

ESTIMATIVA DE FÓSFORO FOLIAR E PRODUTIVIDADE DE MILHO UTILIZANDO REFLECTÂNCIA HIPERESPECTRAL E ANÁLISE MULTIVARIADA

Karym Mayara de Oliveira¹, Renato Herrig Furlanetto², João Vitor Ferreira Gonçalves³, Caio Almeida de Oliveira⁴, Wesley Augusto Mendonça⁵, Luís Guilherme Teixeira Crusiol⁶, Roney Berti de Oliveira⁷, Marcelo Luiz Chicati⁸, Marcos Rafael Nanni⁹

¹Doutoranda, Universidade Estadual de Maringá - UEM, Maringá, PR, eng.karymoliveira@gmail.com; ²Pós-doutorado, Universidade da Flórida, Estados Unidos, renatohfurlanetto@hotmail.com; ³Mestrando, UEM, Maringá, PR, joaofergo@gmail.com; ⁴Mestrando, UEM, Maringá, PR, caio_fck@outlook.com; ⁵Discente, UEM, Maringá, PR, ral113400@uem.br; ⁶Embrapa Soja (Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária), Londrina, PR, luisguilherme_crusiol@hotmail.com; ⁷Docente, UEM, Maringá, PR, rboliveira@uem.br; ⁸Docente, UEM, Maringá, PR, mlchicati@uem.br; ⁹Docente, UEM, Maringá, PR, mrnanni@uem.br.

RESUMO

A Reflectância Espectral (RE) de plantas caracteriza-se como método de monitoramento de safras, uma vez que demanda mão-de-obra reduzida e apresenta rapidez nos resultados. O objetivo deste trabalho foi avaliar o potencial da RE de milho, submetido a diferentes doses de fertilizante fosfatado, no monitoramento nutricional e estimativa de produtividade pelo método estatístico PLSR (Partial Least Square Regression). Dois experimentos compostos por doses de fertilizante fosfatado (0, 30, 60, 120 e 240 kg ha⁻¹ P₂O₅) em milho foram conduzidos em delineamento de blocos ao acaso. Foram coletados dados de RE em estágio R3 para estimativa de fósforo (P) foliar e em V6 e V7 para estimativa de produtividade. Para predição de P foliar, o modelo justado apresentou R² de 0,59, e para produtividade foram obtidos R² de 0,51 e 0,68 para V6 e V7, respectivamente. Estes resultados sugerem potencial do uso de RE no monitoramento de P foliar e produtividade.

Palavras-chave — Espectroscopia de plantas, monitoramento de safras, PLSR, rendimento de culturas, sensoriamento remoto.

ABSTRACT

Spectral Reflectance (SR) of plants is characterized as a crop monitoring method, since it is less time-consuming and faster technique compared to traditional methods. The objective of this work was to evaluate the potential of maize SR, submitted to different doses of phosphate fertilizer, in nutritional monitoring and yield estimation, using PLSR (Partial Least Square Regression). Two experiments composed of doses of phosphate fertilizer (0, 30, 60, 120 and 240 kg ha⁻¹ P₂O₅) in maize were carried out in a randomized block design. SR data were collected at R3 stage to estimate foliar phosphorus (P)

and at V6 and V7 to estimate yield. For leaf P prediction, the fitted model presented R² of 0.59, and for yield R² of 0.51 and 0.68 were obtained for V6 and V7, respectively. These results suggest the potential of using SR to monitor foliar P and yield.

Key words — Plant spectroscopy, crop monitoring, PLSR, crop yield, remote sensing.

1. INTRODUÇÃO

O fósforo armazenado na parte vegetativa da planta se transloca para o grão assim que seu desenvolvimento é iniciado [1], e a deficiência deste nutriente pode resultar na redução do tamanho da espiga, assim como na qualidade e quantidade de grãos, influenciando diretamente no rendimento da cultura.

Para o monitoramento nutricional de culturas, comumente se utiliza análise química laboratorial de folhas. Contudo, este método demanda elevada mão-de-obra a campo e em laboratório, além da utilização de reagentes, os quais podem gerar problemas ambientais. Neste contexto, a reflectância espectral de plantas caracteriza-se como método de monitoramento de safras que demanda reduzida quantidade de pessoal, além de constituir-se em método não destrutivo e com rápida entrega de resultados [2].

Aliada a análises estatísticas multivariadas, cujos modelos matemáticos permitem a estimativa de variáveis de interesse agrícola, pesquisadores tem estudado aplicações dessas informações na modelagem preditiva referente a: níveis de adubação com nitrogênio, potássio e fósforo em culturas agrícolas; diferenciação de genótipos de plantas; classificação de espécies arbóreas; identificação de patógenos; diferentes regimes hídricos aplicados a culturas; diferenciação de cultivares de soja; dentre outros [3,4,5,6].

As diferenças de reflectância apresentadas pelas plantas podem ser atribuídas às características das folhas e dossel. As folhas de uma dada espécie tendem a ter uma superfície

característica, espessura, estrutura interna e conteúdo de pigmento; da mesma forma, o dossel tende a ter uma estrutura ou geometria característica. Todos esses fatores influenciam as propriedades ópticas das folhas e dossel, e os padrões de reflexão representam a integração de seus efeitos [7]. Assim, quando estressada, as alterações destes padrões são evidenciadas pelas respostas espectrais.

A detecção de culturas estressadas fisiologicamente é uma aplicação importante do sensoriamento remoto para o meio agrícola. Seu valor reside no fato de permitir que ações corretivas sejam tomadas e que as previsões de rendimento sejam ajustadas em tempo hábil. Assim, este trabalho teve como objetivo avaliar o potencial de dados hiperespectrais da cultura de milho, submetido a diferentes doses de fertilizante fosfatado, no monitoramento nutricional e estimativa de produtividade, por meio de análise estatística multivariada, caracterizando-se como suporte aos métodos de monitoramento convencionais.

2. MATERIAL E MÉTODOS

Dois experimentos foram conduzidos na Fazenda Experimental da COAMO (Cooperativa Agroindustrial), situada na cidade de Campo Mourão, Estado no Paraná, região Sul do Brasil, coordenadas geográficas 24°05' 46.79" S e 52° 21' 22.89" O. O solo da área experimental foi classificado como Latossolo Vermelho Distroférrico típico de textura muito argilosa [8], com teor de argila de 760 g kg⁻¹ e de fósforo 3,08 mg dm⁻³. O clima da região é classificado como Cfa (subtropical com verão quente) segundo Koppen, com precipitação média anual de 1.601 mm (estação meteorológica da COAMO).

Ambos os experimentos foram conduzidos em delineamento experimental de blocos ao acaso, cada um deles composto por cinco tratamentos (doses de adubo fosfatado de 0, 30, 60, 120 e 240 kg ha⁻¹ P₂O₅) e quatro repetições. O tratamento sem adubação (0 kg ha⁻¹ P₂O₅) foi utilizado como controle para ambos os experimentos, totalizando 36 parcelas experimentais. A característica que diferencia os experimentos 1 e 2 são as diferentes fontes de fertilizante fosfatado utilizada. Para o experimento 1, foi utilizado o fertilizante MAP (Monoamônio Fosfato), composto por aproximadamente 48% de P₂O₅, 9% de N e solubilidade em água 44%. Para o experimento 2, foi utilizado o fertilizante SS (Superfosfato Simples), composto por aproximadamente 18% de P₂O₅, 16% de Ca, 10% de S e solubilidade em água 16% (IN MAPA n°39, 2018). Os tratamentos foram aplicados no sulco de semeadura, em sistema de semeadura direta. A cultivar avaliada foi *Zea mays*, híbrido 30A37 PW Morgan™. A semeadura foi realizada em janeiro de 2019.

Foram obtidos dados de reflectância por meio do espectrorradiômetro ASD Fieldspec 3 Jr, com o auxílio do acessório ASD Plant Probe, conectado ao Fieldspec por um cabo de fibra óptica, para leituras radiométricas diretamente na folha. A calibração inicial do sensor foi realizada com auxílio da placa Spectralon (Labsphere ®). Em seguida foi

iniciada a coleta de dados hiperespectrais. Foram obtidos valores médios de reflectância a partir da coleta de dados de 5 plantas por parcela. A coleta de reflectância foi padronizada entre os horários de 10h e 12h da manhã.

Para obtenção das informações de P (fósforo) foliar, foram coletadas folhas representativas para as parcelas experimentais, as quais foram lavadas, secas em estufa de circulação forçada de ar ($\pm 65^{\circ}\text{C}$) até peso constante e trituradas em moinho Wiley. Em seguida, foi obtido um extrato para determinação de P foliar segundo Malavolta [9] e determinados os teores de P com auxílio do sistema 4200 MP-AES, da Agilent Technologies®.

Para obtenção dos dados de produtividade, foi realizada a colheita do milho na área útil de cada parcela. Os grãos tiveram sua umidade mensurada e descontada do valor de seu peso, resultando nos valores de produtividade por parcela experimental.

PLSR (Partial Least Square Regression) foi utilizada para elaborar modelos de predição de fósforo foliar e produtividade do milho a partir de dados de reflectância hiperespectral (450 a 1000 nm) por meio do software The Unscrambler® (CAMO Software - Norway). Para predição de P foliar foram avaliados os dados de reflectância obtidos no mesmo período de coleta de folhas para análise foliar (estádio R3). Já para predição de produtividade, foram avaliados dois estádios iniciais de desenvolvimento do milho (V6 e V7). O conjunto de dados obtido das 36 parcelas experimentais foi subdividido em 70% de dados para calibração do modelo e validação cruzada (28 amostras) e 30% para predição (8 amostras). Após gerado o modelo, a distribuição dos dados foi avaliada pelas ferramentas Hotelling's T² ($p\text{-value} \leq 0.05$) e Leverage, utilizados na identificação de *outliers*. Os parâmetros utilizados para avaliação do modelo foram RMSE e R², visto que menores valores em RMSE e maiores valores em R² indicam melhor qualidade do modelo obtido [10].

3. RESULTADOS

A Tabela 1 apresenta os resultados da estatística descritiva de P foliar e produtividade do milho. Os valores máximo, mínimo e média indicam a dimensão da diferença entre os valores obtidos para cada variável analisada.

	P foliar (g kg ⁻¹)		Produtividade (kg ha ⁻¹)	
	MAP	SS	MAP	SS
Máximo	3,20	3,20	6779,7	5204,2
Mínimo	1,73	1,90	514,1	514,1
Média	2,46	2,47	2973,8	3505,6
DP ⁽¹⁾	0,40	0,38	1934,1	1494,3
CV ⁽²⁾ (%)	0,16	0,15	0,65	0,43

⁽¹⁾DP: desvio padrão; ⁽²⁾CV: coeficiente de variação.

Tabela 1. Estatística descritiva de P foliar e produtividade.

O desvio padrão indicou variação do conjunto de dados condizente com a dimensionalidade observada nos valores de

máximo, mínimo e média. Já os baixos valores de coeficientes de variação (CV) indicaram homogeneidade dos dados para P foliar e produtividade. CV abaixo de 10% indicam baixa dispersão relativa ao valor médio dos dados [11].

O modelo de calibração da PLSR referente a P foliar apresentou coeficiente de determinação (R^2) igual a 0,73 e coeficiente de correlação (r) de 0,85, valores estes que indicam que o modelo possui ajuste de dados e correlação confiáveis. O RMSE da etapa de calibração, indicou baixo erro na modelagem dos dados ($0,17 \text{ g kg}^{-1}$). No processo de validação cruzada, os valores de r e R^2 foram 0,71 e 0,51, respectivamente, com RMSE de 0,24, indicando erro de predição de aproximadamente $0,24 \text{ g kg}^{-1}$ de P foliar nesta etapa. Quanto a predição, observou-se R^2 de 0,59, indicando boa capacidade do modelo na estimativa de dados, com coeficiente de correlação de 0,76 e RMSE com valor de 0,32. Na Figura 1 pode ser observada a diferença entre os valores obtidos pela análise química e os valores preditos (8 amostras) para P foliar.

	Estádio	PLSR	$r^{(1)}$	$R^{2(2)}$	RMSE ⁽³⁾
P foliar		Calibração	0,85	0,73	0,17
	R3	Validação cruzada	0,71	0,51	0,24
		Predição	0,76	0,59	0,32
Produtividade	V6	Calibração	0,88	0,77	683,1
		Validação cruzada	0,84	0,71	853,9
		Predição	0,71	0,51	1207,8
	V7	Calibração	0,91	0,83	554,4
		Validação cruzada	0,89	0,79	692,9
	Predição	0,82	0,68	874,9	

⁽¹⁾Correlação de Pearson; ⁽²⁾Coefficiente de determinação; ⁽³⁾Root Mean Standard Error.

Tabela 2. Parâmetros estatísticos do modelo PLSR.

Para produtividade, a partir da Tabela 2 observa-se que ambos os estádios de desenvolvimento apresentaram altos valores de r e R^2 na etapa de calibração e validação cruzada (r variando entre 0,84 e 0,91 e R^2 entre 0,71 e 0,83) e erro (RMSE) em torno de 554,4 a 853,9 kg ha^{-1} em ambas as etapas. Na etapa de predição, os valores de R^2 observados foram de 0,51 e 0,68 para V6 e V7, respectivamente. As correlações de dados permanecem altas (0,71 e 0,82 para V6 e V7, respectivamente). Na Figura 1 pode ser observada a diferença entre os valores de produtividade de grãos obtida nas parcelas experimentais e os valores preditos (8 amostras) pelo modelo nos estádios V6 e V7.

4. DISCUSSÃO

4.1. PLSR na predição de P foliar

Os dados de acurácia na predição de P foliar obtidos neste trabalho estão em concordância com autores [12] que, utilizando o sensor hiperespectral AisaFENIX para estimativa de nutrientes em pastagem, observaram R^2 de 0,54 e RMSE para validação cruzada de 0,041 na estimativa de P

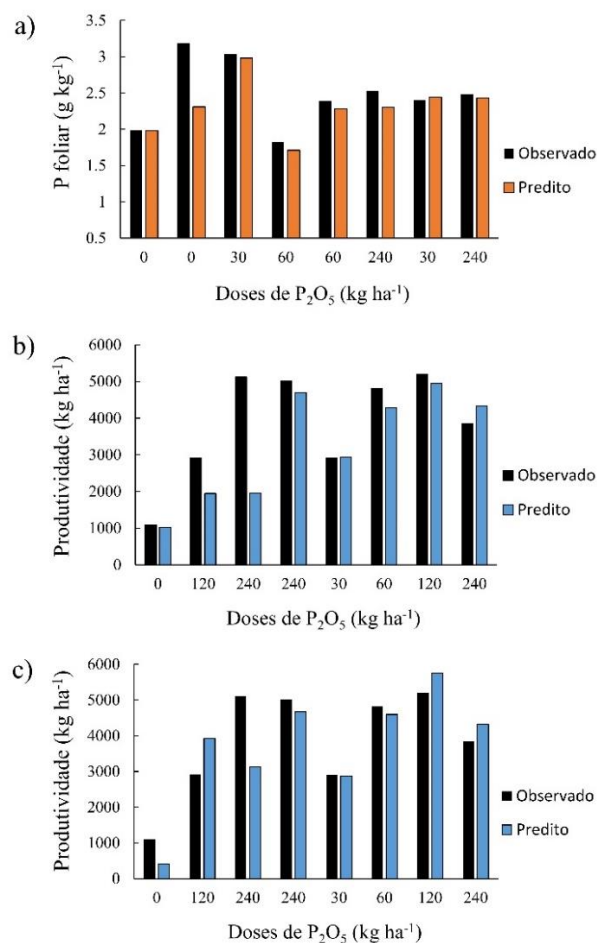


Figura 1. Fósforo foliar e produtividade de milho observado versus predito na etapa de predição da PLSR. a) Fósforo foliar; b) Produtividade em estádio V6; c) Produtividade em estádio V7.

foliar. Enquanto isso, pesquisas com estimativa de P foliar em *Digitaria eriantha*, resultaram em R^2 de 0,18 e RMSE de 0,08 na fase de predição, a partir de dados espectrais coletados com o sensor Fieldspec [13]. Em estimativas de P foliar de milho, soja e outras gramíneas, utilizando este mesmo sensor, foram obtidos R^2 de 0,44 e RMSE de 0,09 [14].

As diferentes intensidades de pigmentos, estrutura e espessura da folha, quando submetida a estresse por deficiência nutricional, influenciam em suas propriedades ópticas, permitindo estimativa de nutrientes por meio de sensores hiperespectrais.

4.2. PLSR na estimativa de produtividade

Na literatura, existem poucos trabalhos relacionando comportamento espectral de culturas em função de doses de adubação fosfatada, à estimativa de produtividade. Dentre estes, podemos citar um trabalho cujos autores analisaram o comportamento espectral da cultura de colza sob diferentes doses de nitrogênio, fósforo e potássio, e aplicaram a técnica PLSR para predição de produtividade, com R^2 de 0,69, e

RMSE de 27,41 g planta⁻¹ na fase de calibração, no estádio de fechamento de linha da cultura [15].

Autores também encontraram R² de 0,68 e RMSE de 470 kg ha⁻¹ de milho sob condições de estresse hídrico, na etapa de calibração da PLSR, e R² de 0,39 e RMSE de 640 kg ha⁻¹ na etapa de validação do modelo [16] e citam que, em seu trabalho, o estádio de desenvolvimento mais promissor a modelagem e estimativa de dados foi o início dos estádios reprodutivos da cultura. Enquanto isso, trabalhos com adubação nitrogenada em cultura de trigo, obtiveram R² de 0,73 e RMSE de 719 kg ha⁻¹ na validação do modelo PLSR [17].

A partir dos dados obtidos, foi observado que os estádios iniciais de desenvolvimento do milho se demonstram promissores na estimativa de produtividade da cultura. Esta informação é extremamente relevante, afinal, a verificação de possíveis baixos valores de rendimento no estádio inicial da cultura permite introdução de medidas corretivas em tempo hábil a manutenção de produtividade.

5. CONCLUSÕES

Os dados de reflectância hiperespectral do milho aliados a análise estatística multivariada PLSR foram capazes de estimar o teor de fósforo foliar da cultura com ajuste (R²) de 0,59 na predição.

Os estádios vegetativos V6 e V7 também apresentaram ajuste (R² de 0,51 e 0,68, respectivamente) para predição de produtividade, especialmente V7.

A utilização de maior quantidade de amostras pode levar a um modelo mais abrangente e diminuir os erros de predição. Ainda assim, esses resultados sugerem o potencial do uso de dados hiperespectrais no monitoramento de fósforo foliar e produtividade, o que pode auxiliar na determinação de zonas de manejo de culturas com base na variabilidade de rendimento sob limitação de fósforo.

6. REFERÊNCIAS

- [1] S. W. Ritchie, J. J. Hanway, G. O. Benson. Como a planta de milho se desenvolve, *Informações agronômicas Potafos*, v. 103, pp. 1-19, 2003.
- [2] A. Gracia-Romero, S. C. Kefauver, O. Vergara-Díaz, M. A. Zaman-Allah, B. M. Prasanna, J. E. Cairns, J. L. Araus. Comparative performance of ground vs. aerially assessed RGB and multispectral indices for early-growth evaluation of maize performance under phosphorus fertilization, *Frontiers in plant science*, v. 8, pp. 2004, 2017.
- [3] L. G. T. Crusiol, M. R. Nanni, R. H. Furlanetto, R. N. R. Sibaldelli, E. Cezar, L. Sun, J. S. S. Foloni, L. M. Mertz-Henning, A. L. Nepomuceno, N. Neumaier, J. R. B. Farias. Classification of Soybean Genotypes Assessed under Different Water Availability and at Different Phenological Stages Using Leaf-Based Hyperspectral Reflectance, *Remote Sensing*, v. 13, pp. 172, 2021.
- [4] R. H. Furlanetto, M. R. Nanni, M. S. Mizuno, L. G. T. Crusiol, C. R. Silva. Identification and classification of Asian soybean rust using leaf-based hyperspectral reflectance, *International Journal of Remote Sensing*, v. 42, pp. 4177-4198, 2021.
- [5] K. M. Oliveira, R. H. Furlanetto, M. Rodrigues, G. L. A. A. Santos, A. S. Reis, L. G. T. Crusiol, M. R. Nanni, E. Cezar, R. B. Oliveira. Assessing phosphorus nutritional status in maize plants using leaf-based hyperspectral measurements and multivariate analysis, *International Journal of Remote Sensing*, v. 43, pp. 2560-2580, 2022.
- [6] M. Sibanda, O. Mutanga, M. Rouget, J. Odindi. Exploring the potential of in situ hyperspectral data and multivariate techniques in discriminating different fertilizer treatments in grasslands, *Journal of Applied Remote Sensing*, v. 9, pp. 96-033, 2015.
- [7] E. B. Knippling. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and nearinfrared radiation from vegetation, *Remote Sensing of Environment*, v. 1, pp. 155-159, 1970.
- [8] H. G. Santos, P. K. T. Jacomine, L. H. C. Anjos, V. A. Oliveira, J. F. Lumbrellas, M. R. Coelho, J. A. Almeida, J. C. Araujo Filho, J. B. Oliveira, T. J. F. Cunha. *Sistema Brasileiro de Classificação de Solos*. 5. ed. rev. e ampl. Brasília: Embrapa, 2018.
- [9] E. Malavolta, G. C. Vitti, S. A. Oliveira. *Avaliação do estado nutricional de plantas: princípios e aplicações*. Piracicaba: Potafos, 1997.
- [10] G. Barmeier, K. Hofer, U. Schmidhalter. Mid-season prediction of grain yield and protein content of spring barley cultivars using high-throughput spectral sensing, *European Journal of Agronomy*, v. 90, pp. 108-116, 2017.
- [11] M.E. Harr. *Reliability-based design in civil engineering*, New York: McGraw-Hill, United States, 1987.
- [12] R. R. Pullanagari, G. Kereszturi, I. J. Yule. Mapping of macro and micro nutrients of mixed pastures using airborne AisaFENIX hyperspectral imagery, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 117, pp. 1-10, 2016.
- [13] A. Ramoelo, A. K. Skidmore, M. Schlerf, R. Mathieu, I. M. A. Heitkonig. Water-removed spectra increase the retrieval accuracy when estimating savanna grass nitrogen and phosphorus concentrations, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 66, pp. 408-417, 2011.
- [14] Y. Zhai, L. Cui, X. Zhou, Y. Gao, T. Fei, W. Gao. Estimation of nitrogen, phosphorus, and potassium contents in the leaves of different plants using laboratory-based visible and near-infrared reflectance spectroscopy: comparison of partial least-square regression and support vector machine regression methods. *International Journal of Remote Sensing*, v. 34, pp. 2502-2518, 2013.
- [15] X. Zhang, Y. He. Rapid estimation of seed yield using hyperspectral images of oilseed rape leaves, *Industrial Crops and Products*, v. 42, pp. 416-420, 2013.
- [16] V. S. Weber, J. L. Araus, J. E. Cairns, C. Sanchez, A. E. Melchinger, E. Orsini. Prediction of grain yield using reflectance spectra of canopy and leaves in maize plants grown under different water regimes, *Field Crops Research*, v. 128, pp. 82-90, 2012.
- [17] V. R. Sharabian, N. Noguchi, K. Ishi. Significant wavelengths for prediction of winter wheat growth status and grain yield using multivariate analysis, *Engineering in agriculture, Environment and Food*, v. 7, pp. 14-21, 2014.