

**PREDIÇÃO DE NÍVEIS DE NITROGÊNIO APLICADOS À CULTURA DO MILHO UTILIZANDO IMAGENS DIGITAIS**Carlos Alberto Alves Varella¹, Francisco de Assis de Carvalho Pinto², Anderson Gomide Costa³ & Thainara Rebelo da Silva⁴

1 - Engenheiro agrônomo, professor da UFRRJ, Seropédica-RJ, varella.caa@gmail.com

2 - Engenheiro agrícola, professor da UFV, Viçosa-MG, facpinto@ufv.br

3 - Engenheiro agrícola, professor da UFRRJ, Seropédica-RJ, acosta@ufrj.br

4 - Graduanda em Engenharia Agrícola e Ambiental, UFRRJ, Seropédica-RJ, thainararebelo3@gmail.com

Palavras-chave:

Agricultura de precisão

Análise multivariada

Índices de vegetação

RESUMO

Níveis de nitrogênio têm sido preditos em diversas culturas utilizando índices de vegetação obtidos a partir de imagens digitais. Na cultura do milho, os modelos de predição dos níveis de nitrogênio a ser aplicados no solo gerados a partir de um único índice de vegetação não têm apresentado habilidade satisfatória para todos os estádios de desenvolvimento. Assim, uma combinação entre os índices de vegetação pode ser capaz de melhorar a capacidade de predições dos níveis de nitrogênio a serem utilizados para cultura do milho. Objetivou-se com esta pesquisa avaliar a capacidade de predição de níveis de nitrogênio a serem aplicados no solo para a cultura do milho em diferentes estádios de desenvolvimento, a partir das variáveis canônicas obtidas por uma combinação linear de índices de vegetação. O experimento foi conduzido em um delineamento em blocos casualizados, com cinco níveis de nitrogênio (0,0; 30,0; 60,0; 90,0; e 120,0 kg.ha⁻¹) e três repetições. Imagens digitais e medidas de clorofila na planta foram obtidas nos estádios de desenvolvimento V9, V12 e V15. As medidas de clorofila apresentaram correlação significativa com a primeira variável canônica, sendo que o modelo ajustado a partir dessa variável apresentou capacidade de prever os níveis necessários de nitrogênio a serem aplicados no solo nas principais fases de desenvolvimento da cultura do milho.

Keywords:

Precision Agriculture

Multivariate Analysis

Vegetation Indexes

PREDICTION OF NITROGEN LEVELS APPLIED TO CORN CROP BY DIGITAL IMAGING**ABSTRACT**

Nitrogen levels in several crops have been predicted using vegetation indexes obtained from digital imaging. In the corn crop, prediction models of nitrogen levels to be applied to the soil generated from a single vegetation index have not presented satisfactory ability for all stages of development. Thus, a combination of the vegetation indexes may be able to improve the capacity to predict nitrogen levels to be used for corn crops. The objective of this research was to evaluate the prediction capacity of nitrogen levels to be applied to the soil for corn crops at different stages of development, based on the canonical variables obtained by a linear combination of vegetation indexes. The experiment was conducted in a randomized block design with five nitrogen levels (0.0; 30.0; 60.0; 90.0; and 120.0 kg.ha⁻¹) and three replicates. Digital imaging and the quantification of chlorophyll in the plant were obtained at the development stages V9, V12 and V15. The chlorophyll measurements showed a significant correlation with the first canonical variable, and the model adjusted from this variable showed the ability to predict the necessary levels of nitrogen to be applied to the soil in the main development stages of the corn crop.

INTRODUÇÃO

As tecnologias de agricultura de precisão são desenvolvidas com o intuito de otimizar a utilização de insumos agrícolas, dividindo a área total em subáreas menores e tomando a decisão sobre uma medição baseada no local específico. Embora métodos confiáveis e robustos sejam comumente aplicados para o mapeamento de produção (TORINO *et al.*, 2014; MARESMA *et al.*, 2016) e detecção de plantas invasoras (CAREY *et al.*, 2015), ainda há estudos sendo realizados com o intuito de melhorar a interpretação dos dados e do nível de confiança da medição nutricional das culturas (MUTANGA *et al.*, 2015).

Para cultura do milho, a adubação nitrogenada tem grande importância, uma vez que essa cultura apresenta um grande consumo de nitrogênio para obter um alto rendimento e os solos tropicais, em geral, não são capazes de fornecer a quantidade necessária (MAHAMA *et al.*, 2016; DHITAL; RAUN, 2018). Lourente *et al.* (2007) demonstraram que o uso de fontes de nitrogênio, como plantas de cobertura, age como complemento nutricional para a planta e influencia no número de grãos da espiga e na quantidade de nitrogênio foliar. No entanto, a adubação nitrogenada em excesso pode acarretar na lixiviação de nitrogênio na forma de nitrato, contaminando lençóis freáticos e mananciais de água (COSTA *et al.*, 2016).

Assim, a mensuração dos níveis de nitrogênio da cultura visando ao manejo específico do local pode auxiliar no aumento do rendimento da cultura e contribuir para monitoramento de impactos ambientais, como a contaminação da água subterrânea.

Medidas de refletância espectral têm sido usadas para estimar a quantidade total de nitrogênio nas plantas (HUNT *et al.*, 2013; GASPAROTTO *et al.*, 2015; REYES *et al.*, 2016; FRELS *et al.*, 2018). No entanto, diversos estudos destinados a prever os níveis de nitrogênio da refletância do dossel visam ajustar um modelo univariado, no qual o nível de nitrogênio aparece como uma variável dependente e um índice de vegetação como uma variável

independente (WANG *et al.*, 2016; XU *et al.*, 2018). Esses modelos apresentam resultados válidos para predição do estresse nutricional de nitrogênio no milho em estágio de desenvolvimento em que, por vezes, não é mais justificável a correção desse nutriente.

Dessa forma, a utilização de modelos multivariados pode produzir previsões confiáveis de níveis de nitrogênio em estágios de desenvolvimento de cultura que permita a correção por meio da complementação da adubação (CAREY *et al.*, 2015; MIRZAIE *et al.*, 2014). A análise discriminante canônica é uma técnica multivariada para redução de dimensão de dados. Aplicada a um conjunto de variáveis correlacionadas, essa técnica deriva de um novo conjunto de variáveis não correlacionadas conhecidas como variáveis canônicas. As variáveis canônicas são combinações lineares das variáveis originais. O número de variáveis canônicas é igual ao valor mínimo entre o número de variáveis originais e o número de tratamentos menos um (COHEN *et al.*, 2014; PU; CHENG, 2015).

Diante desse contexto, este trabalho teve como objetivo avaliar a correlação de medidas de clorofila com índices de vegetação e variáveis canônicas, comparando as habilidades de predição de cada índice de vegetação com a capacidade de predição de variáveis canônicas obtidas como uma combinação linear de índices de vegetação.

MATERIAL E MÉTODOS

A área experimental foi instalada na cidade de Sete Lagoas-MG, Brasil, cujas coordenadas geográficas são 19°27'17,2''S e 44°10'19,3''W. A variedade de milho BRS3060 foi semeada com 0,7 metros entre sulcos para 65.000 plantas.ha⁻¹. O delineamento experimental utilizado foi em blocos ao acaso, com três repetições e cinco níveis de aplicações de nitrogênio (0,0; 30,0; 60,0; 90,0; e 120,0 kg.ha⁻¹).

Uma câmera digital multiespectral de 3 CCDs, modelo MS 3100 (Duncan Technologies, Inc., CA, EUA), foi usada para adquirir imagens nos

estádios de desenvolvimento V9, V12 e V15 das plantas de milho. Esses estádios são identificados como períodos onde a adubação nitrogenada complementar é justificada. Os tamanhos das imagens foram 1392 por 1039 pixels. A câmera foi posicionada a 0,5 metros acima do topo da planta, obtendo uma resolução espacial de 0,10 mm.pixel⁻¹.

A banda azul da câmera (460 ± 45 nm), a banda verde (540 ± 40 nm), a banda vermelha (660 ± 40 nm) e a banda de infravermelho próximo (800 ± 65 nm) foram utilizadas para gerar 15 imagens coloridas (RGB) e 15 imagens infravermelhas coloridas (CIR) para cada estágio de desenvolvimento da cultura.

O valor do pixel foi obtido em função das configurações da câmera, condição de luz e resposta espectral da cultura. Como as configurações da câmera e a condição de luz foram considerados constantes para durante a aquisição das imagens, a refletância do dossel foi assumida como a média dos valores de pixel para cada banda espectral. Esses valores médios de pixels foram utilizados

para computar seis índices de vegetação (Tabela 1).

O equipamento portátil SPAD-502 (Minolta Camera Co., Ltd., Osaka, Japão) foi usado para leitura do nível de clorofila a partir das folhas das plantas de milho (MINOLTA, 1989). No momento em que as imagens foram coletadas, as leituras de SPAD foram obtidas em 30 plantas escolhidas aleatoriamente para cada nível de nitrogênio. Conforme proposto por Peterson *et al.* (1993), as leituras do SPAD foram coletadas nas folhas completamente novas e mais expandidas nos estágios vegetativos.

A análise canônica foi aplicada a um vetor característico formado por seis índices de vegetação e cinco níveis de nitrogênio, resultando na estimativa de quatro variáveis canônicas. Uma vez que o objetivo foi avaliar o efeito simultâneo dos índices de vegetação para estimar o estresse nutricional de nitrogênio da cultura do milho, esperou-se que as combinações lineares de índices de vegetação permitissem uma melhor discriminação dos níveis de nitrogênio aplicados,

Tabela 1. Índices de vegetação e suas respectivas equações

Índice de vegetação	Equação
Diferença normalizada	$INDVI = \frac{\lambda_{NIR} - \lambda_R}{\lambda_{NIR} + \lambda_R} \quad (1)$
Razão entre o vermelho e o infravermelho próximo	$IRNIR = \frac{\lambda_R}{\lambda_{NIR}} \quad (2)$
Razão entre o verde e o infravermelho próximo	$IGNIR = \frac{\lambda_G}{\lambda_{NIR}} \quad (3)$
Índice de vegetação da resistência atmosférica	$IARVI = \frac{\lambda_{NIR} + \gamma(\lambda_B - \lambda_R) - \lambda_R}{\lambda_{NIR} - \gamma(\lambda_B - \lambda_R) + \lambda_R} \quad (4)$
Índice de vegetação ajustado do solo	$ISAVI = \frac{\lambda_{NIR} - \lambda_R}{\lambda_{NIR} + \lambda_R + L} \times (1 + L) \quad (5)$
Índice de vegetação da diferença normalizada do verde	$IGNDVI = \frac{\lambda_{NIR} - \lambda_G}{\lambda_{NIR} + \lambda_G} \quad (6)$

Onde: I_{NIR} é o valor médio do pixel da banda infravermelha; I_r é o valor médio do pixel da banda vermelha; I_g é o valor médio do pixel da banda verde; I_b é o valor médio da banda azul; γ é o efeito de aerossol, considerado igual a 1 para esta pesquisa (RONDEAUX *et al.*, 1996); e L é a constante para ajuste do efeito do solo na refletância das culturas, para esta pesquisa L = 0,5.

quando comparados com a utilização separada de cada índice de vegetação. A forma geral da variável canônica é dada pela Equação 7:

$$C_j = a_{1j}I_{NDVI} + a_{2j}I_{RNIR} + a_{3j}I_{GNIR} + a_{4j}I_{ARVI} + a_{5j}I_{SAVI} + a_{6j}I_{GNDVI} \quad (7)$$

em que,

C_i = i-gésima variável canônica; e
 a_{1j}, \dots, a_{6j} = coeficientes de cada variável canônica.

Os índices de vegetação e as variáveis canônicas que apresentam correlação significativa com as leituras obtidas pelo SPAD foram selecionados para ajustar os modelos de regressão capazes de estimar os níveis de nitrogênio aplicados no solo. O seguinte modelo de regressão polinomial foi utilizado (Equação 8):

$$\hat{Y} = \hat{B}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{X}^j B_j + \varepsilon \quad (8)$$

em que,

\hat{Y} = variável estimada (índice de vegetação ou variável canônica);

\hat{X} = nível de nitrogênio aplicado no solo;

\hat{B}_0 = intercepto estimado pelo ajuste do modelo;

B_j = j-ésimo coeficiente estimado pelo ajuste do modelo;

K = grau do modelo polinomial; e

ε = erro do modelo ajustado.

Diversos modelos com graus polinomiais diferentes foram testados, sendo selecionados os modelos não significativos para o teste F de falta de ajuste (NETER *et al.*, 1996). Uma vez selecionado um modelo de regressão polinomial, considerou-se que um índice de vegetação ou variável canônica foi significativamente influenciado pelos níveis de nitrogênio aplicados no solo, quando o teste F de regressão foi significativo.

Nesta pesquisa, assumiu-se que, se um índice de vegetação ou variável canônica for significativamente influenciado pelos níveis de nitrogênio aplicados, seria possível prever os níveis de nitrogênio no solo a partir dos valores do índice de vegetação ou variável canônica usando o inverso da regressão (NETER *et al.*, 1996). Uma

regressão inversa para um modelo de regressão de primeiro grau segue a Equação 9:

$$\hat{N} = \frac{\hat{Y}_0 - \hat{B}_0}{\hat{B}_1}, \text{ for } \hat{B}_1 \neq 0 \quad (9)$$

em que,

\hat{N} = nível de nitrogênio predito a partir do modelo; e
 \hat{Y} = valor da variável (índice de vegetação ou variável canônica).

A regressão inversa para modelos de regressão com polinômios de ordem superior foi obtida de maneira semelhante.

A capacidade de um índice de vegetação ou variável canônica na previsão dos níveis de nitrogênio aplicado no solo foi avaliada comparando-se os níveis previstos de nitrogênio. Um modelo de regressão linear foi ajustado considerando-se o nível de nitrogênio predito como variável independente e o nível real de nitrogênio como variável dependente.

Um índice de vegetação ou variável canônica foi considerado apto para predição dos níveis de nitrogênio aplicado no solo, quando sua equação de regressão inversa resultou em um teste F significativo para a regressão. Para aqueles satisfizeram essa condição, foi realizado um teste F simultâneo adicional para o intercepto da regressão igual à zero e coeficiente de regressão igual a um (GRAYBILL, 1976). As variáveis (índice de vegetação ou canônica) que apresentaram um teste F simultâneo não significativo em todos os estádios de desenvolvimento foram consideradas aptas para predição dos níveis de nitrogênio aplicado no solo.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A análise da proporção da variância total acumulada explicada para cada variável canônica em cada estágio de desenvolvimento (Tabela 2) demonstrou que as duas primeiras variáveis canônicas foram capazes de explicar pelo menos 85% da variância total, sendo elas selecionadas para as análises posteriores.

A partir da seleção das duas primeiras variáveis canônicas, foram obtidos os coeficientes canônicos para cada estágio de desenvolvimento da planta (Tabela 3). Na etapa de desenvolvimento V9,

Tabela 2. Proporção cumulativa da variância total explicada por cada variável canônica obtida para cada estágio de desenvolvimento da planta

Variáveis canônicas	V9	V12	V15
CAN 1	0,69	0,73	0,77
CAN 2	0,96	0,87	0,95
CAN 3	1,00	0,96	0,99
CAN 4	1,00	1,00	1,00

Tabela 3. Coeficientes canônicos para os índices de vegetação (IV) para as duas primeiras variáveis canônicas obtidas para os estádios de desenvolvimento V9, V12 e V15

IV	V9		V12		V15	
	CAN 1	CAN 2	CAN 1	CAN 2	CAN 1	CAN 2
NDVI	-383,77	-1973,90	534,75	-828,58	-2555,24	29,43
RNIR	-149,66	575,35	772,13	-243,45	-1091,83	379,34
GNIR	-85,21	-346,48	-305,96	171,52	188,22	-117,95
ARVI	56,34	-36,51	0,19	34,82	41,71	93,17
SAVI	86,38	1637,73	-24,59	442,47	1216,14	74,38
GNDVI	-5,50	-402,06	-326,65	185,87	208,81	-95,36

a primeira variável canônica representou um contraste entre o grupo de índices de vegetação composto por I_{NDVI} , I_{RNIR} , I_{GNIR} e I_{GNDVI} e o outro grupo composto por I_{ARVI} e I_{SAVI} . Por outro lado, a segunda variável canônica para o mesmo estágio de desenvolvimento da planta representou um contraste entre o grupo de índices de vegetação composto por I_{NDVI} , I_{GNIR} , I_{ARVI} e I_{GNDVI} e o grupo composto por I_{RNIR} e I_{SAVI} . O contraste observado nas variáveis canônicas obtidas para outros estádios de desenvolvimento pode ser interpretadas de forma similar.

Ao analisar a CAN 1, percebeu-se que as respostas dos índices de vegetação I_{NDVI} , I_{RNIR} e I_{SAVI} foram agrupadas de forma similar em todos os estádios de desenvolvimento. Uma vez que essa variável canônica representa uma parcela considerável (pelo menos 69,00%) dos valores dos índices de variação total, pode-se concluir que os índices de vegetação I_{NDVI} , I_{RNIR} e I_{SAVI} foram os parâmetros mais representativos na discriminação de níveis de nitrogênio ao se utilizarem as variáveis canônicas.

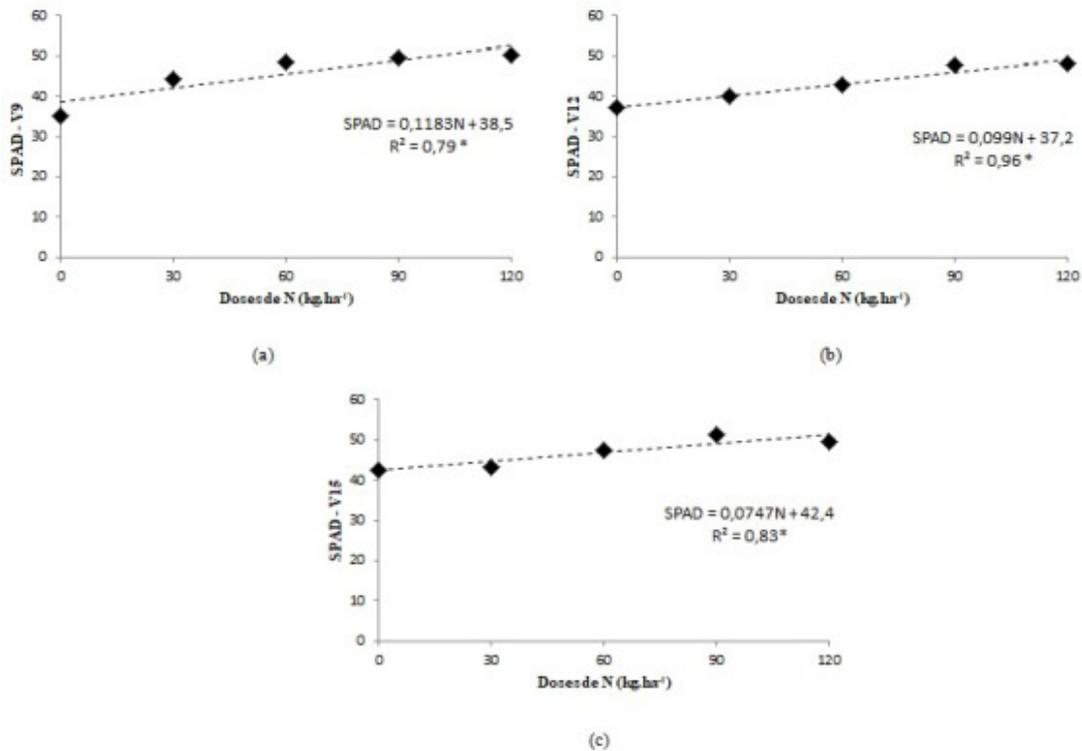
A correlação de níveis de nitrogênio com os índices de vegetação isolados I_{NDVI} , I_{RNIR} e I_{SAVI} é demonstrada em diversas pesquisas (CANDIAGO *et al.*, 2015; GASPAROTTO *et al.*, 2015; MAHAJAN *et al.*, 2017), porém

apresentando limitações em função do estágio de desenvolvimento da cultura. Dessa forma, uma vez que esses índices são utilizados isoladamente para a estimativa dos níveis de nitrogênio em milho, a análise dos índices de vegetação combinados por meio das variáveis canônicas pode tornar a predição de nitrogênio a partir de imagens digitais mais confiáveis e robustas.

A relação linear entre os níveis de clorofila detectado nas plantas e as diferentes doses de adubação nitrogenada (Figura 1) permitiu constatar que os valores mensurados de clorofila nas plantas foram capazes de refletir os níveis de nitrogênio aplicado no solo.

A clorofila é um importante indicador do nível de nitrogênio em plantas. Atualmente, o índice SPAD é utilizado como parâmetro para o monitoramento de níveis de nitrogênio em diversas culturas, a partir da quantificação do nível de verde de plantas de arroz (YANG *et al.*, 2014). Esse índice é gerado por meio da relação entre a transmitância e absorvância da luz em regiões espectrais de interação da luz com as moléculas de clorofila (MINOLTA, 1989).

Reyes *et al.* (2017) utilizaram os teores de clorofila obtidos pelo SPAD em milho para validar modelos colorimétricos usados para estimar níveis de nitrogênio a ser utilizados na adubação. Outra



* Modelo significativo a 0,05.

Figura 1. Modelos lineares para os valores de clorofila mensurados pelo SPAD em função da dose de nitrogênio (N) aplicado no solo nos estádios fenológicos do milho V9, V12, V15 e R1

aplicação do índice SPAD foi testada por Theago *et al.* (2014), que, a partir da correlação entre o teor de clorofila e a produtividade de trigo obtida em tratamentos com diferentes doses de nitrogênio, concluíram que o SPAD pode ser usado para indicar a necessidade de adubação nitrogenada.

Os coeficientes de correlação das medidas de clorofila (leituras do SPAD) com os índices de vegetação e as duas primeiras variáveis canônicas são mostradas na Tabela 4, para cada estágio de desenvolvimento da planta. As leituras do SPAD correlacionaram de forma significativa com os índices de vegetação I_{NDVI} , I_{RNR} , I_{GNIR} , I_{GNDVI} e I_{SAVI} no estágio V9, e com o índice de vegetação I_{ARVI} nas fases de desenvolvimento V9 e V12. Quanto às variáveis canônicas, a CAN 1 apresentou correlação significativa com as leituras do SPAD nos estádios de desenvolvimento V9, V12 e V15, enquanto a CAN 2 não apresentou correlação com os níveis de clorofila em nenhuma fase de desenvolvimento.

Outros estudos demonstram que a combinação de variáveis por meio da análise multivariada permite a correlação com atributos fisiológicos da planta, que, uma vez associados a variáveis isoladas, não apresentam a mesma relação. Mirzaie *et al.* (2014) demonstraram que a aplicação de

método estático multivariado PLSR aumentou a relação entre teor de água e as respostas espectral do dossel quando comparado aos resultados obtidos pela análise univariada. De encontro com essa pesquisa, Torino *et al.* (2014) demonstraram que as variáveis canônicas obtidas a partir de índices de vegetação são capazes de informar sobre níveis de nitrogênio contidos em milho e podem ser utilizadas em modelos para previsão de rendimento de produtividade ainda em estádios precoces.

Os ajustes dos modelos de regressão dos níveis de nitrogênio aplicados em função do índice de vegetação e dos valores das variáveis canônicas são apresentados na Tabela 5. Os modelos de regressão foram ajustados para as fases de desenvolvimento em que houve correlação significativa entre um índice de vegetação ou variável canônica e as leituras do SPAD. Os modelos de regressão ajustados apresentaram teste F não significativo para a falta de ajuste e significativo para regressão, indicando que o nitrogênio teve efeito significativo nos índices de vegetação e na primeira variável canônica. Portanto, os índices de vegetação e a primeira variável canônica podem ser úteis para prever os níveis de nitrogênio aplicados no solo.

Tabela 4. Correlação da leitura do SPAD com seis índices de vegetação (NDVI, RNIR, GNIR, GNDVI, ARVI e SAVI) e duas primeiras variáveis canônicas (CAN 1 e CAN 2) nos estádios de desenvolvimento do milho V9, V12 e V15

Estádio	NDVI	RNIR	GNIR	GNDVI	ARVI	SAVI	CAN1	CAN2
V9	0,67**	-0,67**	-0,77**	0,75**	0,65**	0,67**	0,79**	0,40
V12	0,46	-0,46	-0,45	0,44	0,72**	0,45	0,72**	0,25
V15	0,17	-0,17	-0,46	0,46	0,07	0,18	0,73**	-0,13

** Correlação de Pearson significativa a 0.01.

Tabela 5. Modelos ajustados por regressão para os valores do índice de vegetação e variável canônica em função dos níveis de nitrogênio aplicado em diferentes estádios de desenvolvimento do milho; resultados do teste F ou falta de ajuste (LA) e regressão (R); e valores do coeficiente de determinação (R²)

Variáveis	Estádio	Modelo de Regressão Ajustado	LA	R	R ²
Y= NDVI	V9	$\hat{Y} = 0,6735 + 0,0011N$	ns	*	0,25
Y= RNIR	V9	$\hat{Y} = 0,1997 - 0,0008N$	ns	*	0,25
Y= GNIR	V9	$\hat{Y} = 0,6179 - 0,0047N + 0,0001N^2$	ns	**	0,58
Y=GNDVI	V9	$\hat{Y} = 0,2361 - 0,0040N - 0,0001N^2$	ns	**	0,57
Y= ARVI	V9	$\hat{Y} = 0,7516 - 0,0017N$	ns	*	0,26
Y= SAVI	V12	$\hat{Y} = 0,9117 + 0,0007N$	ns	*	0,35
	V9	$\hat{Y} = 1,0069 - 0,0017N$	ns	*	0,25
Y= CAN1	V9	$\hat{Y} = -3,6556 + 0,2232N - 0,0038N^2 + 0,0001N^3$	ns	**	0,79
	V12	$\hat{Y} = -2,4927 + 0,0737N - 0,0004N^2$	ns	**	0,60
	V15	$\hat{Y} = -1,1731 - 0,2354N - 0,0061N^2 + 0,0001N^3$	ns	**	0,86

Não significativo p-valor > 0,05^{ns}; significativo p-valor < 0,01**, significativo p-valor < 0,05*.

Apesar de todos os modelos ajustados para os índices de vegetação apresentarem significância até 5%, os valores de R² inferior a 0,60 indicam que os modelos obtidos por meio dos índices de vegetação isolados podem fornecer previsões precárias de níveis de nitrogênio. Por outro lado, os modelos ajustados para a primeira variável canônica apresentaram valores de coeficiente de determinação superiores a 0,70 nos estádios de desenvolvimento da planta V9 e V15 e um valor de 0,60 no estádio V12, demonstrando que os modelos gerados a partir da combinação linear dos índices de vegetação melhoram a capacidade de predição dos níveis de nitrogênio a serem utilizados na adubação nesses estádios de desenvolvimento da planta.

Os modelos ajustados para a primeira variável canônica foram utilizados para realizar a predição inversa, com o intuito de estimar o

estresse nutricional de nitrogênio nos estádios de desenvolvimento avaliados. Os modelos lineares foram significativos e apresentaram R² superior a 0,70 em todos os estádios fenológicos (Figura 2). Esses resultados demonstraram que as variáveis canônicas foram capazes de prever os níveis de nitrogênio aplicados no solo.

Diante dos resultados, foi possível perceber que a combinação linear dos índices de vegetação gerada pela análise discriminante canônica foi capaz de estimar o estresse nutricional de nitrogênio em todos os estádios fenológicos estudados, em condições de campo e sem iluminação controlada. Esse fato mostra que a primeira variável canônica (CAN 1) permitiu minimizar o efeito da refletância do solo e da iluminação, considerado um dos maiores obstáculos para utilização de variáveis espectrais em modelos para estimar estresse nutricional de nitrogênio em culturas no geral.

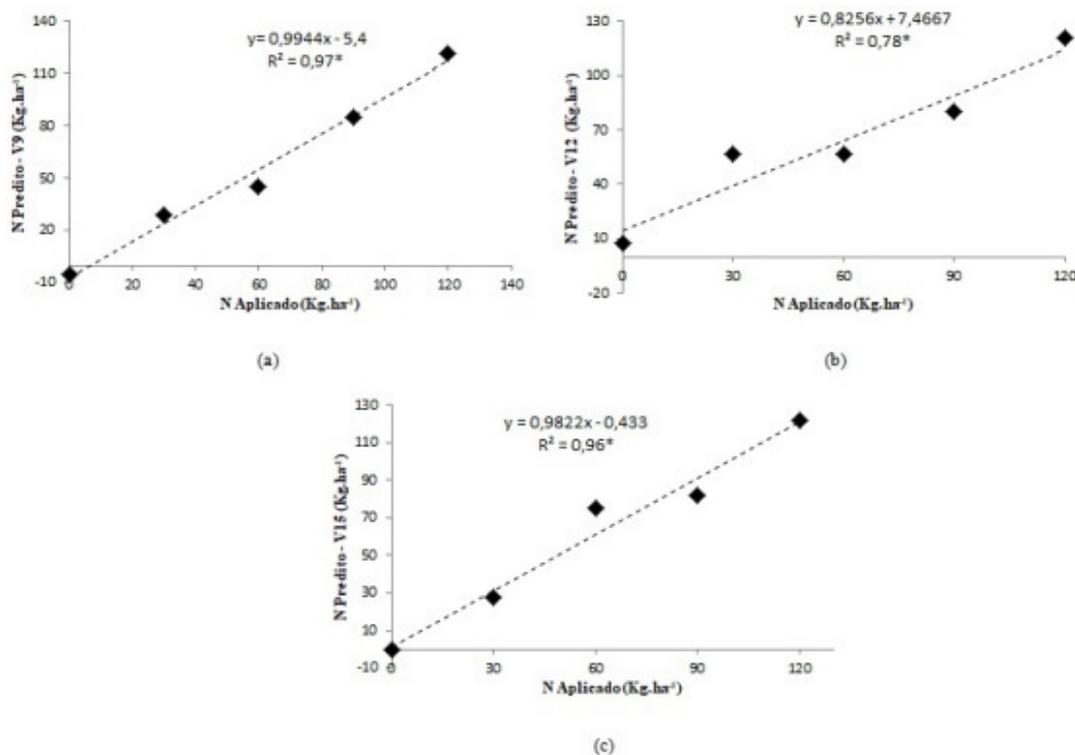


Figura 2. Níveis de nitrogênio (N) preditos pela variável canônica CAN 1 em função dos níveis de nitrogênio aplicados nos estádios fenológicos do milho V9, V12 e V15

CONCLUSÕES

- Os índices de vegetação avaliados isoladamente não foram capazes de eliminar a influência da iluminação e da refletância do solo e, portanto, discriminar os níveis de nitrogênio aplicados no solo.
- A combinação linear entre os índices de vegetação, a partir das variáveis canônicas, foi capaz de minimizar essas influências nos estádios de desenvolvimento fenológicos avaliados.
- A primeira variável canônica foi a variável capaz de ajustar um modelo que resultou em capacidade de previsão validada dos níveis necessários de aplicação de nitrogênio do solo nos principais nos estádios de desenvolvimento fenológicos da cultura do milho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

CANDIAGO, S.; REMONDINO, F.; DE GIGLIO, M.; DUBBINI, M.; GATTELLI, M. Evaluating multispectral images and vegetation indices

for precision farming applications from UAV images. **Remote Sensing**, v.7, n.4, p.4026-4047, 2015.

CAREY, C.J.; BEMAN, J.M.; EVINER, V.T.; MALMSTROM, C.M.; HART, S.C. Soil microbial community structure is unaltered by plant invasion, vegetation clipping, and nitrogen fertilization in experimental semi-arid grasslands. **Frontiers in microbiology**, v.6, p.466, 2015.

COHEN, P.; WEST, S.G.; AIKEN, L.S. **Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences**. Psychology Press, 2nd edition, New York, p.545, 2014.

COSTA, D.D.; KEMPKA, A.P.; SKORONSKI, E. A contaminação de mananciais de abastecimento pelo nitrato: o panorama do problema no Brasil, suas consequências e as soluções potenciais. **Revista Eletrônica do PRODEMA**, v.10, n.2, p.49-61, 2016.

DHITAL, S.; RAUN, W.R. Variability in optimum nitrogen rates for maize. **Agronomy Journal**,

PREDIÇÃO DE NÍVEIS DE NITROGÊNIO APLICADOS À CULTURA DO MILHO UTILIZANDO IMAGENS DIGITAIS
v.108, n.6, p.2165-2173, 2016

FRELS, K.; GUTTIERI, M.; JOYCE, B.; LEAVITT, B.; BAENZIGER, P. S. Evaluating canopy spectral reflectance vegetation indices to estimate nitrogen use traits in hard winter wheat. **Field Crops Research**, v.217, p.82-92, 2018.

GASPAROTTO, A.C.; NANNI, M.R.; DA SILVA JUNIOR, C.A.; CESAR, E.; ROMAGNOLI, F.; DA SILVA, A.A.; GUIRADO, G.C. Using GNIR and RNIR extracted by digital images to detect different levels of nitrogen in corn. **Journal of Agronomy**, v.14, n.2, p.62, 2015.

GRAYBILL, F.A. **Theory and application of the linear model**. Wadsworth Publishing Company, 1976.720p.

HUNT Jr, E.R.; DORAISWAMY, P.C.; MCMURTREY, J.E.; DAUGHTRY, C.S.; PERRY, E.M.; AKHMEDOV, B. A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.21, p.103-112, 2013.

LOURENTE, E.R.P.; ONTOCELLI, R.; SOUZA, L.C.F.; GONÇALVES, M.C.; ESTEVÃO MARCHETTI, M.; RODRIGUES, E.T. Culturas antecessoras, doses e fontes de nitrogênio nos componentes de produção do milho. **Acta Scientiarum. Agronomy**, v.29, n.1, p.55-61, 2007.

MAHAMA, G.Y.; VARA PRASAD, P.V.; ROOZEBOOM, K.L.; NIPPERT, J.B.; RICE, C.W. Response of maize to cover crops, fertilizer nitrogen rates, and economic return. **Agronomy Journal**, v.108, n.1, p.17-31, 2016.

MAHAJAN, G.R.; PANDEY, R.N.; SAHOO, R.N.; GUPTA, V.K.; DATTA, S.C.; KUMAR, D. Monitoring nitrogen, phosphorus and sulphur in hybrid rice (*Oryza sativa* L.) using hyperspectral remote sensing. **Precision Agriculture**, v.18, n.5, p.736-761, 2017.

MARESMA, Á.; ARIZA, M.; MARTÍNEZ, E.;

LLOVERAS, J.; MARTÍNEZ-CASASNOVAS, J.A. Analysis of vegetation indices to determine nitrogen application and yield prediction in maize (*zea mays* l.) from a standard uav service. **Remote Sensing**, v.8, n.12, p.973, 2016.

MINOLTA CAMERA Co., Ltda. **Manual for chlorophyll meter SPAD 502**. Osaka, Minolta, Radiometric Instruments divisions. 1989. 22p.

MIRZAIE, M.; DARVISHZADEH, R.; SHAKIBA, A.; MATKAN, A.A.; ATZBERGER, C.; SKIDMORE, A. Comparative analysis of different uni-and multi-variate methods for estimation of vegetation water content using hyper-spectral measurements. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.26, p.1-11, 2014.

MUTANGA, O.; ADAM, E.; ADJORLOLO, C.; ABDEL-RAHMAN, E.M. Evaluating the robustness of models developed from field spectral data in predicting African grass foliar nitrogen concentration using WorldView-2 image as an independent test dataset. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.34, p.178-187, 2015.

NETER, J.; KUTNER, M.H.; NACHTSHEIM, C.J.; WASSERMEN, W. **Applied statistical model**. MacGraw- Hill/Irwin. 1996. 1408p.

PETERSON, T.A.; BLACKMER, T.M.; FRANCIS, D.D.; SCHEPERS, J.S. **Using a chlorophyll meter to improve N management**. NebGuide G93-1171-A. Lincoln: Cooperative Extension, Institute of Agriculture and Natural Resources, University of Nebraska, 1993.

PU, R.; CHENG, J. Mapping forest leaf area index using reflectance and textural information derived from WorldView-2 imagery in a mixed natural forest area in Florida, US. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.42, p.11-23, 2015.

REYES, J.F.; CORREA, C.; ZÚÑIGA, J. Reliability of different color spaces to estimate

nitrogen SPAD values in maize. **Computers and Electronics in Agriculture**, v.143, p.14-22, 2017.

RONDEAUX, G.; STEVEN, M.; BARET, F. Optimization of Soil-Adjusted Vegetation Indices. **Remote Sensing of Environment**, v.55, p.96-107, 1996.

THEAGO, E.Q.; BUZETTI, S.; FILHO, M.C.M.T.; ANDREOTTI, M.; MAHMOUD MEGDA, M.; SABIN BENETT, C.G. Doses, fontes e épocas de aplicação de nitrogênio influenciando teores de clorofila e produtividade do trigo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.38 n.6, p.1826-1835, 2014.

TORINO, M.S.; ORTIZ, B.V.; FULTON, J.P.; BALKCOM, K.S.; WOOD, C. Evaluation of vegetation indices for early assessment of corn status and yield potential in the southeastern United

States. **Agronomy Journal**, v.106, n.4, p.1389-1401, 2014.

XU, Y.; SMITH, S.E.; GRUNWALD, S.; ABD-ELRAHMAN, A.; WANI, S.P. Effects of image pansharpening on soil total nitrogen prediction models in South India. **Geoderma**, v.320, p.52-66, 2018.

WANG, Z.; WANG, T.; DARVISHZADEH, R.; SKIDMORE, A.K.; JONES, S.; SUAREZ, L.; WOODGATE, W.; HEIDEN, U.; HEURICH, M.; HEARNE, J. Vegetation indices for mapping canopy foliar nitrogen in a mixed temperate forest. **Remote sensing**, v.8, n.6, p.491, 2016.

YANG, H.; YANG, J.; L.V.Y.; H. E., J. SPAD values and nitrogen nutrition index for the evaluation of rice nitrogen status. **Plant Production Science**, v.17, n.1, p.81-92, 2014.