et al., 1996; BAUSCH & DUKE, 1996; GOPALAPILLAI et al., 1998; SÉRÉLÉ et al., 2000; SCHARF & LORY, 2000; DIKER et al., 2001; HAN et al., 2001). Contudo estes estudos têm sido realizados no campo da estatística univariada, isto é, cada índice de vegetação tem sido correlacionado com esses fatores isoladamente, e os índices só têm apresentado boa correlação com o nível de N em estádios de desenvolvimento onde não é mais possível a correção da deficiência de N. Um dos maiores problemas para o uso da reflectância em estádios de desenvolvimento iniciais é a influência do solo na reflectância do dossel da cultura. Devido a isso, vários índices têm sido desenvolvidos com o objetivo de minimizar essa influência (HUETE, 1988; QI et al., 1994; RONDEAUX et al., 1996).

O objetivo desta pesquisa foi realizar um estudo para propor um vetor de características extraído de imagens digitais para a discriminação entre níveis de N na cultura do milho. Técnicas da estatística multivariada permitem que o comportamento simultâneo de um número “p” de variáveis seja analisado, e, não, o comportamento isolado de cada uma delas.

2. Material e métodos

As imagens foram adquiridas com uma câmara digital colorida DuncanTech 3-CCD (1039H x 1392V pixels) nas bandas do vermelho, verde, azul e infravermelho-próximo, a uma altura de aproximadamente 50 cm da parte superior das plantas. As imagens foram obtidas nos estádios V9, V12, V15 (pendoamento) e R1 da cultura do milho, de um experimento com delineamento estatístico de blocos ao acaso, com cinco tratamentos (0, 30, 60, 90 e 120 Kg N ha⁻¹) e três repetições.

2.1. Características das imagens

A reflectância do dossel da cultura foi considerada como a média dos valores dos pixels de cada banda da imagem (BLACKMER et al., 1996).

As características foram formadas por um vetor composto por índices de vegetação da reflectância do dossel da cultura. O vetor de características para cada tratamento foi composto pelos seguintes índices de vegetação:

a) Índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI, “normalized difference vegetative index”) proposto por ROUSE et al.(1974).

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}} \quad (1)$$

em que,

NDVI = Índice da diferença vegetativa normalizado;

NIR = Valor numérico do pixel na banda do infravermelho-próximo;

RED = Valor numérico do pixel na banda do vermelho.

b) Razão do vermelho/infravermelho-próximo (RNIR, “ratio of RED/NIR”) proposto por BLACKMER et al.(1996).

$$\text{RNIR} = \frac{\text{RED}}{\text{NIR}} \quad (2)$$

em que,

RNIR = razão vermelho/infravermelho-próximo;

RED = valor numérico do pixel na banda do vermelho;

NIR = valor numérico do pixel na banda do infravermelho-próximo.

c) Razão do verde/infravermelho-próximo (GNIR, “inverse of nitrogen reflectance index”) proposto por BAUSCH & DUKE(1996).

$$\text{GNIR} = \frac{\text{GREEN}}{\text{NIR}} \quad (3)$$

em que,

GNIR = razão vermelho/infravermelho-próximo;

GREEN = valor numérico do pixel na banda do vermelho;

NIR = valor numérico do pixel na banda do infravermelho-próximo.

d) Índice de vegetação da resistência atmosférica (ARVI, “Atmospherically resistant vegetation index”) proposto por KAUFMAN & TANRÉ(1992).

$$\text{ARVI} = \frac{(\text{NIR} - \text{RB})}{(\text{NIR} + \text{RB})} \quad (4)$$

em que,

RB é uma combinação das reflectâncias das bandas do azul (B) e do vermelho (R):

$$\text{RB} = \text{R} - \gamma (\text{B} - \text{R}),$$

g depende do tipo de aerossol (pode-se usar **g**=1 na falta de um modelo para o efeito do aerossol, RONDEAUX et al., 1996).

e) Índice de vegetação ajustador do solo (SAVI, “Soil adjusted vegetation index”) proposto por HUETE(1988).

$$SAVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED + L)} \times (1 + L) \quad (5)$$

em que,

L = constante para ajustamento do efeito do solo sobre a reflectância do dossel. L=1 na presença de pouca vegetação (IAF = 0-0,5); L=0,25 para alta densidade de vegetação (IAF = 1) e L=0,5 para densidade de vegetação intermediária.

f) **Índice de vegetação da diferença normalizada do verde** (GNDVI, “Green Normalized Difference Vegetative Index”) proposto por STAGGENBORG & TAYLOR(2000).

$$GNDVI = \frac{(NIR - GREEN)}{(NIR + GREEN)} \quad (6)$$

2.2. Avaliação das características

Este estudo foi composto por duas etapas: aquisição do vetor de características de cada tratamento e teste de média destes vetores. A primeira etapa teve como objetivo a geração dos vetores de características das imagens. Na segunda etapa os vetores de características dos tratamentos foram avaliados por análise de componentes principais e regressão linear múltipla.

2.3. Aquisição do vetor de características

O vetor de características de cada tratamento era constituído pelos índices de vegetação (NDVI, RNIR, GNIR, ARVI, SAVI, GNDVI). Os índices de vegetação foram calculados com base na reflectância média das bandas espectrais de cada tratamento.

Os valores originais dos índices de vegetação foram padronizados pelo desvio padrão dentro de cada tratamento (eq. 7).

$$IVP_j = \frac{IV_{ij}}{\sigma_j} \quad (7)$$

para $i = 1, 2, \dots, 6$ (índices) e $j = 1, 2, \dots, 5$ (tratamentos)

em que,

IVP_j = valor padronizado dos índices de vegetação por tratamento;

IV_{ij} = valor original do índices de vegetação “i” no tratamento “j”;

σ_j = desvio padrão das i repetições do tratamento “j”.

2.4. Avaliação do vetor de características

Para visualização da discriminação entre os níveis de N e diminuir a dimensionalidade do vetor de características foi realizada uma análise de componentes principais. Com isso obteve-se um novo vetor de características constituído pelos escores dos dois primeiros componentes principais. Com os escores desses componentes realizou-se uma análise de regressão linear múltipla a fim de se avaliar a predição dos níveis de N através desses dois componentes principais. Os valores de níveis de N obtidos com equações de regressão ajustadas foram comparados com os valores de N aplicados pelo método L&O (Leite & Oliveira, 2002).

3. Resultados e Discussão

A **Figura 1** ilustra graficamente a dispersão dos escores dos dois primeiros componentes principais dos níveis de nitrogênio (N) para o estágio fenológico V9.

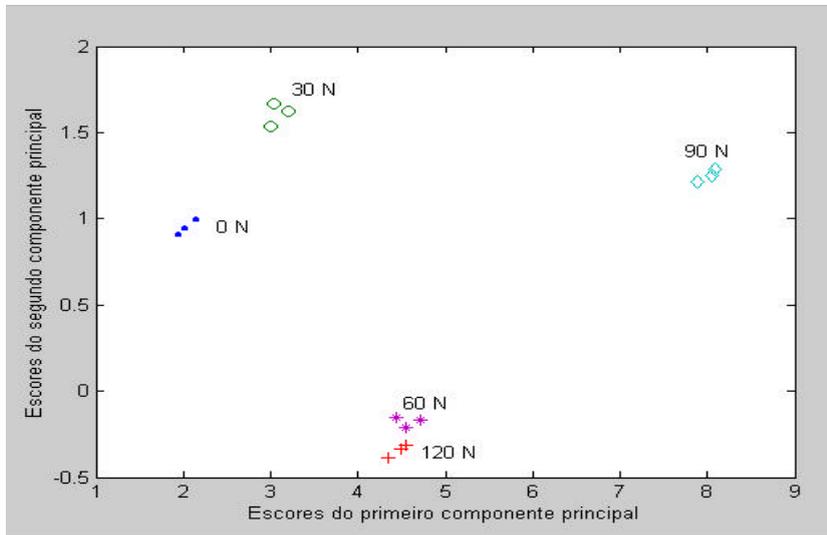


Figura 1. Gráfico de dispersão dos escores dos dois primeiros componentes principais para os cinco níveis de nitrogênio (N) no estágio fenológico V9.

Os resultados observados na **Figura 1** mostram que os dois primeiros componentes principais dos índices de vegetação estudados foram capazes de discriminar os níveis de N já no estágio de desenvolvendo V9 da cultura do milho.

A **Figura 2** ilustra a dispersão dos escores dos dois primeiros componentes para os demais estádios fenológicos estudados.

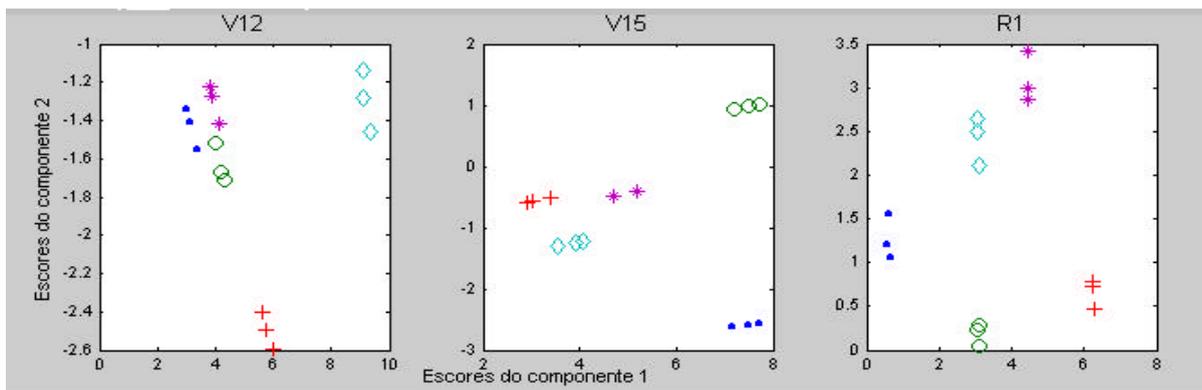


Figura 2. Gráfico de dispersão dos escores dos dois primeiros componentes principais para os cinco níveis de nitrogênio (N) nos estádios fenológicos V12, V15 e R1.

No **Quadro 1** estão apresentadas as correlações dos dois primeiros componentes com os índices de vegetação. Verifica-se que todos os índices estão com alta correlação com o primeiro componente, mostrando que todos eles contribuíram para a discriminação dos níveis de nitrogênio.

Quadro 1. Correlação dos componentes principais com os índices de vegetação nos diversos estádios fenológicos estudados

CP*/Estádio	Índices de vegetação						% σ^2
	NDVI	RNIR	GNIR	ARVI	SAVI	GNDVI	
1°/V9	0,98782	0,94048	0,76622	0,88667	0,98746	0,93386	97,37
2°/V9	-0,14114	-0,25629	0,64145	-0,34134	-0,14340	0,35682	
1°/V12	0,97567	0,97438	0,98818	0,92024	0,99358	0,99046	99,08
2°/V12	-0,21725	-0,18416	0,12213	0,37659	-0,11256	0,03637	
1°/V15	0,95857	0,98601	0,70209	0,60360	0,94903	0,69370	97,09
2°/V15	-0,22799	-0,05970	0,68978	-0,76916	-0,25048	0,71371	
1°/R1	0,97256	0,90600	0,94574	0,20841	0,97108	0,79755	95,73
2°/R1	-0,14740	-0,42009	0,02067	0,95798	-0,15121	0,56623	

* componentes principais

Pelos resultados apresentado no quadro 1, os dois primeiros componentes principais carregam mais de 95% da variância entre tratamento. Desta forma utilizou-se esses componentes no vetor de características

3.1. Análise de regressão

No **Quadro 2** são apresentados as equações de regressão múltipla entre os dois primeiros componentes principais e os níveis de N estudados para cada estádio fenológico da cultura do milho.

Quadro 2. Equações de regressão entre os dois primeiros componentes e os níveis de N

Estádio	Equação de regressão	R ² (%)
V9	$N = 11,72 + 14,71^{**} CP1 - 25,68^{**} CP2$	71,24
V12	$N = -182,23 + 119,56^{**} CP1 + 115,41^{**} CP2 - 0,87^{**} CP1^3$	61,89
V15	$N = -109,06 + 66,96^{**} CP1 + 8,92^{**} CP2 - 0,88^{**} CP1^3$	90,26
R1	$N = -31,41 + 13,35^{**} CP1 + 29,28^{**} CP2$	91,21

** significativo ao nível de 1% de probabilidade; N=nível de N; CP1=escore do primeiro componente principal; CP2= escore do segundo componente principal.

Os coeficientes das equações de regressões foram todos significativos ao nível de 1% de probabilidade pelo teste t de Student em todos os estádios fenológicos, mostrando que houve correlação linear entre os componentes principais e os níveis de N estudados. Indicando que a combinação linear de índices de vegetação pode ser utilizada na geração de vetores de características para a discriminação de níveis de N, mesmo em estádios de desenvolvimento iniciais da cultura do milho.

Os resultados do teste L&O para as equações de regressão são apresentados no **Quadro 3**.

Quadro 3. Resultados do teste L&O

Equação dos estádios	F(H ₀)	T \bar{e}	r _{yx}	Decisão
V9	2,622 ns*	1,870 ns*	sim	Y=X
V12	3,868 ns**	1,522 ns*	sim	Y=X
V15	0,572 ns*	0,124 ns*	sim	Y=X
R1	0,627 ns*	1,684 ns*	sim	Y=X

X= valores de N aplicados; Y= valores obtidos pela equação de regressão. F(H₀)= teste F simultâneo dos parâmetros ($\beta_0=0$ e $\beta_1=1$) da regressão entre Y e X; t \bar{e} = testa se o erro relativo médio é igual a zero; r_{yx} = teste da correlação de Y,X.

Os resultados apresentados no **Quadro 3** de acordo com o teste L&O, mostram que os valores obtidos através das equações foram todos estatisticamente iguais aos valores aplicados de N.

4. Conclusões

- Os dois primeiros componentes principais dos índices de vegetação formaram vetores de características capazes de discriminar os níveis de N nas imagens estudadas.
- É possível gerar um vetor de características, composto pelos dois primeiros componentes principais dos índices de vegetação estudados, para ser utilizado na discriminação de níveis de N em imagens digitais.
- Os vetores de características gerados neste estudo foram capazes de discriminar os níveis de N no estágio fenológico V9 da cultura do milho.
- Pelo teste L&O conclui-se que as combinações lineares dos índices de vegetação utilizados foram capazes de estimar os níveis de N, nas condições em que foi realizado este trabalho.

5. Bibliografia citada

- BAUSCH, W.C.; DUKE, H.R. Remote sensing of plant nitrogen status in corn. *Transactions of the ASAE* 39(5):1869-1875, 1996.
- BLACKMER, A.M.; WHITE, S.E. Remote sensing to identify spatial patterns in optimal rates of nitrogen fertilization. *Proceedings of the 3rd International Conference Mineapolis, Minnesota, ASA/CSSA/SSSA*. June 23-26, 1996.
- DIAS, L.E.; BARROS, N.F.; FRANCO, A.A. Curso de Fertilidade e Manejo do Solo. Módulo 06 – Nitrogênio. ABEAS/UFV, 80 p, 1996.
- DIKER, K.; BAUSCH, W. C.; HEERMANN, D. F. Monitoring temporal changes of irrigated corn by aerial images. *ASAE Meeting Paper No. 01-1144*, 2001.
- GOPALAPILLAI, S.; TIAN, L.; BEAL, J. Detection of nitrogen stress in corn using digital aerial imaging. *ASAE Meeting Paper No. 983030*, 1998.
- HAN, S.; HENDRICKSON, L.; NI, B. Comparison do satellite remote sensing and aerial photography for ability to detect in-season nitrogen stress in corn. *ASAE Meeting, Paper No. 01-1142*, 2001.
- HUETE, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*. 25:295-309, 1988.
- JOHNSON, R. A., WICHERN, D. W., *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Ney Jersey: Prentice-Hall, 1999, 815 p.
- KAUFMAN, Y.J. & TANRÉ, D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIs. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 30(2):261-270, 1992.
- MORAN, M. S., Y. INOUE and E. M. BARNES. Opportunities and limitations for image based remote sensing in precision crop management. *Remote Sensing of Environment*. 61:319-346, 1997.
- MORAN, M. S., Y. INOUE and E. M. BARNES. Opportunities and limitations for image based remote sensing in precision crop management. *Remote Sensing of Environment*. 61:319-346, 1997.
- QI, j.; CHEHBOUNI, A.; HUETE, A.R.; KERR, Y.H.; SOROOSHIAN, S. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote sensing of environment*. 48:119-126, 1994.
- RONDEAUX, G.; STEVEN, M.; BARET, F. Optimization of Soil-Adjusted Vegetation Indices. *Remote Sensing of Environment*. 55:95-107, 1996.
- ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. In: *Final Report Type III (Greenbelt, MD: NASA Goddard Space Flight Centre)*, 1974.
- SCHARF, P.C. & LORY J.A. Calibration of remotely-sensed corn color to predict nitrogen need. *Proceeding of the Fifth International Conference on Precision Agriculture*. ASA-CSSA-SSSA, Madison, WI 53711, 2000.

SCHEPERS, J.S.; BLACKMER, T.M.; WILHELM, W.W.; RESENDE, M. Transmittance and reflectance measurements of corn leaves from plants with different nitrogen and water supply. *J. Plant Physiol.* 148:523-529, 1996.

SCHLEICHER T.D.; BAUSCH W.C.; DELGADO J.A.; AYERS P.D. Evaluation and refinement of the nitrogen reflectance index (NRI) for site-specific fertilizer management. ASAE Annual Meeting, Paper number 011151, California, 2001.

SÉRÉLÉ, C. Z.; GWYN, Q. H. J.; BOISVERT, J. B.; PATTEY, E.; McLAUGHLIN, N.; DAOUST, G. Detection of corn nitrogen status from airborne vis -nir imagery using artificial neural networks. Proceeding of the Fifth International Conference on Precision Agriculture. ASA-CSSA-SSSA, Madison, WI 53711, 2000.

STAGGENBORG , S.A. & TAYLOR, R.K. Predicting grain yield variability with infrared images. 5th Annual Precision Agriculture Meetings, Bloomington, MN, July 2000.

STONE M.L., MARVIN L., SOLIE J.B., WHITNEY R.W., RAUN W.R., and LEES H.L.. Sensors for detection of nitrogen in winter wheat. SAE Technical paper series. SAE Paper No. 961757. SAE, Warrendale PA. 1996.

LEITE, H. G. & OLIVEIRA, F. H. T. Statistical procedure to test the identity of analytical methods. *Comm. in Soil Science & Plant Anal.*, V. 33 n. 7, 2002.