

Influência do solo na identificação de doses de nitrogênio em trigo utilizando classificadores multivariados com base em imagens digitais

Darly Geraldo de Sena Junior ¹
Francisco de Assis de Carvalho Pinto ²
Daniel Marçal de Queiroz ²
Enrique Anastácio Alves ²
José Ronaldo Magalhães ³

¹ Universidade Federal de Goiás – Campus de Jataí
Rod. BR 364 km 192 caixa postal 3 - 75.800-000 - Jataí - GO, Brasil
darly.sena@gmail.com

² Universidade Federal de Viçosa
Av. PH Rolfs – Dep. Eng. Agrícola 36.570-000 - Viçosa - MG, Brasil
{facpinto, queiroz}@ufv.br, enrique@vicos.ufv.br

³ Embrapa – Centro Nacional de Pesquisa de Gado de Leite
Rua Eugênio do Nascimento, 610 - 36038-330– Juiz de Fora - MG, Brasil
josemag@cnp.gl.embrapa.br

Abstract. Nitrogen fertilization is a great concern all over the world, specially in cereal crops, due to its economical and environmental implications. The aim of this work was to evaluate the discrimination among levels of nitrogen in wheat plants grown in pots, submitted to five doses of nitrogen, using data extracted from digital images. The images were processed with nine spectral indexes to obtain nine index-images. Multivariate classifiers were developed with the combination of mean pixel value on the images obtained. It was also evaluated if the presence of the soil on the images influences the classification. It was possible to classify the nitrogen doses and the presence of the soil benefits the classification. In this case the best result was with multivariate classifiers, combining the green, red and infrared bands. Without the soil on the images, the best result was with one variable combining the green and infrared bands.

Palavras-chave: image processing, nitrogen, precision agriculture, processamento de imagens, nitrogênio, agricultura de precisão.

1. Introdução

Entre os diversos insumos agrícolas rotineiramente utilizados, nitrogênio é um dos que desperta maiores atenções por parte de produtores e pesquisadores em todo o mundo. Nas condições dos países em desenvolvimento esse interesse decorre do custo relativamente elevado dos fertilizantes nitrogenados e potencial de resposta das culturas. O nitrogênio é indutor de diversos processos metabólicos com efeitos sobre a absorção de macro e micronutrientes e sobre a alocação de matéria e energia pelas plantas (Fernandes e Rossiello, 1986). É ainda o nutriente mineral absorvido em maiores quantidades pela maioria das culturas e como muitas vezes o solo é incapaz de suprir todo o nitrogênio necessário, torna-se obrigatória a utilização de fertilizantes para a obtenção de produtividades adequadas (Dias et al., 1996). De acordo com dados da Secretaria de Política Agrícola / MAPA (MAPA, 2004) em 2003 foram consumidas no Brasil 2,22 milhões de toneladas de fertilizantes nitrogenados de um total de 22,80 milhões de toneladas.

Nos países desenvolvidos, com o custo do fertilizante relativamente menor, a maior preocupação têm sido a contaminação ambiental (Schröder, 2000) pois muitas vezes os produtores aplicam doses excessivas para prevenir redução na produtividade. A dose

excessiva é utilizada pois a quantificação da disponibilidade de nitrogênio no solo é difícil (Dias et al., 1996; Ortiz-Monasterio, 2002). A possibilidade de contaminação advém da grande mobilidade do nitrato no solo, capaz de atingir o lençol freático pela lixiviação. Schröder (2000) afirma que o nitrogênio deve ser utilizado com cuidado para maximizar o retorno econômico, reduzir a susceptibilidade da cultura a pragas e doenças, otimizar a qualidade da cultura, poupar energia e proteger o meio ambiente. Ortiz-Monasterio (2002) sugere que uma das mais importantes contribuições que a pesquisa agrônômica pode realizar para o aumento da eficiência do uso de nitrogênio em trigo irrigado é o desenvolvimento de testes diagnósticos adequados que para auxiliar o produtor a identificar a taxa adequada de N.

Uma estratégia utilizada para identificar a disponibilidade de nitrogênio no solo é utilizar as plantas como indicadoras. Os medidores de clorofila e as técnicas de sensoriamento remoto exploram características espectrais dos pigmentos foliares, especialmente a clorofila. De modo geral, espera-se que a tonalidade de verde das folhas se torne mais intensa com o aumento da disponibilidade de nitrogênio no solo. Entretanto, diferenças genéticas entre cultivares também são reconhecidas por afetar a tonalidade de verde, além de outros fatores como o estágio de crescimento da cultura, o momento e forma de aplicação do nitrogênio (Schepers et al., 1992) e estresse hídrico (Schepers et al., 1996). Além disso, as plantas bem nutridas tendem a um maior desenvolvimento, cobrindo melhor o solo. Nas estratégias que utilizam a medição da reflectância do dossel da cultura a maior ou menor exposição do solo influencia os valores medidos.

Têm sido empregados medidores de clorofila e a medição da reflectância da cultura por meio de radiômetros ou câmeras, porém acredita-se que os sistemas de visão artificial tornem-se a opção mais viável economicamente. A principal desvantagem das câmeras digitais é a menor resolução espectral em relação aos radiômetros, mas é uma limitação que pode ser contornada pela utilização de filtros específicos na câmera.

Sistemas de visão artificial foram utilizados para estimar o teor de nitrogênio em folhas de batata (Borhan e Panigrahi, 1999) e detecção de estresse hídrico em plantas (Kacira et al., 1999) entre outros temas. Embora os desafios para a implementação dos sistemas de visão artificial na área agrícola sejam grandes (Kassler, 2001), apresentam grande potencial de utilização para coleta de dados em agricultura de precisão (Pinto et al., 2001).

Uma forma que tem sido utilizada para avaliar a reflectância do dossel de culturas é a utilização de índices espectrais (Hansen e Schjoerring, 2003). Trata-se de combinações entre bandas espectrais criadas com o objetivo de minimizar variações causadas por fatores externos e promover o realce dos objetos de interesse (Haboudane et al., 2002). De acordo com Schröder et al. (2000), parâmetros obtidos pela combinação da reflectância no vermelho (ou verde) com o infravermelho próximo podem ser bons indicadores da tonalidade de verde da cultura e conseqüentemente do teor de clorofila.

Os diversos índices espectrais encontrados na literatura relacionam-se em maior ou menor grau com determinadas características das plantas ou do dossel, de acordo com as bandas utilizadas na sua composição. Sendo assim, cada um pode carregar um determinado tipo de informação. Esses índices têm sido utilizados em geral isoladamente, mas se utilizados em conjunto podem promover aumento na eficiência de classificação, por carregarem informações diferentes ou complementares.

O objetivo desse trabalho foi avaliar a utilização de dados extraídos de imagens-índice obtidos com 9 índices espectrais para identificação da dose de nitrogênio aplicada em plantas de trigo cultivadas em vasos. Foram avaliados classificadores multivariados criados pela combinação dos diferentes índices espectrais. Buscou-se ainda avaliar a influencia da presença do solo nas imagens sobre a classificação.

2. Material e métodos

Plantas de trigo da cultivar BRS 207 foram cultivadas em vasos para a obtenção de imagens das plantas em condições de iluminação controlada. Essa variedade é recomendada para cultivo com irrigação, em altitudes acima de 400m, em solos com boa fertilidade (Comissão de Pesquisa de Trigo no Brasil-Central, 2002). Foi utilizado um delineamento inteiramente casualizado com cinco tratamentos (0, 30, 60, 90 e 120 kg de N.ha⁻¹). e cinco repetições. Cada parcela foi composta por um vaso. A adubação de plantio foi uniforme, de acordo com os resultados da análise de solos e dois dias após a emergência, procedeu-se à adubação nitrogenada. Os vasos foram mantidos em casa de vegetação até 18 dias após a emergência (DAE) e em seguida transferidos para o exterior para desenvolvimento a sol pleno. Foram semeadas 30 sementes por vaso, e aos 10 e aos 18 DAE procedeu-se ao desbaste, restando ao final dez plantas por vaso.

Foram obtidas simultaneamente imagens coloridas e infravermelhas falsa cor com uma câmera digital Duncantech MS 3100, acoplada a um microcomputador. As imagens foram salvas no formato TIFF (“tagged image file format”) com dimensões de 1392 (H) e 1039 (V) pixels. A lente utilizada, com distância focal de 17mm, permitia o controle manual da abertura do diafragma, sendo que o “f-stop” foi definido em 3,5. A abertura do diafragma, assim como o ganho e tempo de exposição foram definidos por tentativa, observando-se as imagens no monitor do computador.

As imagens foram obtidas aos 43 DAE em condições de iluminação controlada, utilizando uma estrutura com dimensão de 1,50 x 1,50m e 2,00m de altura recoberta com tecido do tipo “blackout”. Utilizou-se um sistema de iluminação composto por oito refletores com lâmpadas halógenas de 150 watts, direcionados para cima para evitar incidência de luz direta sobre as plantas. Os vasos foram posicionados individualmente no interior da estrutura para obtenção das imagens.

As imagens foram processadas utilizando-se o programa computacional Matlab, versão 6.5, e o pacote de ferramentas para processamento de imagens. Foram obtidas nove imagens-índice, a partir de cada par de imagens originais, de acordo com as equações:

$$EVd = \frac{2 \cdot Vd - Vm - Az}{Vm + Vd + Az} \quad (1)$$

$$VdVm = \frac{Vd}{Vm} \quad (2)$$

$$Vdn = \frac{Vd}{Vm + Vd + Az} \quad (3)$$

$$Vmn = \frac{Vm}{Vm + Vd + Az} \quad (4)$$

$$NDVI = \frac{IV - Vm}{IV + Vm} \quad (5)$$

$$GNDVI = \frac{IV - Vd}{IV + Vd} \quad (6)$$

$$VdIV = \frac{Vd}{IV} \quad (7)$$

$$VmIV = \frac{Vm}{IV} \quad (8)$$

$$IVVd = \frac{IV + Vd - Vm - Az}{IV + Vm + Vd + Az} \quad (9)$$

em que,

- EVd = índice do excesso de verde;
- Vd = valor do pixel na banda do verde;
- Vm = valor do pixel na banda do vermelho;
- Az = valor do pixel na banda do azul;
- $VdVm$ = razão verde-vermelho;
- Vdn = verde normalizado;
- Vmn = vermelho normalizado;
- $NDVI$ = índice de vegetação da diferença normalizado;
- IV = valor do pixel na banda do infravermelho próximo;
- $GNDVI$ = índice de vegetação da diferença de verde normalizado;
- $VdIV$ = razão verde - infravermelho;
- $VmIV$ = razão vermelho - infravermelho;
- $IVVd$ = índice do excesso de infravermelho e verde.

Os valores dos pixels nas imagens índice foi considerada como uma estimativa da reflectância do dossel. Para avaliar a influência do solo na classificação foram extraídas duas variáveis de cada imagem índice: a média dos valores dos pixels em toda a imagem e a média dos valores dos pixels representando folhas. Para obter a média dos valores de folhas utilizou-se a imagem obtida pelo processamento com o índice NDVI. A partir dessa imagem índice foi obtida uma imagem binária utilizando-se o método iterativo de limiarização citado por Yang et al. (2001). Nesse método o histograma da imagem é percorrido para encontrar o valor de limiar que promove o maior grau de separação entre duas classes de um histograma bimodal. Os pixels em cada imagem índice que correspondiam aos pixels agrupados na classe de valor unitário na imagem binária foram considerados como representando folhas.

No intuito de avaliar o efeito conjunto dos índices na classificação, as variáveis obtidas nas nove imagens-índice foram combinadas em vetores. Quando o número de amostras é menor ou igual ao número de variáveis o determinante da matriz de covariância é zero (Johnson e Wichern, 1998). Além disso, como ressaltado por Khattree e Naik (2000), quanto maior o número de variáveis envolvidas na classificação maior a amostra necessária para obtenção dos mesmos níveis de precisão, de modo que para amostras pequenas o uso de grande número de variáveis não é recomendado. Como havia apenas cinco repetições e cinco tratamentos (doses de N) o máximo de variáveis combinadas foi três. Foram testadas 129 combinações, sendo nove com os índices isoladamente, 36 com os índices combinados dois a dois e 84 combinações com os índices três a três.

A fim de se obter uma estimativa dos erros de classificação, utilizou-se a técnica de validação cruzada deixando uma amostra de fora. De acordo com Johnson e Wichern (1998), nesse método, $n-1$ amostras das n amostras disponíveis são utilizadas para desenvolver a função discriminante que é então aplicada à amostra deixada de fora. Esse procedimento é repetido para cada uma das n observações de treinamento, e a taxa de erro na classificação é a proporção das amostras que foram classificadas incorretamente.

Classificadores foram desenvolvidos a partir das características extraídas das imagens índice, utilizando-se o programa computacional Matlab, versão 6.5, Assumindo-se que os dados apresentavam distribuição normal e que as probabilidades a priori de ocorrência das classes eram iguais, um vetor desconhecido de valores padronizados x foi designado à classe j cujo valor da função de decisão $d_j(x)$ foi maior do que qualquer outra classe i , ou seja, $d_j(x) > d_i(x)$ (Gonzales & Woods, 1992).

$$d_j(x) = -0,5 \ln[\det(S_j)] - 0,5 [(x - m_j)^T \cdot S_j^{-1} (x - m_j)] \quad (10)$$

em que,

- x = vetor desconhecido a ser classificado;
 S_j = matriz de covariância da classe j ; e
 m_j = média da classe j .

O resultado da classificação de cada combinação foi avaliado elaborando-se a matriz de erros e calculando-se a exatidão global, de acordo com Congalton (1991) e o coeficiente kappa conforme Hudson e Ramm (1987). Na comparação entre os classificadores utilizou-se o teste Z para testar a diferença entre dois coeficientes kappa independentes ao nível de significância de 5%, de acordo com equações citadas por Congalton e Mead (1983). A variância para grandes amostras do coeficiente kappa foi determinada de acordo com as equações propostas por Bishop et al. (1975) citados por Hudson e Ramm (1987). Os coeficientes kappa dos classificadores desenvolvidos foram comparados ao coeficiente kappa do classificador que obteve o maior índice kappa. O coeficiente kappa obtido por cada classificador também foi comparado, por meio do teste Z ao nível de significância de 5%, com o valor zero (classificação ao acaso).

3. Resultados e discussão

Na **Tabela 1** é apresentado o resumo dos resultados da análise de variância da média dos valores dos pixels das imagens índice para as cinco doses de N.

Tabela 1. Resumo da análise de variância da média dos pixels para as cinco doses de N

Índice	Média dos pixels em toda a imagem		Média dos pixels de folhas	
	F	Pr > F	F	Pr > F
Evd	2,80	0,0538	19,04	<0,0001
VdVm	1,20	0,3396	9,22	0,0002
Vdn	2,80	0,0539	19,06	<0,0001
Vmn	0,58	0,6819	4,25	0,0119
NDVI	3,41	0,0279	4,50	0,0093
GNDVI	8,99	0,0003	14,92	<0,0001
VmIV	3,29	0,0318	4,51	0,0092
VdIV	7,75	0,0006	14,15	<0,0001
IVVd	2,91	0,0476	2,04	0,1277

Evd: índice do excesso de verde; VdVm: razão verde-vermelho; Vdn: verde normalizado; Vmn: vermelho normalizado; NDVI: índice de vegetação da diferença normalizado; GNDVI: índice de vegetação da diferença de verde normalizado; VmIV: razão vermelho - infravermelho; VdIV: razão verde - infravermelho; e IVVd: índice do excesso de infravermelho e verde.

Verifica-se que quando se utilizou toda a imagem, apenas para os índices NDVI, GNDVI, VdIV e IVVd o teste F foi significativo a 5% de probabilidade. Ao se eliminar os pixels de solo e cálculo da média apenas dos pixels representando folhas em cada imagem, com exceção do IVVd, o teste F foi significativo a 5% para todas as médias, indicando que a influência das doses de N sobre a reflectância das folhas das plantas foi captada por todos os índices.

Na **Figura 1**, uma das imagens coloridas utilizadas no trabalho. A quantidade de solo presente nas imagens provavelmente influenciou o resultado do teste F quando se utilizou a média de todos os pixels na imagem.



Figura 1. Imagem colorida utilizada para classificação das doses de nitrogênio

Ao se utilizar a média de todos os pixels nas imagens índice, 54 dos 129 classificadores testados obtiveram coeficientes kappa estatisticamente iguais ao maior valor. Esses coeficientes variaram de 0,25 a 0,50. Por outro lado, ao se utilizar a média dos pixels de folhas o coeficiente kappa de 25 classificadores não diferiu do maior valor, variando também de 0,25 a 0,50. Todos esses classificadores o valor do coeficiente kappa diferiu de zero, indicando uma classificação melhor que ao acaso. Os classificadores que apresentaram o maior valor do coeficiente kappa são apresentados na **Tabela 2**.

Tabela 2. Classificadores com a média dos pixels nas imagens índice e média dos pixels representando folhas com maior valor de coeficiente kappa.

Tipo de classificador	Combinação de índices utilizada no classificador	Exatidão global	Coefficiente kappa
Média dos pixels na imagem	Evd; VmIV	0,60	0,50*
	Vdn; VmIV	0,60	0,50*
Média dos pixels de folhas	GNDVI	0,60	0,50*
	VdIV	0,60	0,50*

* Diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade

Evd: índice do excesso de verde; VmIV: razão vermelho - infravermelho; Vdn: verde normalizado; GNDVI: índice de vegetação da diferença de verde normalizado; e VdIV: razão verde - infravermelho.

Quando se utilizou a média de todos os pixels na imagem, os classificadores com maior kappa utilizaram a combinação de dois índices. Verifica-se que nos dois classificadores um dos índices estava relacionado ao verde (Evd e Vdn) e outro relacionado ao vermelho e infravermelho próximo (VmIV). Entretanto, o teste F desses índices individualmente não foi significativo. Isso indica a importância do efeito conjunto das características para classificação. Os índices Evd e Vdn provavelmente refletem a mesma informação relativa às folhas, uma vez que apresentaram 100% de correlação. O outro índice deve carregar informação acerca do solo, que apresenta alta reflectância no vermelho e baixa reflectância no infravermelho. As plantas nas doses mais elevadas desenvolveram-se mais e cobriram melhor o solo, além de promoverem maior absorção do vermelho, pelo maior teor de clorofila nas folhas. Sendo assim, o aumento da dose de N influencia a média dos valores de pixel nas imagens-índice obtidas com esse índice.

Quando se utilizou a média dos valores dos pixels de folhas, os melhores resultados foram obtidos por classificadores univariados. Os índices que proporcionaram a melhor classificação (GNDVI e VdIV) estavam relacionados principalmente ao verde e ao infravermelho. Verifica-se ainda que esses índices não foram aqueles que proporcionaram

maior F. Embora o teste F não significativo indique que a variável não será útil para classificação, o teste F significativo indica que pelo menos um contraste entre médias é significativo. Entretanto pode ocorrer que as demais classes não sejam adequadamente separadas por essa variável. Isso concorda com as afirmações de Khatree e Naik (2000) e o raciocínio é válido também para o teste T^2 de Hotelling, o equivalente multivariado ao teste F.

As matrizes de contingência dos classificadores com maior kappa desenvolvidos com a média dos pixels nas imagens índice e a média dos valores dos pixels representando folhas são apresentados na **Tabela 3**.

Tabela 3. Matriz de contingência do classificador desenvolvido com a média dos pixels de toda a imagem obtida com os índices Evd e VmIV e com a média dos dos pixels de folhas nas imagens obtidas com o índice GNDVI.

Dose N (kg.ha ⁻¹)	Dados de referência Pixels de toda a imagem					Dados de referência Pixels de folhas				
	0	30	60	90	120	0	30	60	90	120
0	3	2	1	0	0	3	1	0	0	0
30	2	3	1	0	0	1	1	1	0	0
60	0	0	3	1	0	1	3	3	0	1
90	0	0	0	4	2	0	0	1	5	1
120	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3
Total	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
Exatidão na classe	0,60	0,60	0,60	0,80	0,40	0,60	0,20	0,60	1,00	0,60

Embora a exatidão e coeficiente kappa dos dois classificadores tenha sido a mesma, a classificação utilizando a média das imagens associando os dois classificadores foi vantajosa.. Embora não tenha obtido acerto de 100% em nenhuma classe, a menor exatidão foi verificada na classe 120 kg de N.ha⁻¹, com 40% de acerto. Quando se utilizou a média dos pixels representando folhas, na classe 30 kg de N.ha⁻¹ o classificador acertou apenas uma das cinco amostras. Deve-se ressaltar, entretanto, que devido ao pequeno número de amostras, apenas uma amostra classificada incorretamente interfere bastante no resultado da classificação.

Acredita-se que a média dos valores de todos os pixels das imagens índice carregou informação acerca do desenvolvimento das plantas e conseqüente cobertura do solo, uma vez que o vermelho foi utilizado. Quando se utilizou a média dos pixels representando folhas essa informação foi descartada, restando somente a informação acerca da reflectância das folhas.

4. Conclusões

- As características extraídas das imagens processadas com os índices espectrais permitiram uma classificação satisfatória, melhor que uma classificação ao acaso, das plantas de trigo de acordo com as doses de nitrogênio aplicadas.
- Com a presença de solo nas imagens, as melhores classificações foram obtidas com classificadores multivariados, com índices envolvendo o verde, vermelho e infravermelho.
- Ao se retirar os pixels representando solo, as melhores classificações foram obtidas por classificadores univariados, com índices envolvendo o verde e o infravermelho.
- Embora os resultados de exatidão global e coeficiente kappa tenham sido iguais, a classificação multivariada com a informação relativa ao solo mostrou-se superior pelo maior acerto da classificação em cada classe.

5. Referências

- Borhan, M.S.; Panigrahi, S. **Multi-spectral imaging techniques for nitrogen determination in potato leaf**. ASAE Paper No. 995005, ASAE, St. Joseph, 1999.
- Comissão de Pesquisa de Trigo no Brasil Central. **Indicações técnicas para produção de trigo na Região do Brasil Central – Safra 2002**. <http://www.cnpt.embrapa.br/sist-prod/trigo-central02/index.htm> acesso em 06/08/2004.
- Congalton, R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote sensing of environment**, New York, n.37, p.35-46, 1991.
- Congalton, R.G.; Mead, R.A. A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. **Photogrammetric engineering & remote sensing**, Bethesda, v.49 n.1, p.69-74, 1983.
- Dias, L.E.; Barros, N.F.; Franco, A.A. **Nitrogênio**. Associação Brasileira de Educação Agrícola Superior – ABEAS. 90p. 1996
- Fernandes, M.S.; Rossiello, R.O.P. Aspectos do metabolismo e utilização do nitrogênio em gramíneas tropicais. In: MATTOS, H.B.; WERNER, J.C.; YAMADA, T.; MALAVOLTA, E. (ed.) **Calagem e adubação de pastagens**. Piracicaba: Associação Brasileira para Pesquisa da Potassa e do Fosfato, p. 93-123, 1986.
- Gonzales, R.C.; Woods, R.E. **Processamento de imagens digitais**. Editora Edgard Blücher Ltda, São Paulo. 509p, 2000.
- Haboudane, D.; Miller, J.R.; Tremblay, N.; Zarco-Tejada, P.J., Dextraze, L. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. **Remote sensing of environment**, New York, n.81, p.416– 426, 2002.
- Hansen, P.M.; Schjoerring, J.K. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression **Remote sensing of environment**, New York, n.86, p.542–553, 2003.
- Johnson, R.A.; Wichern, D.W. **Applied multivariate statistical analysis**. Prentice Hall, New Jersey, 1998. 816p.
- Kacira, M.; Ling, P.P.; Short, T.H. **Non-contact sensing of plant water stress by ir thermometry and image processing** ASAE paper n. 995004, ASAE, St. Joseph, 1999.
- Kassler, M. Agricultural automation in the new millennium. **Computers and electronics in agriculture**, Oxford, n. 30, p. 237–240, 2001.
- Khattree, R.; Naik, D.N. **Multivariate data reduction and discrimination with SAS software**. Cary, NC: SAS Institute Inc., 2000. 558p.
- MAPA. **Agricultura Brasileira em Números Anuário 2003** <http://www.agricultura.gov.br/> acesso em 10/10/2004.
- Ortiz-Monasterio, J.I. Nitrogen management in irrigated spring wheat. In B. Curtis; S. Rajaram; Gomez Macpherson, H. (eds.). **Bread wheat improvement and production**. FAO Plant Production and Protection Series No. 30, Rome, Italy, p.433-452. 2002.
- Pinto, F.A.C.; Sena Jr, D.G.; Queiroz, D.M.; Gomide, R.L. **Visão artificial na agricultura de precisão**. In: III Simpósio sobre agricultura de precisão, 2001, Piracicaba, Anais... Piracicaba.
- Schepers, J.S.; Blackmer, T.M.; Wilhelm, W.W.; Resende, M. Transmittance and reflectance measurements of corn leaves from plants with different nitrogen and water supply. **Journal Plant Physiology**, Stuttgart, n.148, p.523-529, 1996.
- Schepers, J.S.; Francis, D.D.; Vigil, M.; Below, F.E. Comparison of corn leaf nitrogen concentration and chlorophyll meter readings. **Communications in soil science and plant analysis**, New York, v.17-20 n.23, p.2173-2187, 1992.
- Schröder, J.J.; Neeteson, J.J.; Oenema, O.; Struik, P.C. Does the crop or the soil indicate how to save nitrogen in maize production? Reviewing the state of the art. **Field crops research**, Amsterdam, n.66, p.151-164, 2000.
- Yang, X; Beyenal, H.; Gary H.; Lewandowski, Z. Evaluation of biofilm image thresholding methods. **water research**, London, v. 35, p 1149-1158, 2001.