

Análise de imagens digitais para identificação do estado nutricional de nitrogênio em híbridos de milho cultivados no campo

Use of image analysis to detect nutrient deficiencies in maize cultivated in the field subjected to omission of nitrogen

DOI: 10.34188/bjaerv6n1-016

Recebimento dos originais: 20/12/2022

Aceitação para publicação: 02/01/2023

Fernanda de Fátima da Silva Deveschio

Doutora em Ciências pela Universidade de São Paulo/ Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Campus de Pirassununga

Instituição: Universidade de São Paulo/ Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Campus de Pirassununga

Endereço: Avenida Duque de Caxias Norte, n° 225, Departamento de Zootecnia (ZAZ/FZEA/USP). CEP: 13635-900, Pirassununga, SP

E-mail: fernanda.silva@unifeob.edu.br

Pedro Henrique de Cerqueira Luz

Doutor em Engenharia Agrônômica pela Universidade de São Paulo/ Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (ESALQ)

Instituição: Universidade de São Paulo/ Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Campus de Pirassununga

Endereço: Avenida Duque de Caxias Norte, n° 225, Departamento de Zootecnia (ZAZ/FZEA/USP). CEP: 13635-900, Pirassununga, SP

E-mail: pedrohenriqueluz51@gmail.com

Liliane Maria Romualdo

Doutora em Ciências pela Universidade de São Paulo/ Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Campus de Pirassununga

Instituição: Universidade de São Paulo/ Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Campus de Pirassununga

Endereço: Avenida Duque de Caxias Norte, n° 225, Departamento de Zootecnia (ZAZ/FZEA/USP). CEP: 13635-900, Pirassununga, SP

E-mail: lilianeromualdo@yahoo.com.br

Murilo Mesquita Baesso

Doutor em Engenharia Agrícola pela Universidade Federal de Viçosa, UFV

Instituição: Universidade de São Paulo/ Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Campus de Pirassununga

Endereço: Avenida Duque de Caxias Norte, n° 225, Departamento de Biossistema (ZEB/FZEA/USP). CEP: 13635-900, Pirassununga, SP

E-mail: baesso@usp.br

Thiago Lima da Silva

Mestre em Agroecossistemas pela Universidade Federal de Sergipe, UFS, Brasil.

Instituição: Universidade de São Paulo/ Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Campus de Pirassununga

Endereço: Avenida Duque de Caxias Norte, n° 225, Departamento de Biossistema (ZEB/FZEA/USP). CEP: 13635-900, Pirassununga, SP

E-mail: thiagolim@usp.br

Valdo Rodrigues Herling

Doutor em Zootecnia pela Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, UNESP/ Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias (FCAV).

Instituição: Universidade de São Paulo/ Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Campus de Pirassununga

Endereço: Avenida Duque de Caxias Norte, n° 225, Departamento de Zootecnia (ZAZ/FZEA/USP). CEP: 13635-900, Pirassununga, SP

E-mail: vrhelin@usp.br

RESUMO

O conhecimento de sintomas de deficiência nutricional permite a identificação e a correção de deficiências, possibilitando intervenções corretas e sem desperdícios. Entretanto os métodos de diagnose química são demorados e de alto custo, além de ocorrer em estágio fenológico avançado, quando parte significativa da produção já estiver comprometida. A identificação de deficiência nutricional baseada em análise de imagens é uma estratégia inovadora para identificar a deficiência com antecedência e garantir a correção do nutriente na cultura. O objetivo foi verificar métodos de extração de características de imagens digitais foliares, baseados em padrões de textura da folha e em índices espectrais, para a identificação de sintomas de deficiência de nitrogênio (N) em híbridos de milho (*Zea mays* L.), cultivados no campo. O experimento foi conduzido no campo, em blocos ao acaso em fatorial 4x3 e 4 blocos, sendo 4 doses de adubação: omissão individual e completa (0%) de N, 50%, 100% e 200% da dose recomendada de N. Os híbridos foram: DKB390 PróR2[®] (H1), Pioneer 30F35[®] (H2) e Syngenta Status[®] (H3). A coleta e digitalização das folhas ocorreram em V4 e R1. Foram obtidas as imagens da folha indicativa do estágio (FI), analisadas quimicamente e por imagens. Os métodos de extração de características baseados em padrões de textura de imagens em escala de cinza foram: Fourier, Descritor Fractal (Fractal), Local Binary Pattern (LBP), Gabor Wavelets (GW) e Gabor Wavelets+Fractal Descriptors (GWF); e também foram estudados métodos de extração de características baseados em 4 índices espectrais de imagens coloridas: *excesso de verde* (EVd), *vermelho normalizado* (Vern), *verde normalizado* (Vn) e *razão verde-vermelho* (Rvv) e a combinação entre eles. Foram determinadas as concentrações foliares de N, além do estudo dos métodos de extração de características. Os resultados mostraram que a redução nas doses de N promoveu decréscimos significativos na concentração foliar desse elemento nas folhas. Nos métodos baseados em padrões de textura, a identificação de deficiência foi melhor no estágio R1 para os híbridos H2 e H3. No estágio V4, foi observado acertos de 69% (Fourier) e de 68,75% (LBP) no H1; 66,25% (Fourier e LBP) no H2 e 65,75% (LBP) e 63,5% (Fourier). Entretanto, no estágio R1, a porcentagem de acertos foi de 69,0% (Fourier) e 64,75% (LBP) no H1; 86,5% (LBP) e 77,25% (Fourier) no H2 e 90,75% (LBP) e 87,5% (Fourier) no H3. Para os métodos de extração de características baseados em índices espectrais, a classificação melhorou no estágio R1. As imagens de folhas em R1 apresentaram classificação muito boa para H1 e boa para H3, e razoável para H2. Observou-se 70% de acertos em H1, 53% de acertos em H2 e 65% de acertos em H3. Portanto, conclui-se que os sintomas de deficiência ou de excesso de N podem ser identificados pelas metodologias de análise de imagens digitais estudadas. Os métodos de extração de características baseados em textura de imagem apresentam melhor desempenho de classificação do que os métodos baseados em índices espectrais. O método baseado na textura de imagens que apresenta o melhor desempenho é o Fourier.

Palavras-chave: nutrição de plantas, macronutriente, visão artificial, *Zea mays* L.

ABSTRACT

The maize (*Zea mays* L.) is an important food crop throughout the world. In the period 2000-2050 global demand for cereals is expected to increase by more than 1 000 million tonnes (56%); 45% of this increase is expected to supply increased demand for maize (Hubert et al., 2010). The availability of nutrients is important factor in plant nutrition, which is reflected in plant development. Nitrogen (N) is the first macronutrient in content contained in plants. The objective was to verify methods of extraction of characteristics of foliar digital images for the identification of nitrogen deficiency symptoms in maize hybrids, grown in the field. The work was performed at the University of São Paulo, in Pirassununga/ Brazil in soil (pH in CaCl₂=5.1; P resin = 6.0 mg.dm⁻³; in mmolc.dm⁻³: S = 6.0, K = 0.4, Ca = 12, Mg = 7.0, Al = 1, H + Al = 22; CTC = 41; organic matter =21g.kg⁻¹; base saturation (V%) = 47%). Treatments were three maize hybrids: DKB390 Prór2 (H1), Pioneer 30F35 (H2), Syngenta Status (H3) and 4 levels of nitrogen fertilization: 0, 70, 140, 280 kg.ha⁻¹ N, with 4 repetitions. Leaf collection and scanning were performed at V4 and R1. Images of the leaf were obtained and processed by image analysis and chemical analysis. The methods of extraction of characteristics were: Fourier, Fractal Descriptors, Local Binary Pattern (LBP), Gabor Wavelets (GW) e Gabor Wavelets + Fractal Descriptors (GWF). The reduction in N rates in the studied hybrids promoted significant decreases in the leaf concentration of this element in the hybrids conducted in the field in the 2 evaluated stages, presenting typical N-deficient visual symptoms for the hybrids conducted with the lowest nutriente. In the V4 stage, the percentage of identification was H1: 69% (Fourier), 68,75% (LBP); H2: 66,25% (Fourier and LBP); H3: 65,75% (LBP) and 63,5% (Fourier). In the R1 stage, global identification percentage was H1: 69,0% (Fourier), 64,75% (LBP); H2: 86,5% (LBP), 77,25% (Fourier); H3: 90,75% (LBP), 87,5% (Fourier). The deficiency identification was better at the R1 stage than at the V4 stage for the H2 and H3 hybrids. The Fourier and LBP methods were those that presented the highest global identification percentage in all the hybrids and in the 2 (two) development stages studied. The methods of extracting characteristics of foliar digital images were efficient for the identification of nitrogen deficiency (N) symptoms in maize hybrids, cultivated in the field.

Keywords: soil fertility, plant nutrition, macronutrient, artificial vision, *Zea mays* L.

1 INTRODUÇÃO

O milho (*Zea mays* L.) é uma importante cultura alimentar em todo o mundo. Durante o período de 2000-2050 a demanda global de cereais deverá aumentar em mais de 1000 milhões de toneladas (56%); 45% deste aumento são esperados para suprir o aumento da demanda de milho (Hubert et al., 2010). Em todo o mundo, há uma necessidade de duplicar a quantidade de área dedicada à agricultura para 2050, para atender as demandas conflitantes de alimentos e bioenergia com aumentos da população projetada (Field et al., 2008).

De acordo com FAO (2015), no ano de 2013 foram cultivados em todo o mundo 185 milhões de hectares (ha) de milho, produzindo 1,02 bilhões de toneladas e apresentou produtividade média mundial de 5,5 t ha⁻¹. No Brasil, a produção total de milho estimada para o ano agrícola 2014/2015 é de aproximadamente 78,4 milhões de toneladas, divididos em duas safras: 1ª safra (30,12 milhões de toneladas) e 2ª safra (48,28 milhões de toneladas), cultivado numa área aproximada de 15,16 milhões de hectares (6,2 e 9,0 milhões de ha, respectivamente na 1ª e 2ª safra) e isso representa

39,3% do total de grãos produzidos no Brasil nesta safra (CONAB, 2015). De acordo com essas informações, a produtividade média brasileira de 5,2 toneladas de milho por há. Entretanto países como Chile e Estados Unidos alcançam produtividade média de 10,6 e 10,0 t/ha respectivamente.

O uso de fertilizantes e práticas de cultivo são fatores que contribuiram para o crescimento da produção mundial de milho nos últimos anos (Ciampitti e Vyn, 2012). Entretanto, o desenvolvimento de programas de adubação para culturas agrícolas deve ser precedido pelo conhecimento das consequências de deficiências nutricionais sobre o crescimento e o desenvolvimento das plantas (Silva et al., 2009). Para Argenta et al. (2002), o monitoramento do nível adequado de nutriente no milho tem como objetivo diagnosticar a necessidade ou não de sua aplicação, visto que o emprego de altas doses de nutriente, especialmente de nitrogênio (N), pode contaminar as águas superficiais e subterrâneas, uma vez que os riscos de poluição ambiental decorrentes da adubação nitrogenada podem ser elevados, especialmente em condições de intensa precipitação e altas doses de adubação (Amado e Mielniczuk, 2000). Não bastasse o custo ambiental, os fertilizantes são adquiridos a um custo cada vez mais alto pelos produtores, onerando a produção de alimentos (Oliveira et al., 2009).

Resultados têm mostrado que o N é o nutriente exigido em maior quantidade pela cultura do milho, sendo o que mais frequentemente limita a produtividade de grãos (Pavinato et al., 2008). Sua deficiência manifesta-se na fase de crescimento intenso (Fornasieri Filho, 1992). O crescimento é retardado e lento, e as plantas tem uma aparência não viçosa. As folhas mais velhas da planta são as primeiras a serem afetadas, uma vez que o N transloca-se de regiões mais velhas para as mais jovens, que crescem ativamente (Epstein e Bloom, 2006).

A avaliação do estado nutricional de espécies vegetais tem sido amplamente utilizada e discutida, no intuito de possibilitar intervenções mais precisas em sistemas de produção vegetal, por meio de práticas de manejo e adubação (Urano et al., 2006). Porém o uso da diagnose foliar como método para a avaliação do estado nutricional possui certas limitações que devem ser mais bem analisadas, para se fazer o procedimento correto do emprego da técnica (Salvador et al, 1999). A diagnose visual também pode ser utilizada para a identificação de deficiência nutricional, mas sua precisão depende da experiência do observador e pode ser passível de erros (Baesso et al., 2007).

Na avaliação do estado nutricional das plantas, diversos métodos podem ser empregados, entretanto, há de se considerar a rapidez e segurança dos mesmos (Neves et al., 2005). Diferentes sistemas portáteis (© Hydro-N-Tester da Yara, ou © SPAD da Minolta) permitem a medição do teor de clorofila de folhas com base na transmitância ou reflectância das folhas em bandas de ondas específicos, uma vez que existe uma relação entre o teor de clorofila e a concentração de N foliar (Lemaire, et al., 2008). No entanto, Peng et al. (1993) mostraram que a estimativa da concentração

de N foliar era muito sensível a variações da folha, ambiente e cultivares. Em função disso, nos últimos anos surgiram estudos utilizando análise de imagens digitais foliares (visão artificial) para diagnosticar sintomas de deficiências nutricionais.

Um sistema de visão computacional ou artificial é como um conjunto de métodos e técnicas de sistemas de computador que são capazes de interpretar imagens (Punam e Udupa, 2001). A deficiência de cada nutriente produz sintomas característicos nas folhas, tais como: perda de pigmentação, necrosidade, menor crescimento, alteração na textura da superfície, etc. A análise de imagens digitais pode ser capaz de identificar estas características e associá-las a uma ou mais carências de nutrientes na planta, em híbridos de milho, podendo assim determinar a melhor época de aplicação e o nutriente necessário a ser aplicado (Wu et al., 2014).

Baesso et al. (2007) estudaram o uso de índices espectrais, obtidos a partir de imagens digitais coloridas para análise de imagens, para discriminar feijoeiros submetidos a diferentes doses de N. Silva et al. (2014) estudando métodos de extração de características para identificação de deficiência de magnésio em um único híbrido de milho, concluíram que a análise de imagens digitais coloridas foi eficiente para diagnosticar as doses do nutriente estudado, atingindo 75,5% de acertos no estágio V4 (4 folhas completamente desenvolvidas). Romualdo et al. (2014) estudando também métodos de extração de características de imagens digitais coloridas para identificação de deficiência de N em um híbrido de milho, encontraram elevadas taxas de acertos dos métodos utilizados, chegando a 82,5% e 96,5% de acertos nos estádios V4 e R1 respectivamente. Romualdo et al. (2018), estudaram também índices espectrais para identificação de deficiência de nitrogênio em plantas de milho. Luz et al. (2018) usaram análise de textura de imagens para identificar a deficiência de boro no milho. Devecchio et al. (2022), estudaram métodos baseados na análise de textura de imagens para identificação de deficiência de cálcio em folhas de milho em casa-de-vegetação.

Outros estudos também foram realizados nos últimos anos utilizando análise de imagens digitais. Meyer et al. (1988) testaram um sistema de visão artificial para estimar a cobertura do solo e concluíram que em solos úmidos a imagem apresentou melhor contraste que em solos secos. Han e Hayes (1990) desenvolveram um procedimento para análise de imagem, com o objetivo de determinar a cobertura do solo (resíduos e/ou plantas) utilizando a informação textural da imagem e concluíram que o algoritmo foi capaz de quantificar a porcentagem de solo coberto, com acurácia e sem influência do erro humano e, ainda, que a classificação de imagens utilizando a textura pode separar resíduos/plantas do solo. Varella et al. (2002) determinaram a cobertura do solo por análise de imagens e redes neurais e apresentaram índice de exatidão global médios na classificação de 82,1%.

Assim, o aprimoramento dos métodos de identificação de deficiência nutricional de plantas, aliado à necessidade de melhorias na eficiência do uso dos nutrientes presentes no solo ou aplicados via adubação, para obtenção de altas produtividades pelas culturas, tem levado a busca por novas tecnologias, seja do ponto de vista agrônomo, econômico ou ambiental. Portanto, o desafio é desenvolver práticas agronomicamente eficientes e respeitadoras do ambiente que são aplicáveis a centenas de agricultores, com elevadas produtividades e que proporcionem redução das perdas de nutriente (Wu et al., 2014).

2 OBJETIVOS

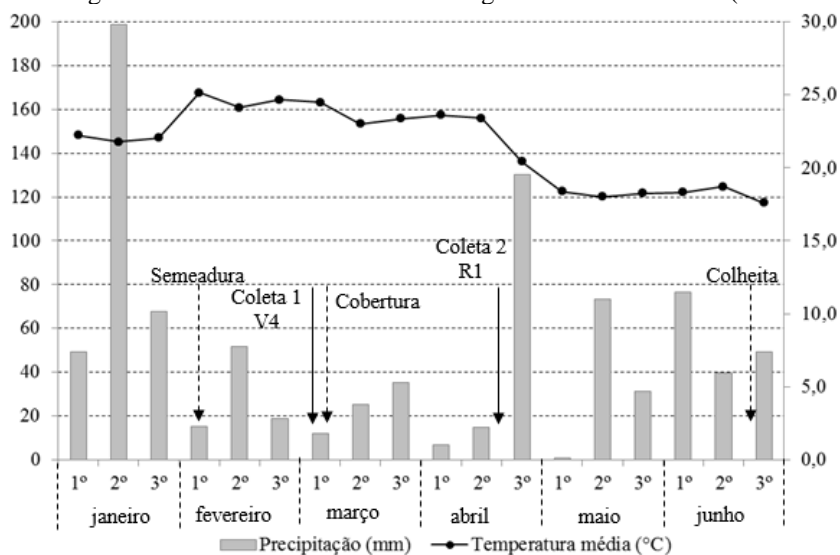
O objetivo deste trabalho foi verificar métodos de extração de características de imagens digitais foliares, baseados em padrões de textura da folha e em índices espectrais, para a identificação de níveis de nitrogênio (N) em híbridos de milho (*Zea mays* L.) nos estádios V4 e R1, cultivados no campo.

3 MATERIAL E MÉTODOS

Local do experimento e cultura estudada

O trabalho experimental foi realizado na Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos (FZEA/USP), campus de Pirassununga/SP. A cultura estudada foi a do milho (*Zea mays* L.) conduzida no campo, em área de baixa fertilidade, em Neossolo Quartzarênico (RT) classificado de acordo com a EMBRAPA (2013), localizado no campo 120 da FZEA/USP, temperatura média igual a 21,6 C e precipitação do período experimental de 896,4mm. Os dados meteorológicos de precipitação e temperatura média do período experimental estão apresentados na Figura 1.

Figura 1. Precipitação (mm) e temperatura média (°C) descendias no período de janeiro a junho de 2012, obtidos dos dados da estação meteorológica da Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos (FZEA/USP).



As características químicas do solo da área experimental estão apresentadas na Tabela 1. O solo apresentava 86,0 e 90,0 g kg⁻¹ de argila e 888 e 877 g kg⁻¹ de areia respectivamente nas camadas de 0-0,2m e 0,2-0,4m.

Tabela 1. Análise química do solo da área experimental na camada 0,0-0,20m.

pH	P (res)	S	K	Ca	Mg	Al	H+Al	M.O	SB	CTC	V	m	B	Cu	Fe	Mn	Zn
	mg/dm ³				mmolc/dm ³			g/kg	mmol _c /dm ³		%			mg/dm ³ (ppm)			
5,1	6	6	0,4	12	7	1	22	21	19	41	47	3	0,4	4,6	6	7,6	0,8

Anteriormente à semeadura (90 dias antes), foi aplicado 1,5 ton.ha⁻¹ de calcário (CaO=35,5%; MgO=10% e PRNT=65%) para elevação da saturação por bases (V) a 70%, conforme recomendação de Raij e Cantarella (1996) para a cultura do milho.

Tratamentos

Os tratamentos constaram de 4 (quatro) doses de adubação: D1 = omissão completa do nutriente, D2 = 50% da dose recomendada, D3 = 100% da dose recomendada e D4 = 200% da dose recomendada (dose excedente) e 3 (três) híbridos de milho: DKB390 PrórR2® (H1), Pioneer 30F35® (H2) e Syngenta Status® (H3). As doses de nutrientes correspondem respectivamente a 0, 70, 140 e 280 kg ha⁻¹ de.

As adubações de plantio e cobertura foram estabelecidas com base na análise inicial do solo e de acordo com a recomendação de Raij e Cantarella (1996) para a cultura do milho para uma produtividade esperada de 10-12 toneladas por hectare. As fontes de nutrientes utilizadas foram uréia protegida (45% de N), cloreto de potássio – KCl (60% de K₂O), superfosfato simples (18% de P₂O₅).

Instalação e condução do experimento

O milho foi semeado manualmente com auxílio de régua (6 sementes/metro). A adubação de cobertura foi realizada aproximadamente 30 dias após a semeadura, quando as plantas estavam no estágio V4, manualmente em superfície ao lado da linha de plantio utilizando uréia protegida e KCl, e foi levemente incorporada ao solo para evitar possíveis perdas de N por volatilização. Cada parcela apresentava 6 (seis) linhas de 6 metros (m) cada linha e espaçamento de 0,8m nas entrelinhas, resultando numa área útil de 28,8m² por parcela.

Avaliações

Foram coletadas amostras foliares para análise química. Essas amostras, num total de 6 (seis) subamostras por parcela, foram colhidas em 2 (dois) estádios: V4, estádio antecedente à adubação de cobertura, e R1, estádio indicado para amostragem de folhas para análise química do milho (Raij e Cantarella, 1996). Foi coletada a folha indicativa do estádio (FI) de desenvolvimento do milho (folha 4 e folha oposta e abaixo da espiga, respectivamente em V4 e em R1).

A FI foi coletada com auxílio de uma tesoura e levada para o laboratório para a digitalização da imagem. Após a digitalização, as 6 (seis) subamostras de cada parcela foram agrupadas compondo uma única amostra e posteriormente, foram lavadas com água deionizada, levadas à estufa de circulação forçada, a 65°C até peso constante e moídas em moinho tipo Wiley e encaminhadas ao laboratório para determinação da concentração de N segundo métodos descritos por Bataglia et al. (1983). Na última coleta (R1), após a digitalização da imagem, foram separadas os terços médios e retirada a nervura central das folhas para análise química foliar.

O delineamento experimental foi em blocos casualizados em esquema fatorial 4x3 (quatro doses de nutrientes e três híbridos de milho), em 4 (quatro) blocos. Nos casos em que o teste F foi significativo somente para N_j, foi realizada uma única análise de regressão para todos os híbridos. Nos casos em que o teste F foi significativo para N_{Hij}, ou seja, se houve interação entre os híbridos estudados e as doses de N aplicadas, o desdobramento visou estudar as doses dentro do H_i. Neste caso, foram realizadas 3 (três) análises de regressão, sendo 1 (uma) para cada híbrido, que foram avaliadas através da significância dos coeficientes de regressão. Os coeficientes do modelo de regressão foram testados pelo teste t, e a probabilidade da significância estatística de 5%.

Digitalização das imagens

A digitalização da imagem das folhas foi realizada utilizando um scanner de mesa convencional de alta resolução (HP scanjet 3800) com até 9600 DPI (dot per inch – pontos por polegada). As folhas foram digitalizadas com 1200 DPI e armazenadas no computador em formato sem compressão TIFF (Tag Image File Format), para posterior processamento.

A coleta de folhas para digitalização da imagem foi realizada em 2 (dois) estádios de desenvolvimento: V4 (plantas de milho com 4 folhas totalmente expandidas) e R1 (embonecamento do milho). De acordo com Fancelli (1986), é no estádio V4 que é definido o potencial produtivo do milho; além disso, a adubação de cobertura de N e K no milho é realizada quando as plantas estão com 5-6 folhas completamente expandidas (Raij e Cantarella, 1997). O estádio R1 é o estádio de desenvolvimento indicado por Raij e Cantarella (1997) para amostragem de folhas para análise química no milho.

Após serem removidas das plantas, as FI foram limpas com auxílio de um papel toalha a fim de retirar o excesso de poeira e/ou sujeira das folhas, que pudesse interferir na qualidade da imagem. Após a limpeza, as folhas correspondentes a cada dose foram colocadas lado a lado no leitor do scanner, cobertas com uma folha sulfite branca e em seguida procedeu-se a digitalização.

Processamento das imagens

Depois de obtidas as imagens foliares das amostras (aquisição da imagem), foram realizadas as etapas: (1) segmentação, que consiste na subdivisão da imagem em regiões distintas, através de propriedades básicas, (2) extração de características e (3) classificação das imagens (Bruno, 2000; Gonzalez e Woods, 1993).

O estudo para ajustar o melhor método de análise de imagens foliares para determinação de sintomas de deficiência dos nutrientes estudados nos híbridos de milho foi realizado utilizando 2 (duas) metodologias: (a) análise de padrões de textura e (b) índices espectrais. Cada metodologia estudada buscou encontrar diferenças entre as imagens das folhas em cada dose e assim indentificá-las. Quanto maior a porcentagem de acertos dessa identificação, melhor a qualidade e precisão do método na classificação de sintomas de deficiência.

a) Análise de padrões de textura

Para as análises utilizando padrões de textura, as imagens foram processadas utilizando sistema computacional MATLAB® 8.1.0.604 (R2013a), 64-bit, com o pacote de ferramentas para processamento de imagens. De cada parte da folha digitalizada foram extraídas, de forma aleatória e automática, “janelas” da superfície da folha, que seriam pequenas subdivisões (ou blocos) da imagem em regiões distintas (Figura 3.3.2), num total de 200 janelas para cada dose de nutriente. Cada janela extraída, que apresentou dimensões de 80x80 pixels.

Os métodos de extração de características para análise de textura avaliados foram: Fourier, Descritor Fractal (Fractal), Local Binary Pattern (LBP), Gabor Wavelets (GW) e Gabor Wavelets + Fractal Descriptors (GWF), utilizando imagens em escala de cinza. Para todos os métodos de extração estudados foi utilizado o método de classificação K-vizinhos mais próximos (KNN) e a redução de dimensionalidade do vetor de características usando “análise de componentes principais” (PCA).

Foram realizadas 3 (três) abordagens:

Abordagem 1: Verificar a classificação de todas as doses, com híbridos isoladamente. Nesta abordagem consideraram-se 04 classes para cada híbrido (D1, D2, D3 e D4), sendo cada classe com 200 janelas, totalizando 800 janelas classificadas.

Abordagem 2: Verificar a classificação de todas as doses independentemente dos híbridos. Nesta abordagem consideraram-se 04 classes (D1, D2, D3 e D4), sendo cada classe com 600 janelas, totalizando 2400 classificadas.

Abordagem 3: Verificar a classificação de todas as doses e híbridos simultaneamente. Nesta abordagem consideraram-se 12 classes (H1D1, H1D2, H1D3, H1D4, H2D1, ..., H2D4, H3D1 ... H3D4), sendo cada classe com 200 janelas, totalizando 2400 classificadas.

Posteriormente, foi gerada a Porcentagem de Acerto Global (PAG), que indica a porcentagem de imagens identificadas corretamente pelo classificador; bem como o desvio padrão das classificações ou o “standard deviation” (std), que de acordo com Witten et al. (2011), estabelece uma medida de erro de classificação. Cada experimento foi rodado 10 vezes (“cross-validation 10-fold” ou validação cruzada 10-pastas). Aleatoriamente foi separado o conjunto de dados em 10 grupos e foi classificado 1 contra 9 (1 teste vs 9 treinamento). Esse processo foi repetido 10 vezes, variando o conjunto de teste. A taxa de acerto global obtida foi a média das 10 taxas de acerto das repetições. O desvio padrão (std) foi o desvio padrão dessas 10 taxas de acerto. Para cada rodada, tomou-se o acerto global e calculou-se o desvio padrão. É importante saber que para cada rodada foram utilizadas 90% das imagens para treinamento e 10% para o teste “cego”. Para cada rodada o conjunto de treinamento e teste foi selecionado ao azar e sem repetição mantendo o número de amostras constantes por cada classe.

b) Análise de índices espectrais obtidos de imagens digitais coloridas

Para as análises utilizando índices espectrais, as imagens foram processadas na Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos (FZEA/USP). Foi utilizado o sistema computacional MATLAB® R2012a com o pacote de ferramentas para processamento de imagens.

No processamento, foram retiradas características das imagens, condensando a informação nelas contidas. Dessa maneira, em vez de se utilizar a imagem original, utilizou-se um vetor com características que representa a informação desejada. O uso de características de 4 (quatro) índices espectrais levam a informação desejada para classificar o nível de deficiência de N na planta. Esses 4 índices espectrais calculados foram:

$$EVd = \frac{2 \cdot Vd - Vm - Az}{Vm + Vd + Az}$$
$$Vern = \frac{Vm}{Vm + Vd + Az}$$
$$Vn = \frac{Vd}{Vm + Vd + Az}$$
$$Rvv = \frac{Vd}{Vm}$$

em que,

EVd = excesso de verde;
Vd = média dos pixels na banda do verde;
Az = média dos pixels na banda do azul;
Vm = média dos pixels na banda do vermelho;
Vern = vermelho normalizado;
Vn = verde normalizado; e
Rvv = razão verde-vermelho.

Essas características foram calculadas da janela da imagem que representava a reflectância da folha.

Depois de obtidas as imagens foliares (aquisição da imagem), foram realizadas as etapas: (1) segmentação, (2) extração de características e (3) classificação das imagens (Gonzalez e Woods, 1993).

A etapa de segmentação para a análise de imagens através de índices espectrais foi realizada de forma aleatória e manualmente. Para cada híbrido e para cada repetição experimental, foram recortadas 10 janelas de 20x20 pixels, sendo que cada pixel teve o tamanho de 0,27mm, totalizando 40 janelas por dose de nutriente para cada híbrido, e conseqüentemente 160 janelas (4 doses x 4 repetições x 10 janelas) por híbrido. Para cada híbrido, foram recortados 4 (quatro) repetições de janelas de 1 a 40.

O vetor de características foi utilizado como variável de entrada de um classificador para discriminar as doses de N. Todas as combinações de índices possíveis foram testadas. A última etapa da análise foi o algoritmo para elaboração e avaliação de classificador estatístico utilizando validação cruzada.

O classificador estatístico também foi utilizado para definição do melhor vetor de características (Tabela 3.3.4). O erro de classificação foi estimado por validação cruzada deixando um de fora (Khattree e Maik, 2000). Uma observação foi separada e as funções discriminantes foram elaboradas com os restantes dos dados (39 amostras). Em seguida, a observação separada foi classificada. Esse procedimento foi repetido sucessivamente para cada amostra, ou seja, todas as 40 observações (4 tratamentos e 10 repetições) de cada dimensão de janela foram testadas.

O erro de classificação foi estimado pela elaboração de uma matriz de confusão (ou matriz de erro), conforme descrito por Congalton (1991). A matriz de confusão indica a quantidade de janelas classificadas corretamente (na diagonal principal) e é importante para se conhecer as classes difíceis de classificar.

A partir da matriz de confusão, também foi possível classificar 2 (dois) tipos de erros de classificação das imagens: erro de omissão (EO), em que a janela não é classificada na classe a qual ela pertence; e erro de inclusão (EI), em que a janela é incluída em uma classe a qual ela não pertence (Baesso, 2005). Neste estudo, os erros de omissão são visualizados nas linhas verticais e os erros de inclusão podem ser observados nas colunas.

A mensuração do desempenho dos classificadores foi determinada pela porcentagem de acerto global (PAG) de classificação e pelo coeficiente Kappa.

A PAG do classificador foi estimada pela seguinte equação:

$$PAG = \frac{CC}{n_t} \times 100$$

em que,

PAG = porcentagem de acerto global; CC = número de amostras classificadas corretamente; e N_t = número total de amostras.

Através da matriz de erro, foi possível usar uma importante ferramenta de avaliação do classificador: o coeficiente Kappa (K). O coeficiente Kappa é uma avaliação bem mais adequada que a PAG, devido ao fato de ser sensível não só à perda de acurácia global como um todo, mas também devido às variações dos erros de omissão e de inclusão (Pedreira e Santos, 1999). O coeficiente Kappa é uma medida de quanto a classificação das imagens foi diferente de uma classificação aleatória (Rosenfield e Fitzpatrick, 1986). Quando o valor do Kappa for positivo, significa que a classificação foi melhor que uma classificação aleatória.

Os valores gerados pelo Kappa vão até 1.0, possibilitando a classificação das imagens da seguinte forma (Adami et al., 2002): < 0 = péssima; $0 - 0.20$ = ruim; $0.20 - 0.40$ = razoável; $0.40 - 0.60$ = boa; $0.60 - 0.80$ = muito boa e $0.80 - 1.0$ = excelente.

O coeficiente Kappa foi estimado pela seguinte equação:

$$\hat{K} = \frac{n_t \sum_{i=1}^c x_{ii} - \sum_{i=1}^c x_{i\oplus} x_{\oplus i}}{n_t^2 - \sum_{i=1}^c x_{i\oplus} x_{\oplus i}}$$

em que,

- \hat{K} = Estimativa do coeficiente Kappa;
- x_{ii} = Valor na linha i e coluna i (diagonal) da matriz de erros;
- $x_{i\oplus}$ = total da linha i (erro de inclusão);
- $x_{\oplus i}$ = total da coluna i (erro de omissão); e
- c = Número total de doses.

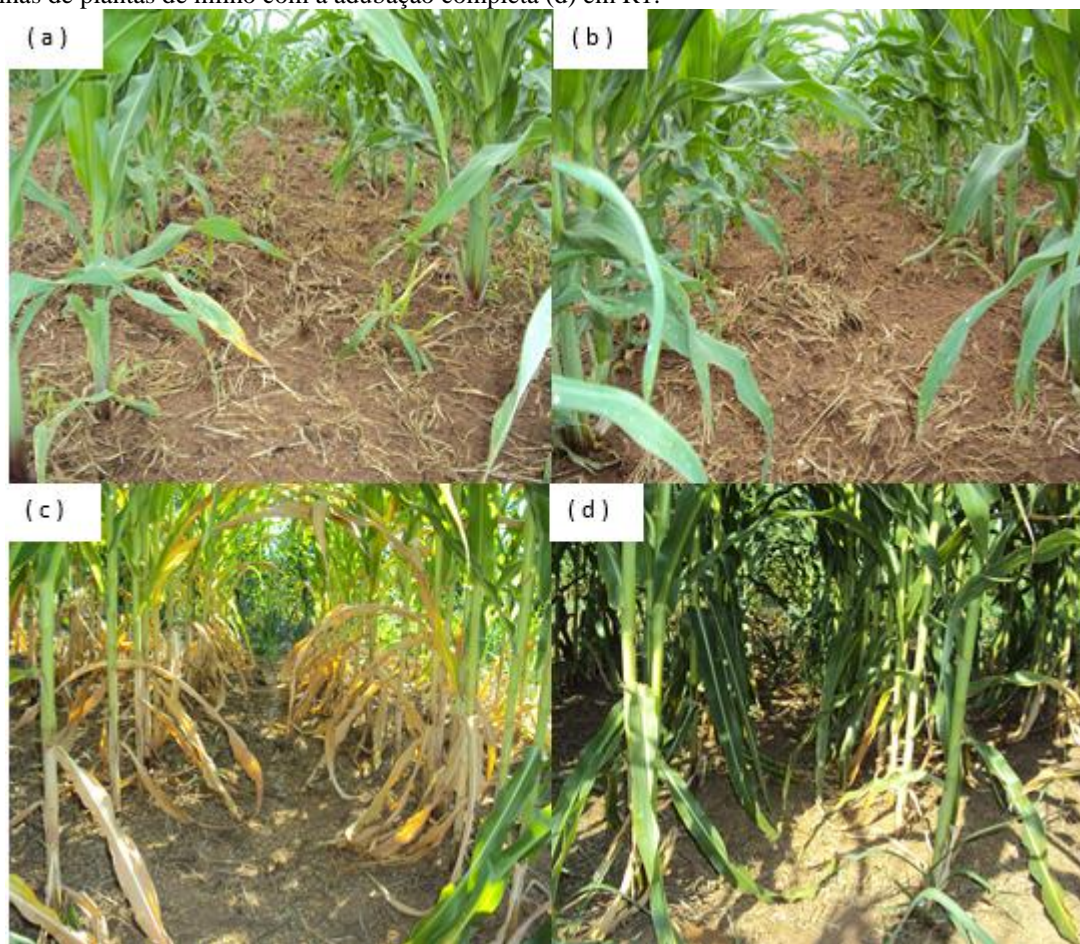
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

a) Diagnose visual e Análise química foliar

Os sintomas visuais de deficiência de N em plantas de milho cultivadas no campo foram observados inicialmente nas folhas mais velhas das plantas que não receberam N na adubação (Figura 1). Foram caracterizados por clorose da ponta para a base da folha na forma de "V" invertido em direção à nervura central, seguida de necrose. Esses sintomas observados estão de acordo com

os relatos por diversos trabalhos descritos na literatura (Romualdo et al., 2014; Epstein e Bloom, 2006; Malavolta, 2006), e é explicado pelo fato de o N ser também um elemento importante na estrutura da clorofila (Havlin et al., 2005).

Figura 1. Estando do milho cultivado sem adubação nitrogenada (a) e com adubação completa (b) aos 30 dias após a semeadura. Requeima” das folhas velhas de plantas de milho com omissão de N na adubação (c) comparada as folhas mais velhas de plantas de milho com a adubação completa (d) em R1.

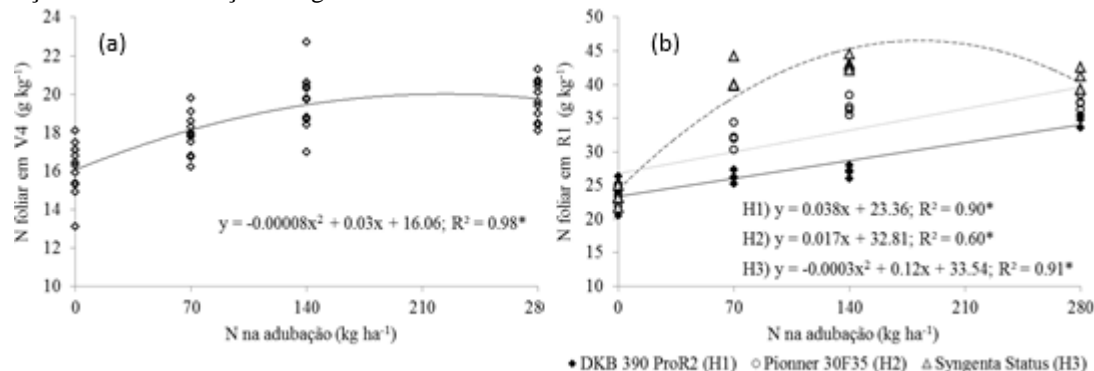


No estágio R1, foi verificado ainda senescência precoce das folhas mais velhas do milho (requeima do milho), além de amarelecimento generalizado das folhas das plantas com omissão completa de N na adubação (Figura 1). Esse sintoma pode ser explicado pelo fato de o N ser um nutriente móvel na planta e que, quando o suprimento desse nutriente é insuficiente, esse se desloca das folhas e órgãos mais velhos para os mais novos. Conseqüentemente, os sintomas de deficiência aparecem inicialmente nas folhas mais velhas e, no milho, é conhecida como “requeima” das folhas baixas (Coelho et al., 2006).

Na Figura 2, pode ser observado que o aumento de N na adubação resultou em maior concentração de N foliar em V4 e em R1, concordando com Romualdo et al. (2014), Izsáki (2009)

e Bruns e Ebelhar (2006), que estudaram o efeito de doses de adubação nitrogenada na concentração de nutrientes no milho.

Figura 2. Concentração de N na folha indicativa de três híbridos de milho em V4 (a) e em R1 (b) em função da concentração de N na adubação. *Significativo a 5%.



b) Análise de imagens: Padrões de textura

Os métodos Fourier e LBP foram os que apresentaram a maior PAG em todos os híbridos e nos 2 (dois) estádios de desenvolvimento estudados (Tabela 2). A identificação de deficiência foi melhor no estágio R1 do que no V4 para os híbridos H2 e H3. Esse resultado concorda com os encontrados por Romualdo et al. (2014). No estágio V4, foi observada porcentagem de acertos de 69% (Fourier) e de 68,75% (LBP) no H1; 66,25% (Fourier e LBP) no H2 e 65,75% (LBP) e 63,5% (Fourier). Entretanto, no estágio R1, a PAG foi de 69,0% (Fourier) e 64,75% (LBP) no H1; 86,5% (LBP) e 77,25% (Fourier) no H2 e 90,75% (LBP) e 87,5% (Fourier) no H3.

Tabela 2. Porcentagem de acerto global (PAG) e desvio padrão (std) dos métodos de extração de características baseados em padrões de textura de imagens da FI de 3 híbridos de milho isoladamente (Abordagem 1) nos estádios V4 e R1 submetidos a doses de N e cultivados no campo.

Nitrogênio								
V4								
H1			H2			H3		
Método	PAG	std	Método	PAG	std	Método	PAG	std
LBP	69,00	3,38	Fourier	66,25	6,59	LBP	65,75	9,72
Fourier	68,75	9,67	LBP	66,25	6,04	Fourier	63,50	8,01
GW	46,00	5,68	GW	47,00	5,99	GW	49,00	3,94
Fractal	45,00	6,04	Fractal	43,63	6,02	Fractal	44,88	5,32
GWF	44,50	4,72	GWF	43,38	5,34	GWF	44,13	4,17
R1								
H1			H2			H3		
Método	PAG	std	Método	PAG	std	Método	PAG	std
Fourier	69,00	4,60	LBP	86,50	5,03	LBP	90,75	4,26
LBP	64,75	9,39	Fourier	77,25	6,61	Fourier	87,50	6,12
GW	44,88	6,19	GW	44,63	6,67	GW	45,38	5,21
Fractal	42,13	6,35	Fractal	42,38	3,56	Fractal	38,75	6,26
GWF	34,00	4,71	GWF	33,00	5,04	GWF	30,50	5,66

LBP - Local Binary Pattern, GW - Gabor Wavelets e GWF - Gabor Wavelets + Fractal Descriptors.

Na abordagem 2, quando a classificação das imagens foi realizada independentemente dos híbridos, houve uma redução significativa na PAG em relação ao estudo individualizado dos híbridos, nas plantas com doses de N na adubação, bem como nos estádios V4 e R1 (Tabela 3).

Tabela 3. Porcentagem de acerto global (PAG) e desvio padrão (std) dos métodos de extração de características baseados em padrões de textura de imagens, classificando todas as doses de N em na adubação independente dos híbridos (Abordagem 2) nos estádios V4 e R1 no campo.

Nitrogênio					
V4			R1		
Método	PAG	std	Método	PAG	std
LBP	46,21	3,67	Fourier	45,29	1,39
Fourier	45,37	3,25	LBP	38,83	2,81
GW	44,96	3,03	GW	37,71	3,09
Fractal	41,67	3,75	Fractal	35,17	3,38
GWF	41,50	3,4	GWF	31,75	4,36

LBP - Local Binary Pattern, GW - Gabor Wavelets e GWF - Gabor Wavelets + Fractal Descriptors.

Não foi observada diferença significativa entre os métodos de extração de características para a identificação de deficiência de N nos híbridos no estágio V4 conduzidos no campo com doses de N na adubação. Os métodos apresentaram PAG entre 41,5% a 46,21% (Tabela 3).

No estágio R1, com a classificação realizada independente dos híbridos, o método Fourier apresentou a melhor PAG (45,29%), para os híbridos conduzidos no campo com doses de N na adubação.

Na Abordagem 3 (classificação das imagens da FI realizada com todos os híbridos simultaneamente), nota-se redução na PAG de todos os métodos de extração de características avaliados, quando comparada à classificação das imagens na Abordagem 1 (híbridos isolados) e na Abordagem 2 (classificação das imagens independente dos híbridos), para a FI dos híbridos conduzidos com doses de N (Tabela 4).

Tabela 4. Porcentagem de acerto global (PAG) e desvio padrão (std) dos métodos de extração de características baseados em padrões de textura de imagens da FI de 3 híbridos de milho analisados simultaneamente (Abordagem 3) nos estádios V4 e R1 submetidos a doses de N na adubação conduzidos no campo.

Nitrogênio					
V4			R1		
Método	PAG	std	Método	PAG	std
Fourier	35,67	2,64	Fourier	31,67	2,69
LBP	34,46	3,06	LBP	22,92	3,87
GW	32,58	3,69	GW	21,96	3,22
Fractal	30,17	2,27	Fractal	19,58	1,68
GWF	28,63	3,35	GWF	15,42	1,99

No estádio V4, os métodos Fourier, LBP e GW apresentaram a melhor classificação de doses de N na FI de híbridos de milho conduzidos no campo. Entretanto, no estádio R1, o método que apresentou a melhor classificação de deficiência de N foi o Fourier, com PAG igual a 31,67%.

Em todos os métodos estudados a porcentagem de acertos (PAG) foi superior no estádio V4 (Tabelas 3 e 4), concordando com resultados obtidos por Silva et al. (2014) que, estudando métodos de extração de características para identificação de deficiência de Mg em um híbrido de milho, verificaram a melhor classificação de imagens no estádio V4. Deveschio et al. (2022) também verificaram melhores resultados no estádio V4 para identificação de deficiência de cálcio em milho através de análise de imagens com o método Dimensão Fractal Volumétrica com análise canônica. Luz et al. (2018) usaram descritores de textura para identificação de deficiência de boro no milho em casa de vegetação e verificaram que os melhores acertos globais foram encontrados nas folhas novas no estádio R1, usando Fourier como o descritor de textura.

c) Análise de imagens: Índices espectrais

No estádio V4, as imagens de folhas de milho submetidos a doses de N apresentaram uma classificação razoável para o H1 e H3, apresentando Kappa iguais a 0,27 e 0,37 e PAG igual a 45% e 53% respectivamente. As imagens do H2 mostraram classificação ruim (PAG = 35% e Kappa = 0,11).

De acordo com Adami et al. (2002), pode-se dizer que para o H1 a classificação das imagens foi considerada razoável em 6 (seis) casos e ruim em 7 (sete) casos. Para o H2 todas as combinações de índices avaliados apresentaram classificação ruim. O H3 apresentou 8 (oito) casos classificados como razoável e 5 (cinco) classificados como ruim (Tabela 5).

Considerando os critérios estabelecidos por Adami et al. (2002), a classificação melhorou do estádio V4 (Tabela 5) para o estádio R1 (Tabela 6) para os híbridos cultivados no campo.

Tabela 5. Porcentagem de acerto global (PAG) e índice Kappa para cada combinação de índices espectrais utilizados como vetor de características da folha indicativa de 3 híbridos de milho no estádio V4 submetidos a doses de N na adubação no campo.

Índices espectrais	H1		Índices espectrais	H2		Índices espectrais	H3	
	PAG	Kappa		PAG	Kappa		PAG	Kappa
Rvv	45	0,27	Evd	35	0,11	Rvv	53	0,37
Evd, Vern, Vn e Rvv	45	0,27	Vn	35	0,11	Vern, Vn e Rvv	50	0,33
Evd, Vern e Vn	43	0,23	Evd e Vern	28	0,01	Evd, Vern, Vn e Rvv	45	0,27
Vern, Vn e Rvv	43	0,23	Evd e Rvv	28	0,01	Evd e Vern	43	0,23
Evd e Rvv	40	0,20	Vern e Vn	28	0,01	Evd e Rvv	43	0,23
Vn e Rvv	40	0,20	Vern e Rvv	28	0,01	Vern e Vn	43	0,23
Vern e Rvv	38	0,17	Vn e Rvv	28	0,01	Vern e Rvv	43	0,23
Evd	35	0,13	Evd e Vn	28	0,01	Vn e Rvv	43	0,23
Vern	35	0,13	Vern	20	0,00	Evd, Vern e Vn	35	0,13

Vn	35	0,13	Rvv	20	0,00	Evd	30	0,07
Evd e Vern	35	0,13	Evd, Vern e Vn	23	0,00	Vn	30	0,07
Evd e Vn	35	0,13	Vern, Vn e Rvv	25	0,00	Evd e Vn	28	0,03
Vern e Vn	35	0,13	Evd, Vern, Vn e Rvv	25	0,00	Vern	20	0,00

Tabela 6. Porcentagem de acerto global (PAG) e índice Kappa para cada combinação de índices espectrais utilizados como vetor de características da folha indicativa de 3 híbridos de milho no estádio R1 submetidos a doses de N na adubação no campo.

Índices espectrais	H1		Índices espectrais	H2		Índices espectrais	H3	
	PAG	Kappa		PAG	Kappa		PAG	Kappa
Vern, Vn e Rvv	70	0,60	Vern, Vn e Rvv	53	0,37	Evd e Vern	65	0,53
Evd, Vern, Vn e Rvv	58	0,43	Rvv	50	0,33	Evd e Rvv	65	0,53
Evd e Vern	53	0,37	Vern	43	0,23	Vern e Vn	65	0,53
Evd e Rvv	53	0,37	Evd, Vern e Vn	43	0,23	Vn e Rvv	65	0,53
Vern e Vn	53	0,37	Evd e Vern	38	0,17	Vern e Rvv	63	0,50
Vern e Rvv	53	0,37	Evd e Rvv	38	0,17	Evd, Vern e Vn	63	0,50
Vn e Rvv	53	0,37	Vern e Rvv	38	0,17	Vern, Vn e Rvv	60	0,47
Evd, Vern e Vn	50	0,33	Vn e Rvv	38	0,17	Evd, Vern, Vn e Rvv	58	0,43
Vern	45	0,27	Evd e Vn	35	0,13	Vern	55	0,40
Rvv	43	0,23	Vern e Vn	35	0,13	Evd	48	0,30
Evd	23	-0,03	Evd, Vern, Vn e Rvv	35	0,13	Vn	48	0,30
Vn	23	-0,03	Evd	20	-0,07	Rvv	40	0,20
Evd e Vn	20	-0,07	Vn	20	-0,07	Evd e Vn	40	0,20

Evd - excesso de verde; Vern - vermelho normalizado; Vn - verde normalizado; Rvv - razão verde-vermelho.

Esses resultados concordaram com os obtidos por Baesso (2005) que, avaliando os índices espectrais das imagens como características para discriminar diferentes concentrações de N em folhas de feijoeiro, também observou melhora na classificação de imagens das folhas de plantas em estádio mais avançado em relação aos estádios anteriores avaliados.

As imagens de folhas de milho no estádio R1 submetidos a doses de N (Tabela 6) apresentaram uma classificação muito boa para o H1 e boa para o H3, com Kappa iguais a 0,60 e 0,53 respectivamente e classificação razoável para o H2. Observou-se pela PAG desses resultados, que 70% das janelas foram classificadas corretamente em H1, 53% das janelas foram classificadas corretamente em H2 e 65% foram classificadas corretamente em H3.

Na Tabela 6, observa-se ainda que no H1 a classificação foi considerada muito boa em 1 (um) caso, boa em 1 caso, razoável em 8 (oito casos) e péssima em 3 (três) casos. No H2, foi razoável em 4 (quatro), ruim em 7 (sete) casos e péssima em 2 (dois) casos. Para o H3, a classificação foi considerada boa para 9 (nove) casos e razoável em 4 (quatro).

Pode ser observado também na Tabela 6, que os índices “Evd”, “Vn” no H1 e H2 e a combinação “Evd e Vn” no H1 apresentaram Kappa negativo, indicando que a classificação por

esses índices foi pior do que a aleatória. No estágio V4, pode-se observar que a maior dificuldade de classificação no H1 foi para as doses 0 e 140 kg ha⁻¹ de N (D1 e D3 respectivamente) (Tabela 7). Na D1, 90% das janelas analisados foram classificados em uma classe incorreta (EO = 90%) e na D3 o erro de omissão foi de 70%, ou seja, 70% das janelas analisadas foram classificados em uma classe a qual ela não pertencia. Para o H2, as 2 (duas) classes de plantas com omissão de nutrientes (0 e 70 kg ha⁻¹ de N) foram as mais difíceis de serem classificadas; tanto que 92% e 100% das janelas de folhas dos híbridos com 0 e 70 kg ha⁻¹ de N, respectivamente, foram classificadas incorretamente. Para o H3, foi a dose de 140 kg ha⁻¹ de N (D3) que apresentou maior dificuldade de classificação (EO = 90%).

Tabela 7. Matriz de confusão obtida a partir da combinação de índices espectrais que apresentaram a melhor classificação das imagens da folha indicativa de 3 híbridos de milho no estágio V4 submetidos a doses de N na adubação no campo.

	H1					H2					H3				
	D1	D2	D3	D4	EO (%)	D1	D2	D3	D4	EO (%)	D1	D2	D3	D4	EO (%)
D1	1	6	2	1	90	1	0	7	4	92	8	0	2	0	20
D2	4	6	0	0	40	3	0	3	4	100	0	8	1	1	20
D3	0	3	3	4	70	2	0	7	1	30	4	3	1	2	90
D4	1	0	1	8	20	1	1	2	6	40	1	5	0	4	60
EI (%)	83	60	50	38		86	100	63	60		38	50	75	43	

Obtidas através das combinações “Rvv” e “Evd, Vern, Vn e Rvv” para H1; “Evd” para H2 e “Rvv” para H3. EO= erro de omissão e EI = erro de inclusão.

No estágio R1, observou-se que, para o H1, a classe com maior dificuldade de ser classificada foi a D3 (140 kg ha⁻¹ de N), que apresentou EO igual a 40% (Tabela 8). Para o H2 foi a D2 (70 kg ha⁻¹ de N) a classe mais difícil de ser classificada, e para o H3 as classes com maior dificuldade de classificação foram a D1, D2 e D3, apresentando EO igual a 40%, ou seja, 40% das janelas analisados foram classificados em uma classe incorreta.

Tabela 8. Matriz de confusão obtida a partir da combinação de índices espectrais que apresentaram a melhor classificação das imagens da folha indicativa de 3 híbridos de milho no estágio R1 submetidos a doses de N na adubação no campo.

	H1					H2					H3				
	D1	D2	D3	D4	EO (%)	D1	D2	D3	D4	EO (%)	D1	D2	D3	D4	EO (%)
D1	7	2	1	0	30	6	4	0	0	40	6	3	1	0	40
D2	2	8	0	0	20	5	4	1	0	60	1	6	1	2	40
D3	0	1	6	3	40	0	2	5	3	50	1	2	6	1	40
D4	0	0	3	7	30	0	1	3	6	40	0	2	0	8	20
EI (%)	22	27	40	30		45	64	44	33		25	54	25	27	

Obtidas através das combinações “Vern, Vn e Rvv” para H1; “Vern, Vn e Rvv” para H2 e “Evd e Vern”, “Evd e Rvv”, “Vern e Vn” e “Vn e Rvv” para H3. EO= erro de omissão e EI = erro de inclusão.

Esses resultados concordam com os obtidos por Romualdo et al. (2018), que estudando os índices espectrais para identificação de deficiência de nitrogênio em plantas de milho, observaram que os acertos globais foram melhores no estágio V7, comparado com o V4.

5 CONCLUSÕES

Os métodos de extração de características baseados em textura de imagem apresentam melhor desempenho de classificação do que os métodos baseados em índices espectrais. A manifestação dos sintomas de deficiência nutricional para N foi distinta para os híbridos.

A metodologia de extração teve melhor desempenho quando estudada níveis de N isoladamente para cada híbrido, reduzindo a taxa de acertos quando analisou níveis e híbridos conjuntamente.

No campo, existe boa porcentagem de acertos quando os híbridos são estudados individualmente, entretanto quando estudada a abordagem 2, esse acerto diminui muito.

Sugere-se a realização de novos estudos visando aperfeiçoar as metodologias, baseados na textura de imagens e em índices espectrais, para a identificação das imagens no campo.

REFERÊNCIAS

- ADAMI, M.; PINHEIRO, E. S.; MOREIRA, M. A. Aplicação de diferentes algoritmos para a classificação de imagens etm+/landsat- 7 no mapeamento agrícola. in: SIMPÓSIO LATINO AMERICANO DE PERCEPCIÓN REMOTA Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN ESPACIAL, 10., Cochabamba. Anais... Bolívia, 2002.
- AMADO, T. J. C.; MIELNICZUK, J. Estimativa da adubação nitrogenada para o milho em sistemas de manejo e culturas de cobertura do solo. Revista Brasileira de Ciência do Solo. Viçosa, v.24, n.3, p.553-560, 2000.
- ARGENTA, G; SILVA, P.R.F., MIELNICZUK, J.; BORTOLINI, C.G. Parâmetros de planta como indicadores do nível de nitrogênio na cultura do milho. Pesquisa Agropecuária Brasileira. Brasília, v.37, n.4, p.519-527, 2002.
- BAESSO, M. M.; PINTO, F. A. C.; QUEIROZ, D. M.; VIEIRA, L. B.; ALVES, E. A. Determinação do "status" nutricional de nitrogênio no feijoeiro utilizando imagens digitais coloridas. Engenharia Agrícola. Jaboticabal, v.27, n.2, p.520-528, 2007.
- BAESSO, M.M. Análise do status de nitrogênio no feijoeiro utilizando análise de imagens. Viçosa, 2005, 66p. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Viçosa.
- BATAGLIA, O. C.; FURLANI, A. M. C.; TEIXEIRA, J. P. F.; FURLANI, P. R.; GALLO, J. R. Método de análises química de plantas. Campinas: Instituto Agrônomo, 1983. 48 p. (Boletim Técnico, 78).
- BRUNO, O. M. Paralelismo em visão natural e artificial. 2000. Tese (Doutorado) – Instituto de Física de São Carlos, Universidade de São Paulo. São Carlos, 2000.
- BRUNS, A.; EBELHAR, M.W. Nutrient uptake of maize affected by nitrogen and potassium fertility in a humid subtropical environment. Communications in Soil Science and Plant Analysis. v.37, p.275–293, 2006.
- CIAMPITTI, I. A.; VYN T. J. A comprehensive study of plant density consequences on nitrogen uptake dynamics of maize plants from vegetative to reproductive stages. Field Crops Research. V.121, p.2–18, 2011.
- COELHO, A. M.; RIBEIRO, B. N.; RESENDE, F. A.; TEIXEIRA, G. K. P. Eficiência agrônômica do cloreto de amônio e bicarbonato de amônio como fontes de nitrogênio para a cultura do milho. In: CONGRESSO NACIONAL DE MILHO E SORGO, 26.; SIMPÓSIO BRASILEIRO SOBRE A LAGARTADO-CARTUCHO, SPODOPTERA FRUGIPERDA, 2.; SIMPÓSIO SOBRE COLLETOTRICHUM GRAMINICOLA, 1., 2006, Belo Horizonte. Anais. Sete Lagoas: ABMS, Embrapa Milho e Sorgo, 2006. CD-ROM.
- CONAB - Companhia Nacional de Abastecimento. Acompanhamento da safra brasileira de grãos. – v.1, n.3 (2013) – Brasília: Conab, 2013 - v. Mensal Disponível em: <<http://www.conab.gov.br>>. Acesso em 06 mar 2015.
- CONGALTON, R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote sensing thematic accuracy assessment: A compendium, n 37, p.35-46, 1991.
- DEVECHIO, F. F. S., LUZ, P. H. C., ROMUALDO, L. M., HERLING, V.R., MARIN, M.A., BRUNO, O. M., ZUÑIGA, A. M. G. Calcium Deficiency Diagnosis in Maize Leaves Using Imaging Methods Based on Texture Analysis. Journal of Agricultural Science. 14, P.181-190. 2022. doi:10.5539/jas.v14n3p181
- EPSTEIN, E.; BLOOM, A.J. Nutrição mineral de plantas: princípios de perspectivas. Trad. Nunes, M.E.T. Londrina: Editora Planta, 2006. 403p.
- FAO – Food and Agriculture Organization of the United Nations. Disponível em: <<http://faostat.fao.org>>. Acesso em 9 fev. 2015.

FANCELLI, A. L. Plantas alimentícias: guia para aulas, estudo e discussão. Piracicaba: Centro Acadêmico “Luiz de Queiroz”, ESALQ/USP, Piracicaba, 1986. 131p.

FIELD, C. B., CAMPBELL, J. E., LOBELL, D. B. Biomass energy: the scale of the potential resource. *Trends Ecol. Evol.* v.23, p.65–72, 2008.

FORNASIERI FILHO, D. A cultura do milho. Jaboticabal: FUNEP, 1992. 273p.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. Digital Image Processing. Addison-Wesley Publishing Company, 1993. 716p.

HAN, Y.J.; HAYES, J.C. Soil cover determination by image analysis of textural information. *Transactions of the ASAE, St. Joseph*, v.33, n.2, p.681-686, 1990.

HUBERT, B.; ROSENGRANT, M.; VAN BOEKEL, M. The future of food: scenarios for 2050. *Crop Science*. v.50, p.S33–S50, 2010.

IZSÁKI, Z. Effect of nitrogen supply on nutritional status of maize. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*. v.40, p.960–973, 2009.

KHATTREE; R.; MAIK, D.N. Multivariate data reduction and discrimination with SAS software. Cary, NC: SAS Institute Inc., 2000.

LEMAIRE, G.; JEUFFROY, M.H., GASTAL, F. Diagnosis tool for plant and crop N status in vegetative stage Theory and practices for crop N management. *European Journal of Agronomy*. v.28, p.614–624, 2008.

LUZ, P. H. C., MARIN, M. A., DEVECHIO, F. F. S., ROMUALDO, L. M., ZUÑIGA, A. M. G., OLIVEIRA, M. W. S., BRUNO, O. M. Boron deficiency precisely identified on growth stage V4 of maize crop using texture image analysis. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 49, p.159-169, 2018. <https://doi.org/10.1080/00103624.2017.1421644>.

MEYER, G.E.; STEPANEK, D.P.S.; DICKEY, E.C. Electronic image analysis of crop residue cover on soil. *Transactions of the ASAE, St. Joseph*, v.31, n.3, p.968-973, 1988.

NEVES, O.S.C.; CARVALHO, J.G.; MARTINS, F.A.D.; PÁDUA, T.R.P; PINHO, P.J. Use of SPAD-502 in the evaluation of chlorophyll contents and nutritional status of herbaceous cotton to nitrogen, sulphur, iron and manganese (Uso do SPAD-502 na avaliação dos teores foliares de clorofila, N, S, Fe e Mn do algodoeiro herbáceo. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*. v.40, p.517-521, 2005.

OLIVEIRA, A.R.; OLIVEIRA, S.A.; GIORDANO, L.B.; GOEDERT, W.J. Nutrient uptake and response to fertilization of tomato inbred lines (Absorção de nutrientes e resposta à adubação em linhagens de tomateiro). v.27, p.498-504, 2009.

PAVINATO, P.S.; CERETTA, C.A.; GIROTTO, E; MOREIRA, I.C.L. Nitrogênio e potássio em milho irrigado: análise técnica e econômica da fertilização. *Ciência Rural, Santa Maria*, v.38, p.358-364, 2008.

PEDREIRA, B. C.C.G.; SANTOS R. F. dos. Avaliação das escalas de 1:25.000 e 1:100.000 em mapeamentos orientados a planejamentos ambientais. *Caderno de Informações Georreferenciadas*. v.1, n.3, 1999.

PENG, S.; GARCIA, F.V.; LAZA, R.C.; CASSMAN, K.G. Adjustment for specific leaf weight improves chlorophyll meter’s estimate of rice leaf nitrogen concentration. *Agronomy Journal*. v.85, p.987–990, 1993.

PUNAM, K. S.; UDUPA, J. K. Optimum image thresholding via class uncertainty and region homogeneity. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Los Alamitos, v.23, n.7, p.689-706, 2001.

RAIJ, B. van.; CANTARELLA, H. Cereais. In: RAIJ, B.van.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J.A.; FURLANI, A.M.C. (Eds). *Recomendações de adubação e calagem para o Estado de São Paulo*. 2. Ed.rev. Campinas: IAC. 1996. (IAC Boletim Técnico, 100).

ROMUALDO, L. M., LUZ, P. H. C., BAESSO, M. M., DEVECHIO, F. F. S., & BET, J. A. Spectral indexes for identification of nitrogen deficiency in maize. *Revista Ciência Agronômica*, 49, p.183-191. 2018. <https://doi.org/10.5935/1806-6690.20180021>

ROMUALDO, L.M.; LUZ, P.H.C.; DEVECHIO, F.F.S.; MARIN, M.A.; ZÚÑIGA, A.M.G.; BRUNO, O.M.; HERLING, V.R. Use of artificial vision techniques for diagnostic of nitrogen nutritional status in maize plants. *Computers and Electronics in Agriculture*. v.104, p.63–70, 2014.

ROSENFELD, G. H.; FITZPATRICK, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. v.52, p. 223-227, 1986.

SALVADOR, J.M.; MOREIRA, A.; MURAOKA, T. Effect of combined omission of N, P, K and S on foliar macronutrient content of guava seedlings (Efeito da omissão combinada de N, P, K e S nos teores foliares de macronutrientes em mudas de goiabeira). *Scientia Agricola*. v.56, p.501-507, 1999.

SILVA, F. F.; LUZ, P.H.C.; ROMUALDO, L.M.; MARIN, M.A.; ZUÑIGA, A.M.G.; HERLING, V.R.; BRUNO, O.M. A Diagnostic Tool for Magnesium Nutrition in Maize Based on Image Analysis of Different Leaf Sections. *Crop Science*. v.54, 2014.

SILVA, E.B.; TANURE, L.P.P.; SANTOS, S.R.; RESENDE JÚNIOR, P.S. Visual symptoms of nutrient deficiency in physic nut (Sintomas visuais de deficiências nutricionais em pinhão-mansão). *Pesquisa Agropecuária Brasileira*. v.44, p.392-397, 2009.

URANO, E. O. M.; KURIHARA, C. H.; MAEDA, S.; VITORINO, A. C. T.; GONÇALVES, M. C.; MARCHETTI, M. E. Avaliação do estado nutricional da soja. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*. Brasília, v.41, n.9, p.1421-1428, 2006.

VARELLA, C.A.A.; PINTO, F.A.C.; QUEIROZ, D.M.; SENA JÚNIOR, D.G. Soil cover determination using image analysis and neural networks (Determinação da cobertura do solo por análise de imagens e redes neurais). *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*. v.6, p.225-229, 2002.

WU, L.; CHEN, X.; CUI, Z.; ZHANG, W.; ZHANG, F. Establishing a Regional Nitrogen Management Approach to Mitigate Greenhouse Gas Emission Intensity from Intensive Smallholder Maize Production. *Plos One*. v.9, p.1-11, 2014.