

MURILO MESQUITA BAESSO

ANÁLISE DO STATUS DO NITROGÊNIO NO FEIJOEIRO UTILIZANDO
IMAGENS DIGITAIS

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2005

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

B142a
2005

Baesso, Murilo Mesquita, 1978-

Análise do status do nitrogênio no feijoeiro utilizando
imagens digitais / Murilo Mesquita Baesso. – Viçosa :
UFV, 2005.

xi, 53f. : il. ; 29cm.

Inclui apêndices.

Orientador: Francisco de Assis de Carvalho Pinto.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de

Viçosa.

Referências bibliográficas: f. 40-43.

1. Feijão - Teor de nitrogênio. 2. Feijão - Controle de
qualidade - Métodos estatísticos. 3. Processamento de
imagens - Técnicas digitais. I. Universidade Federal de
Viçosa. II. Título.

CDD 22.ed. 635.6528942

À meus pais,
À meus irmãos,
À meus avós e
À minha família
Com amor
Dedico.

AGRADECIMENTO

A Deus, por tudo.

A meus pais pela vida e aos meus irmãos pelo apoio.

Ao professor Francisco de Assis de Carvalho Pinto, pela orientação e amizade ao longo do curso.

À Universidade Federal de Viçosa, por intermédio do Departamento de Engenharia Agrícola, pela oportunidade.

Ao Professor Luciano Baião Vieira pela orientação no primeiro ano do curso.

Aos conselheiros, pelas valiosas sugestões.

Aos demais colegas da pós-graduação, especialmente aos amigos Darly e Enrique.

Aos meus amigos Antonio Fernando Salgado Marques, José Luiz Cabral da Silva Júnior e Salomão de Sousa Medeiros pela amizade.

A todos que, de uma forma ou de outra, contribuíram para a realização deste trabalho.

BIOGRAFIA

MURILO MESQUITA BAESSO, filho de José Aparecido Baesso e Diva Cambuí Mesquita Baesso, nasceu em Pitangueiras, São Paulo, no dia 07 de agosto de 1978.

Em março de 1997 iniciou o curso de Agronomia na Faculdade de Ciências Agrárias do Pará - FCAP, em Belém Estado do Pará, o qual concluiu em agosto de 2001.

Em março de 2003, iniciou o curso de Mestrado em Engenharia Agrícola, área de concentração em Mecanização Agrícola, na Universidade Federal de Viçosa, Minas Gerais, defendendo a dissertação em Fevereiro de 2005.

ÍNDICE

RESUMO	vii
ABSTRACT	ix
1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	4
2.1 A cultura do feijoeiro no Brasil	4
2.2 Nutrição e adubação nitrogenada do feijoeiro	4
2.3. Uso do SPAD para identificar necessidade de nitrogênio	6
2.4. Sistemas de visão artificial na agricultura	8
2.5. Classificadores estatísticos para análise de imagens	9
2.6. Métodos para avaliação dos classificadores estatísticos	9
2.7. Uso do método da validação cruzada deixando um de fora	12
3. MATERIAL E MÉTODOS	13
3.1. Adubação dos vasos	14
3.2. Obtenção das imagens	14
3.3. Processamento das imagens	15
3.4. Análise das imagens	17
3.5. Determinação do teor de clorofila na planta	21
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	22
4.1. Classificação com os blocos de imagens	22
4.2. Definição do melhor tamanho de bloco para cada época estudada	28
4.3. Correlação entre a análise foliar, os valores SPAD e as doses aplicadas de nitrogênio	30

4.4. Discriminação de diferentes doses de nitrogênio aplicado, utilizando clorofilômetro portátil.....	31
4.5. Comparação entre o clorofilômetro portátil e imagens digitais para na avaliação do status do nitrogênio na planta.....	36
5. RESUMO E CONCLUSÕES.....	38
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	40
7. APÊNDICES	44
Apêndice A	44
Apêndice B	46
Apêndice C	48
Apêndice D	50

RESUMO

BAESSO, Murilo Mesquita, M. S., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2005. **Análise do Status do Nitrogênio no Feijoeiro Utilizando Imagens Digitais.** Orientador: Francisco de Assis de Carvalho Pinto. Conselheiros: Daniel Marçal de Queiroz e Luciano Baião Vieira.

O feijão era tido como cultura típica de pequenos produtores, sendo em sua maioria, usado como cultura de subsistência. Porém, nos últimos anos, o feijão tem sido plantado por grandes produtores com o uso de uma agricultura tecnificada. O nitrogênio (N) é um dos principais nutrientes para o feijoeiro, sendo sua deficiência bastante comum. Visualmente, a identificação dessa deficiência é feita pela observação de uma clorose nas folhas, que se inicia pelas mais velhas, possibilitando assim o uso da reflectância espectral das culturas na detecção da deficiência de N. Este trabalho teve como objetivo geral o desenvolvimento de um sistema para determinar o status da deficiência do nitrogênio no feijoeiro. E como objetivos específicos: avaliar índices espectrais das imagens como descritores para discriminar diferentes doses de nitrogênio; desenvolver um classificador estatístico para distinguir as diferentes doses de nitrogênio aplicadas; avaliar a possibilidade de utilização do medidor de clorofila na determinação da deficiência de N; e comparar o desempenho dos blocos de imagens e dos valores SPAD na avaliação do status do nitrogênio no feijoeiro. O trabalho foi conduzido em casa de vegetação localizada no campus da UFV, com 5 tratamentos (0, 50, 100, 150 e 200 kg de N ha⁻¹), com 10 repetições, totalizando 50 vasos com 8dm³ de material de solo cada um. O cultivo foi realizado em vasos para que houvesse melhor controle das quantidades aplicadas de nutrientes. Cada vaso teve três plantas do feijoeiro comum, *Phaseolus vulgaris*. Devido ao fato de o nitrogênio ser um nutriente de

alta mobilidade no solo, a dose foi aplicada em duas etapas: uma no ato do plantio, correspondendo a um terço do total e o restante aos 20 dias após a germinação. Os demais nutrientes foram misturados com o material de solo de maneira uniforme em todos os vasos. A quantidade usada foi calculada com base nos resultados da análise de solos. Os vasos foram dispostos em um delineamento inteiramente casualizado, em parcelas subdivididas no tempo: as doses foram alocadas nas parcelas e a época, nas subparcelas. Foi feita uma irrigação diária para que não houvesse nenhuma influência do déficit hídrico nas plantas. Para validação do nível de deficiência de nitrogênio na planta, foram feitas análises foliares de cada tratamento aos 50 DAE (dias após a emergência). As imagens foram obtidas por uma câmera de vídeo digital colorida da marca JAI, modelo CV-M7+CL, padrão CamLink[®], com um CCD de 2/3" e salvas no formato TIFF ("tagged image file format") com uma resolução de 1380 (h) x 1030 (v) pixels. Foi usada também uma lente manual da marca Tamron, modelo 23FM25L, com distância focal de 25mm. Os seguintes índices foram calculados: excesso de verde; vermelho normalizado; verde normalizado; e razão verde-vermelho. As diferentes doses de nitrogênio influenciaram os valores SPAD, porém a classificação com esses valores só foi favorável aos 50 DAE. As análises foliares tiveram uma correlação positiva com os valores SPAD, com um $R = 0,72$. Os blocos de imagens que proporcionaram os melhores resultados, foram os sub-blocos de 20x20 pixels, com destaque para os sub-blocos das imagens aos 30 e 50 DAE, quando foram alcançados valores de exatidão global de 74% e um coeficiente Kappa de 0,67 para os dois períodos.

ABSTRACT

BAESSO, Murilo Mesquita, M. S., Universidade Federal de Viçosa, 2005 February.
Analysis of nitrogen status of bean plant using digital images. Adviser:
Francisco de Assis de Carvalho Pinto. Committee members: Daniel Marçal de
Queiroz and Luciano Baião Vieira.

The bean is a typical crop of small farms using low technology and, in most cases, cultivated for own consume. However, in the last years, the bean crop has been introduced in big scale farms using high technical agriculture. The Nitrogen (N) is an essential element for the plants and its lack is observed in almost all kinds of soil. The identification of this deficiency usually is made by visual diagnoses of leaf color changing that begin on the older leafs. This makes possible to use the crop reflectance to detect the Nitrogen deficiency. The main objective of this work was to develop a system to detect the bean plant nitrogen deficiency. The specific objectives were: to evaluate image spectral indexes as feature to detect Nitrogen levels of bean plant; to develop a statistical classifier for discriminate of different nitrogen levels; and to examine the possibility to use a chlorophyll meter in the detection of Nitrogen deficiency. The work was conducted in a greenhouse, located in UFV campus, with 5 treatments (0, 50, 100, 150 and 200 kg of N.ha⁻¹) with 10 repetitions, totalizing 50 vases with 8dm³ of soil. Each vase had three bean plants (*Phaseolus vulgaris*). Due to the high mobility of Nitrogen, it was applied in two steps: one at the seeding, corresponding for a third part of the total, and the rest at 20 days after the germination. The other nutrients were applied uniformly in all vases according to the soil analysis results. The vases where put in completely randomized design in a split plot time-in parcel. The doses where put in the parcel

and, in time, at the sub-parcel. The vases were irrigated daily to prevent an eventual water deficit in the plants. It was made a leaf analysis in all vases at 50 DAE (days after emergency). Images were taken with a JAI colored digital camera, model CV – M7 + CL, CamLink[®] standard, with a 2/3"CCD. The images were stored in TIFF (tagged image file format) file format. The image size was 1380 (h) x 1030 (v) pixels. A manual Tamron lens, model 23FM25L, with a 25 mm focal distance was also used. The following spectral indexes were calculated: excess of green; normalized red; normalized green and; green and red ratio. It was observed that different applied Nitrogen doses influences the SPAD values, however the classification was favorable only at 50 DAE. The leaf analyses had a positive correlation with the SPAD values ($R = 0.72$). The best results when using the spectral indexes was with image block of 20x20 pixels. The overall accuracy and Kappa coefficient of the classifiers when using the spectral indexes were 74% and 0.67, respectively, at 30 and 50 DAE images.

1. INTRODUÇÃO

Segundo dados da FAO (2001), a produção mundial de feijão em 2001 foi de, aproximadamente, 16,8 milhões de toneladas para uma área cultivada de 23,2 milhões de hectares. Cerca de 65,1% dessa produção foi oriunda de apenas sete países, sendo a Índia responsável por 15,3% e o Brasil, por 14,6%.

Na cultura do feijoeiro, o nitrogênio é o macronutriente mais absorvido (ROSOLEM e MARUBAYASHI, 1994), estimulando o crescimento vegetativo da planta. BARBOSA FILHO e SILVA (2000) estudaram a aplicação parcelada de nitrogênio em cobertura no feijoeiro aplicando metade da dose aos 15 DAE e o restante aos 30 DAE, tendo obtido um aumento de 13% no rendimento de grãos, quando comparado à aplicação não parcelada deste nutriente.

Apesar de ser uma leguminosa, o N obtido pela fixação simbiótica não é suficiente para as plantas atingirem altos rendimentos. Além disso, a sua aplicação estimula a absorção dos demais nutrientes. CARVALHO et al. (2003) trabalharam com inoculação e doses de nitrogênio, tendo verificado um aumento na produtividade do feijoeiro, quando o nitrogênio foi aplicado de forma parcelada.

Em aplicações convencionais de fertilizantes, a área é considerada homogênea, ou seja, a necessidade de adubo é tida como igual para toda a área, o que na prática não ocorre. Baseando-se nas necessidades médias da planta, a aplicação ocorre de forma excessiva em algumas áreas do campo e insuficiente em outras, comprometendo a eficiência do processo de produção. Nesses casos, a agricultura de precisão é uma alternativa ao sistema convencional, com uma aplicação de nutrientes em quantidades variadas.

Nutrientes como o fósforo e o potássio são recomendados com base na análise do solo e nas tabelas de recomendação de adubação. Quanto ao nitrogênio, a análise de solo não proporciona dados precisos da necessidade de adubação. Normalmente, a recomendação de nitrogênio é baseada na produtividade esperada e no potencial de resposta da cultura associados ao histórico de uso da área, o que dificulta o processo de adubação com este macronutriente.

A análise foliar como método para determinação da deficiência de nitrogênio é bem precisa, existindo porém, a limitação do custo elevado e da exigência de tempo para a coleta da amostra e sua análise. Exige ainda um grande número de amostras para que seus resultados sejam aplicados com sistemas de manejo localizado. A taxa de amostragem demandada pelas técnicas de agricultura de precisão pode inviabilizar economicamente a sua adoção.

Uma maneira prática e rápida de determinar a existência da deficiência de nitrogênio na planta é por meio do diagnóstico visual. Porém, a sua precisão está limitada à experiência do técnico e, também, exige bastante trabalho para gerar um mapa de prescrição para ser utilizado no manejo localizado.

Com isso, a cada dia surgem novas pesquisas tentando estimar o nível de deficiência nutricional das culturas, utilizando suas características espectrais. Visualmente, o sintoma da deficiência de N é uma clorose nas folhas, que tem início nas mais velhas, possibilitando assim, o uso da reflectância do dossel das culturas para detectar essa deficiência.

Com o uso de um sistema de visão artificial, pode-se reconhecer e extrair informações úteis para sistemas automáticos (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999). SÉRELÉ et al. (2000) usaram índices espectrais, índices texturais e topográficos, para avaliar a deficiência de nitrogênio, concluindo que essas características possuem um grande potencial.

Segundo ORLANDO (2003), o processo de desenvolvimento de um sistema de visão artificial é composto de três fases. Na primeira, faz-se a coleta de imagens digitais; na segunda fase, estuda-se as características desejadas dos objetos, contidas nas imagens, por fim, na terceira, essas características são

utilizadas no desenvolvimento dos classificadores para discriminar os objetos de interesse nas imagens.

Com a finalidade de explorar o potencial dessa tecnologia na agricultura, a hipótese do presente trabalho foi que um sistema de visão artificial fosse capaz de caracterizar a deficiência de nitrogênio no feijoeiro, com a utilização das propriedades espectrais da cultura.

Este trabalho teve como objetivo geral, o desenvolvimento de um sistema para determinar o status da deficiência nutricional do nitrogênio no feijoeiro e como objetivos específicos:

- Avaliar os índices espectrais das imagens como características para discriminar diferentes teores de nitrogênio nas folhas;
- desenvolver um classificador estatístico para avaliar o status do nitrogênio no feijoeiro;
- avaliar a possibilidade de utilização do medidor de clorofila na determinação da deficiência de N; e
- comparar o desempenho dos blocos de imagens e dos valores SPAD na avaliação do status do nitrogênio no feijoeiro.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 A cultura do feijoeiro no Brasil

O feijão é um alimento "típico" do prato do brasileiro, sendo responsável pela maior parte das proteínas ingeridas por pessoas das classes média e baixa. Apesar de sua importância, a produção não tem acompanhado o consumo e nem a produtividade tem aumentado de modo significativo, estando longe da alcançada pelos produtos chamados de exportação.

Independentemente de sua importância econômica, a cultura do feijoeiro merece destaque pela sua condição de atividade absorvedora de mão-de-obra no meio rural, contribuindo para a geração de empregos.

A produtividade média do feijão no Brasil é de 624 kg ha^{-1} , segundo CURY e BEATRIZ (2002), que trabalharam com 50 unidades demonstrativas de feijão em 34 municípios do estado do Paraná. Nas unidades, foram usadas tecnologias para obtenção de altas produtividades de grãos, especialmente adubação adequada e plantio na época correta. A produtividade média do feijoeiro nessas propriedades passou de 1.087 para $1\ 807 \text{ kg ha}^{-1}$.

2.2 Nutrição e adubação nitrogenada do feijoeiro

Para uma alta atividade fotossintética, a planta precisa estar bem nutrida de nitrogênio, caso contrário, terá um porte pequeno, acarretando uma baixa produtividade. Falta de nitrogênio e de clorofila significa que a planta não irá utilizar a luz do sol como fonte de energia para levar a efeito funções essenciais

ao seu desenvolvimento, como a absorção de nutrientes e a produção de carboidratos (POTAFÓS, 1998).

A adubação nitrogenada inadequada é um fator que muitas vezes determina o insucesso no cultivo do feijoeiro. Enquanto alguns produtores continuam aplicando doses excessivas de N, outros aplicam quantidades insuficientes desse elemento, limitando a produtividade da lavoura, mesmo que outros fatores de produção sejam otimizados (GUERRA et al., 2000).

PORTES (1996) comenta que, apesar de a área cultivada com feijão ter crescido nas últimas décadas, a falta de adubos nitrogenados é vista freqüentemente como fator limitante para a cultura.

Segundo MARTINEZ et al. (1999), a relação entre o crescimento da planta e o teor de nutrientes em seus tecidos tem uma curva dividida em cinco regiões: a primeira e a segunda são definidas como regiões de deficiência; a terceira, como de adequação; a quarta, como de absorção de luxo; e a quinta, como região de toxidez.

SILVEIRA e DAMASCENO (1993) conduziram um experimento com feijoeiro, na Fazenda Experimental Lageado, município de Botucatu (SP), utilizando vasos de 15 litros com solo coletado na camada arável. As doses de N (0; 60; 80; 100 e 120 kg. ha⁻¹) foram aplicadas na forma de uréia. As adubações foram realizadas em cobertura, aos 20 e 40 dias após a semeadura (DAS). As quantidades totais de fertilizantes foram parceladas em doses iguais e aplicadas na forma de solução. Aos 50 DAS efetuou-se a contagem do número de folhas e flores e determinou-se a concentração de clorofila nas folhas dos feijoeiros. Verificaram aumento na massa de matéria seca, teor e conteúdo de N na parte aérea e no número de vagens por planta, com o aumento das doses de N.

Segundo ARF et al. (1999), a absorção do nitrogênio ocorre praticamente durante todo o ciclo da cultura, mas a época de maior exigência, quando a velocidade de absorção é máxima, acontece dos 35 aos 50 dias após a emergência (DAE). Logo, a adubação nitrogenada deve ser realizada de modo a propiciar boa nutrição da planta no período em que ainda é possível aumentar o número de vagens por planta, isto é, até o início do florescimento.

CARVALHO et al. (2003) realizaram na região de Selvíria (MS) um experimento com feijoeiro que teve como objetivo avaliar o efeito de diferentes doses e épocas de aplicação de N sobre o teor de clorofila e de N nas folhas. O trabalho teve três modalidades de aplicação de N em cobertura (todo aplicado aos 15 DAE, todo aplicado aos 30 DAE, e dividido em metade aos 15 e o restante aos 30 DAE) para cinco doses de N (0; 35; 70; 105 e 140 kg N ha⁻¹). A época de aplicação de N não influenciou significativamente o teor de N nas folhas, contudo, houve efeito significativo das doses de N aplicadas. À medida que se aumentou a dose de N em cobertura, houve incremento no teor de N nas folhas, sendo o teor máximo alcançado na dose de 108 kg N ha⁻¹.

SILVA et al. (2004) realizaram um trabalho durante três anos, com o objetivo de avaliar, no feijoeiro irrigado (*Phaseolus vulgaris*), o efeito da aplicação de doses de nitrogênio em cobertura (0, 25, 50, 75 e 100 kg ha⁻¹). Os autores concluíram que o rendimento de grãos foi influenciado pelas doses de nitrogênio.

FAHL et al. (1998) recomendam o parcelamento do nitrogênio em até três vezes, no intervalo de 15 a 45 dias após a emergência. O parcelamento do nitrogênio no feijoeiro é discutido por vários autores (SILVA et al., 2004; CARVALHO et al., 2003; SILVEIRA e DAMASCENO, 1993), porém, todos recomendam que, quando se deseja acréscimo na produção, a última dose do parcelamento deve ser feita antes da floração, pois nesta fase, o nitrogênio aplicado é indicado apenas quando se deseja um aumento da matéria seca e do teor de proteína na semente do feijoeiro.

2.3. Uso do SPAD para identificar necessidade de nitrogênio

Os métodos geralmente utilizados para determinar a quantidade de clorofila na folha requerem destruição de amostras de tecido e muito trabalho no processo de sua obtenção. O recente desenvolvimento do medidor portátil de clorofila, que permite leituras instantâneas do teor relativo de clorofila na folha sem destruí-la, surgiu como uma nova técnica para estimar esse teor. (GILBER et al., 2001).

O medidor de clorofila Minolta SPAD-502 é utilizado na quantificação da clorofila, caracterizando-se pela rapidez, simplicidade e, principalmente, por

possibilitar uma avaliação não destrutiva do tecido foliar. A intensidade da cor verde da folha é detectada pelo aparelho, através da quantidade de luz de comprimentos de onda da região do vermelho e do infravermelho que é transmitida pela folha (ZOTARELI et al., 2002).

A determinação do teor de clorofila pelo clorofilômetro apresenta algumas vantagens sobre o método de extração de clorofila. Dentre essas, destacam-se: o resultado imediato do teor de clorofila na folha e o fato de o aparelho ter custo baixíssimo de manutenção (PIEKIELEK e FOX, 1992); a dispensa do envio de amostras para o laboratório, com economia de tempo e dinheiro; e a realização de quantas amostras forem necessárias, sem a destruição das folhas (MALAVOLTA et al., 1997).

Como o nitrogênio também participa da constituição da molécula de clorofila, a avaliação da necessidade de N pela planta pode ser determinada pela mensuração indireta do teor de clorofila (MALAVOLTA et al., 1997).

SILVEIRA et al. (2003) realizaram uma pesquisa que consistiu no cultivo das cultivares de feijão Pérola e Jalo Precoce adubadas com 0, 30, 60 e 120 kg ha⁻¹ de N aplicados em cobertura. Metade da dose de nitrogênio foi aplicada aos 15 dias e a outra metade, aos 25 DAE. As leituras com o clorofilômetro foram feitas aos 23, 30, 36 e 43 DAE na cultivar Jalo Precoce, enquanto na cultivar Pérola, por ser de ciclo mais longo, foi feita ainda uma leitura aos 50 DAE. Segundo os autores, com o valor obtido pelo clorofilômetro, foi possível saber se houve alta, média ou baixa probabilidade de resposta à adubação nitrogenada em cobertura, para as cultivares estudadas. As conclusões do trabalho mostraram que o feijoeiro responde positivamente à adubação nitrogenada e que o clorofilômetro é eficiente na indicação da necessidade de adubação nitrogenada em sua cobertura.

FURLANI JÚNIOR et al. (1996) desenvolveram um trabalho com feijoeiro, em solução nutritiva com seis doses de nitrogênio (28, 56, 84, 112, 140 e 168 mg N L⁻¹) a fim de ajustar as leituras diretas feitas nas folhas de feijoeiro com um clorofilômetro (Minolta SPAD-501), às doses de nitrogênio e ao seu teor nas folhas. Foram feitas correlações entre as leituras do clorofilômetro, e as doses

aplicadas de N e com seus teores nas folhas, na cultivar Carioca. Essas correlações foram positivas entre as leituras e as doses de N fornecidas ($R = 0,86$), e entre as leituras e os teores de N nas folhas ($R = 0,75$), Concluindo que há boas perspectivas quanto ao uso desse equipamento para detectar deficiências de N no feijoeiro.

2.4. Sistemas de visão artificial na agricultura

Um sistema de visão artificial é aquele capaz de obter, processar e interpretar imagens. O objetivo do desenvolvimento destes sistemas é tentar imitar o raciocínio humano, em qualquer campo onde se faça necessário o reconhecimento de padrões visuais. Na área agrícola, este tipo de sistema tem sido usado em aplicações localizadas de adubos, herbicidas, inseticidas e fungicidas, entre outros.

ORLANDO (2003) utilizou técnicas de visão artificial para discriminar diferentes espécies de plantas daninhas e plantas de milho, com o intuito de racionalizar o uso de herbicidas. Nesse trabalho, foram testados classificadores estatísticos e redes neurais artificiais. As imagens foram obtidas aos 22, 25 e 29 DAE. O autor encontrou exatidões globais de 86,5% e 80,1%, respectivamente, para o classificador estatístico e redes neurais artificiais.

VARELLA et al. (2003) desenvolveram um algoritmo para estimar a deficiência de nitrogênio na cultura do milho. As imagens foram obtidas com uma câmara digital colorida DuncanTech 3-CCD (1039H x1392V pixels) nas bandas do vermelho, verde, azul e infravermelho-próximo, a uma altura de aproximadamente 50 cm da parte superior das plantas. Essas imagens foram obtidas nos estádios V9, V12, V15 (pendoamento) e R1, com cinco tratamentos (0, 30, 60, 90 e 120 kg N ha⁻¹). Concluíram que os vetores de características geradas nesse estudo foram capazes de discriminar os níveis de N no estágio fenológico V9 da cultura do milho.

2.5. Classificadores estatísticos para análise de imagens

Segundo GONZALEZ & WOODS (1992), os classificadores estatísticos baseiam-se na teoria geral da probabilidade e dos erros, objetivando assim uma minimização dos erros de classificação. O classificador estatístico bayesiano é um método de classificação paramétrico, ou seja, utiliza informações estatísticas dos dados para desenvolver funções discriminantes que são superfícies de decisão ou superfícies de separação, que determinam o limite entre duas ou mais classes. A forma mais simples de função discriminante é a linear, porém, em muitos casos, os dados não são linearmente separáveis. Nesses casos, é necessário o uso de funções discriminantes quadráticas ou até mesmo de classificadores não paramétricos.

KHOURY JUNIOR (2003) utilizou classificadores estatísticos para verificar por meio de técnicas de análise multivariada, a capacidade para discriminar defeitos em madeira serrada de eucalipto em imagens digitais. Os menores erros globais de classificação dos defeitos foram 19% e 24%, utilizando funções discriminantes lineares com escores de variáveis canônicas para dois tamanhos de bloco de imagens.

2.6. Métodos para avaliação dos classificadores estatísticos

A matriz de erro ou matriz de confusão é uma matriz quadrática de números que expressam a quantidade de unidades amostrais, associada a uma dada categoria durante o processo de classificação efetuado e à categoria real a que pertencem essas unidades (CONGALTON, 1991). Na Tabela 1, é apresentado um exemplo de uma matriz de erros para um problema de discriminação de cinco classes (A, B, C, D e E).

Tabela 1. Exemplo de matriz de erro, simulando 10 vetores de entrada de cada tratamento

Valor estimado	Valor referência					Erros de inclusão (%)
	A	B	C	D	E	
A	10	1	0	0	0	9
B	0	8	3	0	1	33
C	0	0	7	0	0	0
D	0	1	0	10	0	9
E	0	0	0	0	9	0
Erros de omissão (%)	0	20	30	0	10	Exatidão global= 88%

Os componentes da diagonal principal da matriz de erro fornecem o número de classes corretamente classificadas para cada classe correspondente. Por exemplo, para a classe B, foram corretamente classificados 8 vetores de entrada. No entanto, outros dois vetores foram classificados erradamente, sendo um como classe A e outro como classe D.

Ao observar uma matriz de erro, consegue-se visualizar dois tipos de erros que estão associados à classificação: erro de omissão (em que o objeto não é classificado na classe à qual ele pertence) e erro de inclusão (onde o objeto é incluído em uma classe a que ele não pertence). Os erros de omissão podem ser visualizados nas colunas. Para a classe C do exemplo, o classificador cometeu 3 erros de omissão. Os erros de inclusão são analisados visualizando as linhas verticais da matriz de erros. No exemplo, para a classe B, foram cometidos 4 erros de inclusão.

Com a matriz de erros, podem-se avaliar os classificadores pela exatidão global e pelo coeficiente Kappa. A exatidão global leva em conta os elementos situados na diagonal da matriz de erro, ou seja, o valor da exatidão global é calculado pela soma dos vetores classificados corretamente dividida pelo total de vetores. Uma desvantagem de se trabalhar apenas com este método de avaliação, é o fato de a exatidão global levar em conta, apenas os erros de omissão de uma classe.

Através da matriz de erro, é possível usar de uma importante ferramenta de avaliação do classificador: o coeficiente Kappa (K). O coeficiente Kappa é uma avaliação bem mais adequada que a exatidão global, devido ao fato de ser sensível não só à perda de acurácia global como um todo, mas também devido as variações dos erros de omissão e de inclusão (PEDREIRA e SANTOS, 1999). O coeficiente Kappa é uma medida de quanto a classificação foi diferente de uma classificação aleatória (ROSENFELD e FITZPATRICK, 1986). Quando o valor do Kappa é negativo a classificação foi pior que uma classificação aleatória; quando o valor for zero, a classificação foi igual a uma classificação aleatória; e quando positivo, a classificação foi melhor que uma classificação aleatória.

Na Tabela 2, é apresentado o critério desenvolvido por ADAMI et al. (2002) para verificar a qualidade da classificação, levando em conta o valor do índice Kappa.

Tabela 2. Critério de avaliação da classificação com base nos valores do coeficiente Kappa

Valor do Coeficiente Kappa	Classificação
< 0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,20 – 0,40	Razoável
0,40 – 0,60	Boa
0,60 – 0,80	Muito boa
0,80 – 1,00	Excelente

Fonte ADAMI et al. (2002).

2.7. Uso do método da validação cruzada deixando um de fora

RIBEIRO (2003) cita que no método da validação cruzada, deixando um de fora, o conjunto de treinamento é composto por todas as amostras, exceto a primeira que é deixada de fora, a qual é utilizada para testar a classificação. Na segunda interação, o conjunto de treinamento é composto por todas as amostras, menos a segunda, a qual é utilizada para teste. Este processo repete-se até que todos os padrões tenham sido utilizados para testar o classificador. Ao final, é calculada a taxa de acerto.

Segundo FIGUEIRA et al. (2004), na técnica de validação cruzada deixando um de fora, existem dois subconjuntos de amostra: o de validação e o de treinamento. O subconjunto de validação é composto apenas por um elemento. O subconjunto de treinamento é composto por todas as amostras, exceto pela amostra usada no primeiro subconjunto. Dessa forma, é possível estabelecer o desempenho da classificação de cada elemento individualmente e, ao final desse procedimento, obter-se a performance global do classificador, com relação a todos os elementos do conjunto.

Esta técnica normalmente é usada quando se trabalha com amostras pequenas, porque somente uma observação é retirada da amostra de treinamento para validação, evitando assim, utilizar validação por ressubstituição, que utiliza a mesma amostra de treinamento para validação, ocorrendo um erro tendencioso e subestimado.

3. MATERIAL E MÉTODOS

O trabalho foi conduzido em casa de vegetação, na cidade de Viçosa, localizada a uma altitude de aproximadamente 650m, com coordenadas geográficas de 20°45'54" latitude sul e 45°52'54" de longitude oeste. O trabalho teve 5 tratamentos (0, 50, 100, 150 e 200 kg de N ha⁻¹), com 10 repetições, totalizando 50 vasos com 8 dm³ de material de solo retirado do horizonte C classificado como latossolo vermelho distrófico. O cultivo foi realizado em vasos para que houvesse um melhor controle das quantidades aplicadas de nutrientes. Cada vaso teve três plantas de feijão (*Phaseolus vulgaris*) da cultivar BRSMG Talismã. Sendo o nitrogênio um nutriente de alta mobilidade no solo, a dose foi aplicada em duas etapas: um terço do total no ato do plantio e o restante aos 20 DAE. Os demais nutrientes foram misturados de maneira uniforme em todos os vasos com o material de solo, de acordo com os resultados da análise do solo, ficando apenas o nitrogênio como limitante na produção do feijão. Os vasos foram dispostos em um delineamento inteiramente casualizado em esquema de parcela subdividida no tempo, sendo as doses alocadas nas parcelas e a época, nas subparcelas. Foi feita uma irrigação diária para que não houvesse nenhuma influência do déficit hídrico nas plantas. Para validação do nível de deficiência de nitrogênio na planta, foram feitas análises foliares em todos os vasos de cada tratamento aos 50 DAE.

3.1. Adubação dos vasos

A Tabela 3 mostra as fontes e as doses de adubos colocados em cada vaso.

Tabela 3. Fonte e quantidade de adubo por vaso

Nutriente	Solo original	Fonte	Solo adubado
Calcário	PH 5,0	Mistura 4:1 de Cloreto de cálcio e Cloreto de magnésio	pH 6,0
Potássio	18 mg dm ⁻³	Cloreto de potássio	150 mg dm ⁻³
Enxofre	0,5 mg dm ⁻³	Superfosfato simples	40 mg dm ⁻³
Fósforo	0,5 mg dm ⁻³	Superfosfato simples e Superfosfato triplo	200 mg dm ⁻³
Nitrogênio	-	Uréia	0, 50, 100, 150 e 200 kg de N ha ⁻¹

O primeiro adubo adicionado foi o calcário na dose de 5,44g por vaso. Após isso, os vasos foram irrigados por 10 dias. Em uma segunda etapa, foi adicionada uma mistura de 2,19g de cloreto de potássio, 3,2g de superfosfato simples e 6,9g de superfosfato triplo por vaso. Foram semeadas cinco sementes por vaso. Aos 20 DAE, procedeu-se ao desbaste, deixando-se três plantas por vaso.

3.2. Obtenção das imagens

Para a obtenção das imagens, foi utilizada uma câmera colorida digital da marca JAI, modelo CV-M7+CL com um CCD de 2/3" e padrão CamLink®. As imagens foram armazenadas no formato TIFF ("tagged image file format") com resolução de 1380 (h) x 1030 (v) pixels e uma lente da marca Tamron, modelo 23FM25L, com distância focal de 25mm.

Para que as imagens fossem obtidas em condições de iluminação controlada, foi construída uma estrutura metálica com dimensões de 1,50 x 1,50m e 2,00m de altura, recoberta com tecido do tipo "blackout". O sistema de iluminação era composto por oito refletores com lâmpadas halógenas de 150 watts, direcionadas para cima, para que as plantas não recebessem luz direta

(Figura 1). Os 50 vasos foram levados individualmente à estrutura na ocasião da obtenção das imagens.

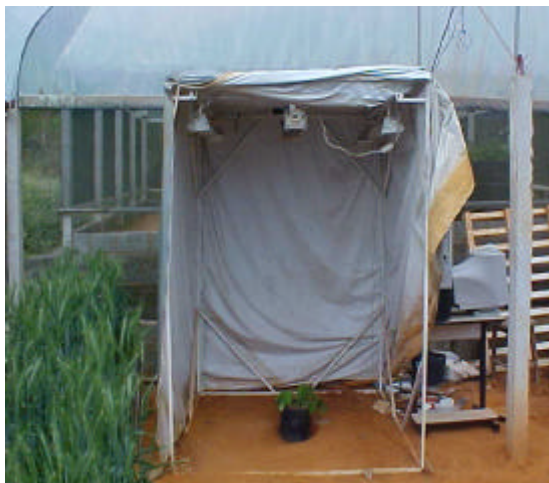


Figura 1. Sistema montado para obtenção das imagens.

Com o objetivo de descobrir a melhor época para a obtenção das imagens, estas foram feitas em três épocas: 30, 40 e 50 DAE.

3.3. Processamento das imagens

As imagens foram processadas no Laboratório de Projeto de Máquinas e Visão Artificial (PROVISAGRO) do Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal de Viçosa. Foi utilizado o sistema computacional MATLAB[®] 6.0 com o pacote de ferramentas para processamento de imagens.

No processamento de imagens foi retirada 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. Este trabalho partiu da hipótese que utilizando como características quatro índices espectrais levam a informação desejada para classificar o nível de deficiência de nitrogênio na planta.

As características calculadas foram:

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

$$Vern = \frac{Vm}{Vm + Vd + Az} \quad (2)$$

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

$$Rvv = \frac{Vd}{Vm} \quad (4)$$

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 de sub-blocos da imagem que representava a reflectância da folha. Neste trabalho, foram testados sub-blocos da imagem com dimensões de 9x9, 20x20 e 40x40 pixels, sendo que cada pixel teve o tamanho de 0,27mm. Cada vaso teve cinco sub-blocos, sendo que a média dos valores de pixels desses sub-blocos representou uma observação do vetor de característica. Para recortar os sub-blocos, foi desenvolvido um programa computacional implementado no MATLAB[®] 6.0, no qual as imagens foram cortadas no tamanho e na região previamente escolhidos.

O vetor de características foi utilizado como variável de entrada de um classificador para discriminar as doses de nitrogênio. Todas as 15 combinações de índices possíveis foram testadas (Tabela 4).

Tabela 4. Vetores de características (X) que foram testados no desenvolvimento dos classificadores para discriminar diferentes níveis de nitrogênio no feijoeiro

Um índice	Dois índices	Três índices	Quatro índices
X= Evd	X= Evd e Vern	X= Evd, Vern e Vn	X= Evd, Vern, Vn e Rvv
X= Vern	X= Evd e Vn	X= Evd, Vern e Rvv	
X= Vn	X= Evd e Rvv	X= Evd, Vn e Rvv	
X= Rvv	X= Vern e Vn	X= Vern, Vn e Rvv	
	X= Vern e Rvv		
	X= Rvv e Vn		

3.4. Análise das imagens

Esta etapa teve como objetivo identificar os níveis de deficiência de nitrogênio na cultura do feijoeiro com base no vetor de características. No presente trabalho, foi testado um classificador estatístico.

Classificador estatístico

Foi testado um classificador estatístico, descrito por GONZALES e WOODS (1992), para avaliar o status do N. O classificador estatístico foi composto por um conjunto de funções discriminantes:

$$d_j(X) = \ln P(W_j) - \frac{1}{2} \ln(\det C_j) - \frac{1}{2} [(X - m_j)^T C_j^{-1} (X - m_j)] \quad (5)$$

em que,

d_j = função discriminante da classe j ;

C_j = matriz de covariância da classe j ;

$\det C_j$ = determinante da matriz de covariância da classe j ;

X = vetor de características;

m_j = vetor de médias da classe j ;

n = dimensão do vetor de característica;

$P(W_j)$ = probabilidade a priori da classe j ; e

T = símbolo que representa a transposta de uma matriz.

Neste trabalho, foi considerada a mesma probabilidade, a priori, de ocorrência das cinco doses de adubação de nitrogênio. Desta maneira, a equação 5 pode ser escrita como:

$$d_j(X) = -\frac{1}{2} \ln(\det C_j) - \frac{1}{2} [(X - m_j)^T C_j^{-1} (X - m_j)] \quad (6)$$

Foram desenvolvidas cinco funções discriminantes, uma para cada classe de estresse nutricional, de forma que um vetor desconhecido X foi atribuído à classe j , que apresentou o maior valor da função discriminante $d_j(X)$.

O classificador estatístico também foi utilizado para definição do melhor vetor de características (Tabela 4). O erro de classificação foi estimado por validação cruzada deixando um de fora (KHATTREE e NAIK, 2000). Uma observação foi separada e as funções discriminantes foram elaboradas com os restantes dos dados (49 amostras). Em seguida, a observação separada foi classificada. Esse procedimento foi repetido sucessivamente para cada amostra, ou seja, todas as 50 observações (5 tratamentos e 10 repetições), de cada dimensão de bloco, foram testadas. O erro de classificação foi estimado pela elaboração de uma matriz de erro, conforme descrito em CONGALTON (1991).

A mensuração do desempenho dos classificadores foi determinada pela exatidão global de classificação e pelo coeficiente Kappa.

A exatidão global do classificador foi estimada pela seguinte equação:

$$EG = \frac{CC}{n_t} \times 100 \quad (7)$$

em que,

EG = exatidão global;

CC = número de amostras classificadas corretamente; e

N_t = número total de amostras.

O coeficiente Kappa foi estimado pela seguinte equação:

$$\hat{K} = \frac{n_t \sum_{i=1}^c x_{ii} - \sum_{i=1}^c x_{i\oplus} x_{\oplus i}}{n_t^2 - \sum_{i=1}^c x_{i\oplus} x_{\oplus i}} \quad (8)$$

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.

Por fim, para definir os melhores classificadores, foi feito um teste Z a 5% para testar a diferença entre dois classificadores (CONGALTON e MEAD, 1983).

O valor do Z calculado foi determinado pela seguinte equação:

$$Z = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_2}{\sqrt{\text{var}(\hat{K}_1) + \text{var}(\hat{K}_2)}} \quad (9)$$

em que,

Z = Valor de Z calculado;

\hat{K}_1 = Coeficiente Kappa 1;

\hat{K}_2 = Coeficiente Kappa 2;

$\text{var}(\hat{K}_1)$ = Variância do coeficiente Kappa 1; e

$\text{var}(\hat{K}_2)$ = Variância do coeficiente Kappa 2.

A variância do coeficiente Kappa foi determinada pelas equações 10 a 14 (Bishop et al., 1975, citados por HUDSON e RAMM, 1987).

$$\text{var}(\hat{K}) = \frac{1}{n_t} \left[\frac{\theta_1(1-\theta_1)}{(1-\theta_2)^2} + \frac{2(1-\theta_1)(2\theta_1\theta_2 - \theta_3)}{(1-\theta_2)^3} + \frac{(1-\theta_1)^2(\theta_4 - 4\theta_2^2)}{(1-\theta_2)^4} \right] \quad (10)$$

em que,

$$\theta_1 = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^c x_{ii} \quad (11)$$

$$\theta_2 = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^c x_{i\oplus} x_{\oplus i} \quad (12)$$

$$\theta_3 = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^c x_{ii} (x_{i\oplus} + x_{\oplus i}) \quad (13)$$

$$\theta_4 = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c x_{ij} (x_{j\oplus} + x_{\oplus i})^2 \quad (14)$$

3.5. Determinação do teor de clorofila na planta

Foi utilizado o medidor de clorofila SPAD 502 (Minolta Câmera Co, Ltd., Osaka, Japan). Foram feitas 10 leituras por vaso aos 30, 40 e 50 DAE. As leituras foram tomadas sempre nas folhas jovens completamente expandidas. Os valores SPAD foram correlacionados com as doses de nitrogênio e usados como vetor de entrada dos classificadores para avaliar o status do N na folha. Também foram realizadas análises foliares aos 50 DAE, coletando-se 5 folhas mais novas completamente expandidas. As análises foram realizadas no Laboratório de Solos Florestais, localizado no departamento de Engenharia Florestal da Universidade Federal de Viçosa. O método utilizado para determinação do N na folha foi o de Kjeldahl. Foi feita uma análise de correlação entre as doses de nitrogênio e os teores de N nas folhas.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Classificação com os blocos de imagens.

Classificação aos 30 DAE

A exatidão global e o coeficiente Kappa dos classificadores desenvolvidos aos 30 DAE para os blocos de 9x9, 20x20 e 40x40 pixels são apresentados, respectivamente, nas Tabela 5, 6 e 7.

Tabela 5. Exatidão global e coeficiente Kappa das funções discriminantes, utilizando blocos de imagens de 9x9 pixels, para cada combinação de índices testados

Índices Espectrais	Exatidão Global	Kappa
Evd, Vn e Rvv	0,30	0,12 ^{ns}
Evd e Vern	0,30	0,12 ^{ns}
Evd e Vn	0,30	0,12 ^{ns}
Evd	0,28	0,10 ^{ns}
Vern e Rvv	0,28	0,10 ^{ns}
Vern, Vn e Rvv	0,28	0,10 ^{ns}
Evd, Vern, Vn e Rvv	0,28	0,10 ^{ns}
Evd e Rvv	0,26	0,07 ^{ns}
Evd, Vern e Rvv	0,26	0,07 ^{ns}
Rvv	0,26	0,07 ^{ns}
Evd, Vern e Vn	0,26	0,07 ^{ns}
Vern	0,22	0,02 ^{ns}
Vn	0,22	0,02 ^{ns}
Vn e Rvv	0,22	0,02 ^{ns}
Vn e Vern	0,22	0,02 ^{ns}

ns= Não diferem de zero pelo teste Z a 5% de probabilidade;
Evd= excesso de verde; Vern= vermelho normalizado; Vn= verde normalizado; Rvv= razão verde-vermelho.

Tabela 6. Exatidão global e coeficiente Kappa das funções discriminantes, utilizando blocos de imagens de 20x20 pixels, para cada combinação de índices testados

Índices Espectrais	Exatidão Global	Kappa
Evd e Rvv	0,74	0,67 ^a
Vern, Vn e Rvv	0,66	0,57 ^{ab}
Evd e Vern	0,62	0,52 ^{ab}
Vern e Vn	0,62	0,52 ^{ab}
Vn	0,58	0,47 ^{bc}
Evd, Vn e Rvv	0,58	0,47 ^{bc}
Evd, Vern, Vn e Rvv	0,56	0,45 ^{bcd}
Evd	0,56	0,45 ^{bcd}
Vern e Rvv	0,54	0,42 ^{bcd}
Evd, Vern e Rvv	0,46	0,32 ^{cd}
Evd, Vern e Vn	0,42	0,27 ^{def}
Vn e Rvv	0,40	0,25 ^{ef}
Evd e Vn	0,38	0,22 ^f
Vern	0,36	0,20 ^f
Rvv	0,30	0,12 ^{ns}

ns= não diferem de zero pelo teste Z a 5% de probabilidade;
Os coeficientes Kappa seguidos da mesma letra não diferem significativamente pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Tabela 7. Exatidão global e coeficiente Kappa das funções discriminantes, utilizando blocos de imagens de 40x40 pixels, para cada combinação de índices testados

Índices Espectrais	Exatidão Global	Kappa
Evd e Rvv	0,54	0,42 ^a
Evd e Vern	0,54	0,42 ^a
Vern e Vn	0,54	0,42 ^a
Vn e Rvv	0,54	0,42 ^a
Vern e Rvv	0,48	0,35 ^{ab}
Evd, Vern e Vn	0,46	0,32 ^{abc}
Evd, Vn e Rvv	0,46	0,32 ^{abc}
Evd Vern, Vn e Rvv	0,42	0,27 ^{abc}
Vern	0,42	0,27 ^{abc}
Evd Vern e Rvv	0,42	0,27 ^{abc}
Vern, Vn e Rvv	0,42	0,27 ^{abc}
Rvv	0,36	0,20 ^{bc}
Vn	0,32	0,15 ^c
Evd	0,32	0,15 ^c
Evd e Vn	0,30	0,12 ^{ns}

ns= não diferem de zero pelo teste Z a 5% de probabilidade;
Os coeficientes Kappa seguidos da mesma letra não diferem significativamente pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Os blocos de tamanho 9x9 pixels tiveram todos os valores de Kappa não diferindo estatisticamente de zero (teste Z a 5%), ou seja, a classificação foi ao acaso. Utilizando os critérios sugeridos por ADAMI et al. (2002), os blocos de 20x20 pixels apresentaram uma classificação muito boa para uma combinação de índices, boa para oito, razoável para cinco e não difere estatisticamente de zero em um dos casos. Para os blocos de 40x40 pixels, seguindo o mesmo critério, a classificação foi considerada como boa em quatro casos, razoável em oito, ruim em dois e não diferiu estatisticamente de zero em um dos casos. Observa-se também que os melhores desempenhos ocorreram com a combinação de índices, indicando que a utilização de apenas um índice pode comprometer o desempenho da discriminação das diferentes doses de N utilizadas neste trabalho.

Classificação aos 40 DAE

A exatidão global e o coeficiente Kappa dos classificadores desenvolvidos aos 40 DAE para os blocos de 9x9, 20x20 e 40x40 pixels são apresentados respectivamente nas Tabela 8, 9 e 10.

Tabela 8. Exatidão global e coeficiente Kappa das funções discriminantes, utilizando blocos de imagens de 9x9 pixels, para cada combinação de índices testados

Índices Espectrais	Exatidão Global	Kappa
Evd e Vn	0,40	0,25 ^a
Evd, Vn e Rvv	0,38	0,22 ^a
Evd, Vern e Rvv	0,36	0,20 ^a
Evd	0,36	0,20 ^a
Evd e Vern	0,34	0,17 ^a
Vern, Vn e Rvv	0,32	0,15 ^a
Vern e Rvv	0,32	0,15 ^a
Evd e Rvv	0,32	0,15 ^a
Evd, Vern e Vn	0,30	0,12 ^{ns}
Rvv	0,30	0,12 ^{ns}
Evd, Vern, Vn e Rvv	0,28	0,10 ^{ns}
Vern	0,26	0,07 ^{ns}
Vn	0,26	0,07 ^{ns}
Vn e Rvv	0,26	0,07 ^{ns}
Vn e Vern	0,22	0,02 ^{ns}

ns= Não diferem de zero pelo teste Z a 5% de probabilidade;
Os coeficientes Kappa seguidos da mesma letra não diferem significativamente pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Tabela 9. Exatidão global e coeficiente Kappa das funções discriminantes, utilizando blocos de imagens de 20x20 pixels, para cada combinação de índices testados

Índices Espectrais	Exatidão Global	Kappa
Evd, Vern e Rvv	0,68	0,60 ^a
Evd e Vern	0,58	0,47 ^{ab}
Evd e Rvv	0,58	0,47 ^{ab}
Evd, Vern e Vn	0,58	0,47 ^{ab}
Evd, Vn e Rvv	0,56	0,45 ^{ab}
Evd e Vn	0,56	0,45 ^{ab}
Evd, Vern, Vn e Rvv	0,52	0,40 ^{bc}
Evd	0,44	0,30 ^{bcd}
Vern e Vn	0,40	0,25 ^{cd}
Vern	0,36	0,20 ^d
Vern e Rvv	0,34	0,17 ^d
Vn e Rvv	0,32	0,15 ^d
Vern, Vn e Rvv	0,32	0,15 ^d
Rvv	0,28	0,10 ^{ns}
Vn	0,22	0,02 ^{ns}

ns= Não diferem de zero pelo teste Z a 5% de probabilidade;
Os coeficientes Kappa seguidos da mesma letra não diferem significativamente pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Tabela 10. Exatidão global e coeficiente Kappa das funções discriminantes, utilizando blocos de imagens de 40x40 pixels, para cada combinação de índices testados

Índices Espectrais	Exatidão Global	Kappa
Evd, Vn e Rvv	0,70	0,62 ^a
Vern e Vn	0,68	0,60 ^{ab}
Evd e Vern	0,68	0,60 ^{ab}
Evd, Vern, Vn e Rvv	0,66	0,57 ^{ab}
Evd e Rvv	0,66	0,57 ^{ab}
Vn e Rvv	0,66	0,57 ^{ab}
Evd, Vern e Vn	0,64	0,55 ^{abc}
Evd, Vern e Rvv	0,64	0,55 ^{abc}
Vern, Vn e Rvv	0,64	0,55 ^{abc}
Evd	0,62	0,52 ^{abc}
Vn	0,62	0,52 ^{abc}
Vern e Rvv	0,62	0,52 ^{abc}
Evd e Vn	0,54	0,42 ^{bc}
Rvv	0,54	0,42 ^{bc}
Vern	0,50	0,37 ^c

Os coeficientes Kappa seguidos da mesma letra não diferem significativamente pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Utilizando os critérios sugeridos por ADAMI et al. (2002), a classificação com os blocos de 9x9 pixels foi considerada razoável em quatro casos, ruim em quatro e não diferiu estatisticamente de zero, em sete casos (teste Z a 5%). Para os blocos de 20x20 pixels, a classificação foi considerada muito boa em um caso, boa em seis, razoável em três, ruim em três e não diferiu estatisticamente de zero em dois (teste Z a 5%). Os blocos de 40x40 pixels tiveram sua classificação considerada muito boa em três combinações, boa em onze e razoável em uma combinação de índices. Aos 40 DAE, também foi mantido o melhor desempenho com combinações de índices em relação ao uso de apenas um índice. De modo geral, considerando os critérios de ADAMI et al. (2002), a classificação melhorou dos 30 para os 40 DAE.

Classificação aos 50 DAE

A exatidão global e o coeficiente Kappa dos classificadores desenvolvidos aos 50 DAE para os blocos de 9x9, 20x20 e 40x40 pixels são apresentados respectivamente, nas Tabela 11, 12 e 13.

Tabela 11. Exatidão global e coeficiente Kappa das funções discriminantes, utilizando blocos de imagens de 9x9 pixels, para cada combinação de índices testados

Índices Espectrais	Exatidão Global	Kappa
Evd e Vern	0,78	0,72 ^a
Evd e Rvv	0,76	0,70 ^a
Evd, Vern e Vn	0,76	0,70 ^a
Evd, Vern e Rvv	0,74	0,67 ^{ab}
Evd, Vern, Vn e Rvv	0,72	0,65 ^{ab}
Evd, Vn e Rvv	0,72	0,65 ^{ab}
Evd e Vn	0,70	0,62 ^{abc}
Evd	0,60	0,50 ^{bcd}
Vern, Vn e Rvv	0,56	0,45 ^{cde}
Vern e Rvv	0,54	0,42 ^{de}
Rvv e Vn	0,50	0,37 ^{def}
Vern e Vn	0,44	0,30 ^{efg}
Vern	0,38	0,22 ^{fg}
Vn	0,36	0,20 ^{fg}
Rvv	0,32	0,15 ^g

Os coeficientes Kappa seguidos da mesma letra não diferem significativamente pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Tabela 12. Exatidão global e coeficiente Kappa das funções discriminantes, utilizando blocos de imagens de 20x20 pixels, para cada combinação de índices testados

Índices Espectrais	Exatidão Global	Kappa
Evd e Rvv	0,74	0,67 ^a
Vn e Rvv	0,72	0,65 ^{ab}
Rvv	0,66	0,57 ^{abc}
Evd, Vern e Rvv	0,66	0,57 ^{abc}
Vern, Vn e Rvv	0,66	0,57 ^{abc}
Evd e Vern	0,62	0,52 ^{abcd}
Vern e Vn	0,62	0,52 ^{abcd}
Vn	0,58	0,47 ^{bcde}
Evd, Vn e Rvv	0,58	0,47 ^{bcde}
Evd, Vern, Vn e Rvv	0,56	0,45 ^{cdef}
Evd	0,56	0,45 ^{cdef}
Vern e Rvv	0,54	0,42 ^{cdef}
Evd e Vn	0,48	0,35 ^{def}
Vern	0,44	0,30 ^{ef}
Evd, Vern e Vn	0,42	0,27 ^f

Os coeficientes Kappa seguidos da mesma letra não diferem significativamente pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Tabela 13. Exatidão global e coeficiente Kappa das funções discriminantes, utilizando blocos de imagens de 40x40 pixels, para cada combinação de índices testados

Índices Espectrais	Exatidão Global	Kappa
Evd, Vern e Rvv	0,60	0,50 ^a
Vern, Vn e Rvv	0,60	0,50 ^a
Evd e Rvv	0,58	0,47 ^a
Vn e Rvv	0,58	0,47 ^a
Vern e Rvv	0,56	0,45 ^a
Evd, Vern, Vn e Rvv	0,54	0,42 ^a
Rvv	0,54	0,42 ^a
Evd e Vern	0,54	0,42 ^a
Vern e Vn	0,54	0,42 ^a
Evd, Vern e Vn	0,54	0,42 ^a
Evd, Vn e Rvv	0,52	0,40 ^a
Vn	0,50	0,37 ^a
Evd	0,50	0,37 ^a
Evd e Vn	0,46	0,32 ^a
Vern	0,46	0,32 ^a

Os coeficientes Kappa seguidos da mesma letra não diferem significativamente pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Seguindo o mesmo critério adotado nas épocas anteriores, os blocos de 9x9 pixels tiveram uma classificação muito boa em sete casos, boa em três casos, razoável em quatro casos e ruim em um caso. Para os blocos de 20x20 pixels, a classificação foi considerada muito boa em dois casos, boa em dez e razoável em três. Para os blocos de 40x40 pixels, a classificação foi considerada boa em onze casos e razoável em quatro. Com exceção dos blocos de 40x40 pixels, a classificação aos 50 DAE melhorou em relação às épocas anteriores, considerando os critérios sugeridos por ADAMI et al. (2002).

4.2. Definição do melhor tamanho de bloco para cada época estudada

Os coeficientes Kappa dos melhores classificadores desenvolvidos aos 30, 40 e 50 DAE para os blocos de 9x9, 20x20 e 40x40 pixels são apresentados na Tabela 14.

Tabela 14. Coeficientes Kappa dos melhores resultados de classificação para os blocos de 9x9, 20x20 e 40x40 pixels das imagens obtidas aos 30, 40 e 50 DAE

Bloco	Época		
	30 DAE	40 DAE	50 DAE
9x9 pixels	0,12 ^{ns}	0,25 ^{Aa}	0,72 ^{Ab}
20x20 pixels	0,67 ^{Aa}	0,60 ^{Ba}	0,67 ^{ABa}
40x40 pixels	0,42 ^{Ba}	0,62 ^{Bb}	0,50 ^{Bab}

ns= Não diferem de zero pelo teste Z a 5% de probabilidade;

Os coeficientes Kappa seguidos de uma mesma letra minúscula não diferem na linha pelo teste Z a 5% de probabilidade;

Os coeficientes Kappa seguidos de uma mesma letra maiúscula não diferem na coluna pelo teste Z a 5% de probabilidade.

De um modo geral, os blocos 20x20 foram os que proporcionaram melhores resultados, já que foi melhor aos 30 DAE e não apresentou diferenças significativas dos melhores aos 40 e 50 DAE. Observa-se também uma melhor classificação com o avanço do estágio fenológico do feijoeiro, sendo esta tendência foi mais destacada nos blocos 9x9 pixels. Isto pode ter ocorrido devido à uniformidade da cor da folha com o avanço do estágio fenológico, pois a clorose foliar devido a deficiência de N se acentua no desenvolvimento da planta, exigindo

nos estágios iniciais da cultura o uso de blocos de imagens maiores. Aos 30 DAE, a tendência de melhores resultados para o maior bloco nos estágios iniciais (30 e 40 DAE) não ocorreu devido, em parte, ao fato de os blocos das imagens apresentarem pixels representando solo.

Dessa maneira, os blocos com 20x20 pixels são os recomendados para a utilização em um sistema de discriminação das doses de N estudadas. Nas Tabelas 15, 16 e 17, são apresentados os resultados das matrizes de erro das melhores combinações de índices aos 30, 40 e 50 DAE, respectivamente.

Tabela 15. Matriz de erro obtida com o uso dos índices Evd e Rvv aos 30 DAE para os blocos de 20x20 pixels

Valor Estimado	Dose N Aplicada (kg ha ⁻¹)					Erros de inclusão (%)
	0	50	100	150	200	
0	8	2	1	0	1	33
50	2	7	1	2	0	42
100	0	0	8	1	0	11
150	0	1	0	7	2	30
200	0	0	0	0	7	0
Erros de omissão (%)	20	30	20	30	30	Exatidão global= 74%

Tabela 16. Matriz de erro obtida com o uso dos índices Evd, Vern e Rvv aos 40 DAE para os blocos de 20x20 pixels

Valor Estimado	Dose N Aplicada (kg ha ⁻¹)					Erros de inclusão (%)
	0	50	100	150	200	
0	8	2	0	0	0	20
50	1	5	0	0	0	16
100	1	3	8	5	2	58
150	0	0	2	5	0	29
200	0	0	0	0	8	0
Erros de omissão (%)	20	50	20	50	20	Exatidão global= 68%

Tabela 17. Matriz de erro obtida com o uso dos índices Evd e Rvv aos 50 DAE para os blocos de 20x20 pixels

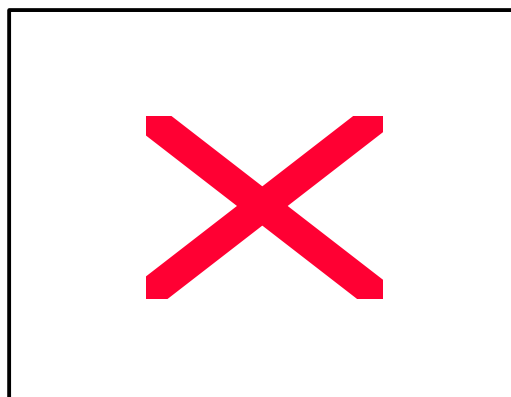
Valor Estimado	Dose N Aplicada (kg ha ⁻¹)					Erros de inclusão (%)
	0	50	100	150	200	
0	8	2	0	0	0	20
50	2	7	2	3	0	50
100	0	0	8	0	0	0
150	0	1	0	7	3	36
200	0	0	0	0	7	0
Erros de omissão (%)	20	30	20	30	30	Exatidão global= 74%

Aos 30 DAE, as doses de 0 e 100 kg de N ha⁻¹ proporcionaram os melhores resultados em termos de exatidão do classificador, com acerto de aproximadamente 80% das amostras. Aos 40 DAE, houve aumento do erro nas doses de 50 e 150 kg de N ha⁻¹, tendo o classificador acertado 50% das amostras destas duas doses. Esse tipo de erro faz com que um sistema de aplicação de N a taxa variada coloque mais ou menos adubo que o recomendado.

4.3. Correlação entre a análise foliar, os valores SPAD e as doses aplicadas de nitrogênio

Na Figura 2 é apresentado o gráfico de correlação entre os valores SPAD e os teores de N nas folhas.

Figura 2. Correlação entre os valores SPAD e os teores de N nas folhas.



O coeficiente de correlação estimado entre a análise de N nas folhas e os valores SPAD obtidos aos 50 DAE foi de 0,72. Resultados semelhantes foram encontrados por FURLANI JÚNIOR et al. (1996), que encontraram uma correlação positiva entre as leituras do aparelho SPAD aos 40 DAE e os teores de N nas folhas do feijoeiro ($R = 0,75$). Desta forma, pode-se inferir que a concentração de clorofila correlacionou-se positivamente com o teor de N nas folhas, representando, o medidor portátil de clorofila SPAD-502, uma alternativa para determinar o status do nitrogênio no feijoeiro.

Foi calculada também a correlação entre as doses de nitrogênio e o teor de N foliar. O coeficiente de correlação estimado foi de 0,92. Portanto, pode-se afirmar que as doses de nitrogênio proporcionaram um aumento no teor de N nas folhas.

4.4. Discriminação de diferentes doses de nitrogênio aplicado utilizando clorofilômetro portátil

A Tabela 18 apresenta o resultado da análise da discriminação de diferentes doses de nitrogênio aplicado utilizando clorofilômetro portátil.

Tabela 18. Análise de variância em esquema de parcela subdividida no tempo para variável SPAD

FV	GL	SQ	QM	Valor-P
Doses	4	2676,87	669,21	0,0001
Resíduo A	45	151,05	3,35	
Época	2	629,34	314,67	0,0001
Dose*Época	8	76,94	9,61	0,0001
Resíduo B	90	113,37	1,25	
Total	149	3647,59		

FV= fator variável; GL= grau de liberdade; SQ= soma de quadrados; QM= quadrado médio; Valor P= significância.

Os efeitos de doses e de épocas foram significativos ($P < 0,0001$), mostrando que pelo menos uma das doses é estatisticamente diferente das demais. Portanto, a procura de um classificador para discriminar os diferentes níveis de N pode ser justificada (REGAZZI, 2000).

Na Figura 3, são apresentados as médias, os desvios padrões e os erros padrões das doses em relação às diferentes épocas de obtenção dos valores SPAD.

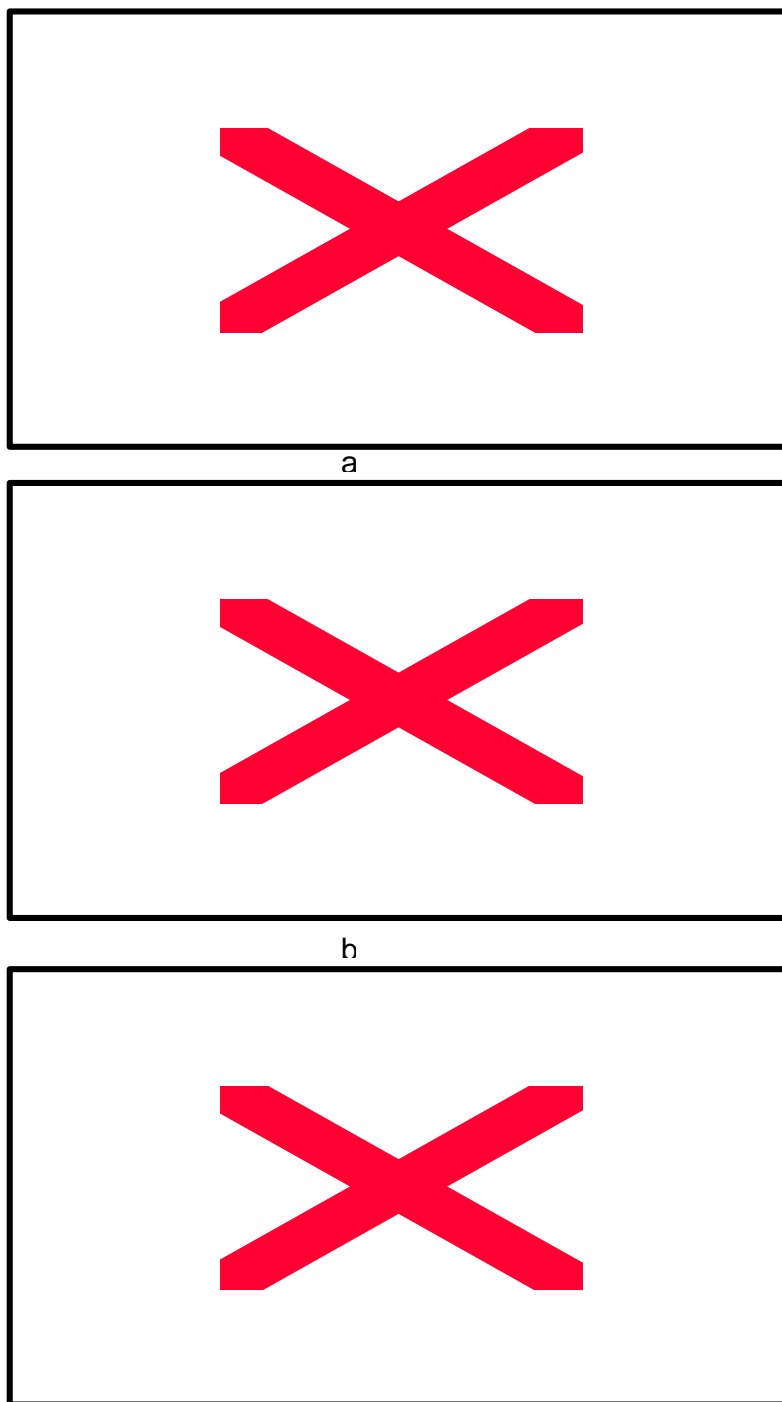


Figura 3. Médias, desvios padrões e erros padrões dos valores SPAD obtidos aos 30 DAE (a), 40 DAE (b) e 50 DAE (c).

De modo geral, os valores SPAD aumentaram até as doses de 150 kg de N ha⁻¹ e com o avanço do estágio de desenvolvimento da planta. Esses resultados foram semelhantes aos encontrados por outros pesquisadores (SILVEIRA et al., 2003; FURLANI JÚNIOR et al., 1996). Isso pode ser explicado devido ao aumento gradual no consumo de nitrogênio pelo feijoeiro até a fase do florescimento, que ocorreu aproximadamente aos 50 DAE. Após o início do florescimento há um decréscimo no consumo desse nutriente em virtude da diminuição da atividade metabólica radicular (OLIVEIRA e FAGERIA, 2003).

Pode-se observar na Figura 3, que, aos 30 e 40 DAE, houve maior sobreposição de intervalos dos valores de SPAD nas doses de adubação do que aos 50 DAE, o que provavelmente irá ocasionar uma dificuldade na classificação das doses aos 30 DAE. Entretanto, os valores de SPAD da testemunha não se confundiram com nenhuma das doses de adubação em todas as épocas. Este comportamento pode ser explicado devido ao fato de a planta não estar aproveitando todo o nitrogênio aplicado ou ainda por não ter respondido à adubação nitrogenada a nível foliar aos 30 e 40 DAE. Portanto, até os 40 DAE, o clorofilômetro portátil teria utilidade somente na identificação da deficiência de nitrogênio nas folhas, porém não seria útil na caracterização das doses de adubação nitrogenada utilizadas neste trabalho.

Os valores SPAD aos 50 DAE foram bem representativos para as doses 0, 50 e 100 kg de N ha⁻¹. Entretanto, para as doses de 150 e 200 kg de N ha⁻¹, não houve uma discriminação satisfatória em todas as épocas estudadas. Isto indica que, nessa faixa, aumentando-se a concentração do nutriente, o crescimento não é afetado, representando então o que se chama de “consumo de luxo” do elemento, definido como sendo o armazenamento do N no vacúolo em vez da sua participação na molécula de clorofila. O “consumo de luxo” nem sempre é indesejável, na medida em que permite à planta acumular nutrientes quando a disponibilidade deles é alta, liberando-os gradualmente, quando a absorção é insuficiente para suportar o crescimento.

Na Tabela 19, estão os resultados do desempenho das funções discriminantes para as diferentes épocas, tendo como entrada os valores mostrados pelo clorofilômetro portátil.

Tabela 19. Resultados do desempenho de classificação das funções discriminantes para os valores SPAD adquiridos aos 30, 40 e 50 DAE

DAE	Exatidão Global (%)	Kappa
30	46	0,32 ^{*a}
40	58	0,47 ^{*a}
50	70	0,67 ^{*b}

* Valor do coeficiente Kappa diferente significativamente de zero (Teste Z a 5%); Os coeficientes Kappa seguidos da mesma letra não diferem significativamente pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Apesar dos desempenhos superiores a de uma classificação aleatório para as funções discriminantes aos 30 e 40 DAE, apresentaram desempenho razoável e bom respectivamente, segundo classificação proposta por ADAMI et al. (2002). A classificação aos 50 DAE foi muito boa segundo o mesmo autor, acertando 67% mais amostras, quando comparado com uma classificação ao acaso. Acredita-se que quando a adubação nitrogenada é realizada em estádios iniciais do feijoeiro (30 e 40 DAE), a resposta a nível foliar seja mais demorada. Sendo assim, nos dois primeiros períodos de obtenção dos valores SPAD (30 e 40 DAE), a planta pode ainda não ter respondido totalmente à adubação nitrogenada.

As matrizes de erros dos classificadores para as diferentes épocas são apresentadas nas Tabelas 20, 21 e 22.

Tabela 20. Matriz de erro obtida com os valores SPAD aos 30 DAE

Valor Estimado	Dose N Aplicada (kg ha ⁻¹)					Erros de inclusão (%)
	0	50	100	150	200	
0	10	0	0	0	0	0
50	0	6	6	0	0	50
100	0	4	2	2	0	75
150	0	0	2	0	5	100
200	0	0	0	8	5	62
Erros de omissão (%)	0	40	80	100	50	Exatidão Global=46%

Tabela 21. Matriz de erro obtida com os valores SPAD aos 40 DAE

Valor Estimado	Dose N Aplicada (kg ha ⁻¹)					Erros de inclusão (%)
	0	50	100	150	200	
0	10	0	0	0	0	0
50	0	8	4	0	0	33
100	0	2	2	1	1	66
150	0	0	0	4	2	33
200	0	0	4	5	7	56
Erros de omissão (%)	0	20	80	60	30	Exatidão Global=62%

Tabela 22. Matriz de erro obtida com os valores SPAD aos 50 DAE

Valor Estimado	Dose N Aplicada (kg ha ⁻¹)					Erros de inclusão (%)
	0	50	100	150	200	
0	10	0	0	0	0	0
50	0	8	2	0	0	20
100	0	2	7	2	0	36
150	0	0	1	3	3	57
200	0	0	0	5	7	42
Erros de omissão (%)	0	20	30	70	30	Exatidão Global=70%

O uso das funções discriminantes que tiveram como dados de entrada, os valores SPAD, revelou baixa disponibilidade de nitrogênio na folha em todas as épocas, já que não errou em nenhuma amostra da testemunha. Todavia, aos 30 e 40 DAE não foi útil na caracterização das doses de adubação nitrogenada, tendo apresentados mais erros de omissão e inclusão. O mesmo não ocorreu aos 50 DAE, quando houve menos erros de omissão e inclusão nas doses de 50 e 100 kg de N ha⁻¹, justificando a boa classificação realizada pelo algoritmo.

É necessário que sejam realizadas pesquisas adicionais para verificar a variação do teor de N nas folhas ao longo do ciclo da cultura, principalmente dentro das doses de nitrogênio recomendadas no campo, que, segundo OLIVEIRA e FAGERIA (2003), variam entre 40 e 100 kg de N ha⁻¹, visando estimar as doses a serem aplicadas para corrigir possíveis deficiências e fornecer à cultura, o nutriente em dose e época adequadas.

4.5. Comparação entre o clorofilômetro portátil e imagens digitais na avaliação do status do nitrogênio na planta

Os coeficientes Kappa dos classificadores desenvolvidos aos 30, 40 e 50 DAE para o melhor tamanho de bloco e para os valores SPAD são apresentados na Tabela 23.

Tabela 23. Resultados do desempenho de classificação com os melhores blocos de imagens e com os valores SPAD

DAE	Blocos de imagens	SPAD
30	0,67 ^a	0,32 ^b
40	0,60 ^a	0,47 ^a
50	0,67 ^a	0,67 ^a

Os coeficientes Kappa seguidos de uma mesma letra não diferem na linha pelo teste Z a 5% de probabilidade.

Em comparação com o clorofilômetro, o uso de blocos de imagens foi mais eficaz aos 30 DAE. Este melhor comportamento deveu-se ao fato de os blocos levarem informações da banda do verde, diferentemente do SPAD que utiliza apenas as bandas do vermelho e do infravermelho. O uso da banda do verde é

muito importante, já que está associado ao nível da deficiência nutricional de nitrogênio e as folhas terão uma tonalidade diferente de verde, sendo que as folhas mais deficientes ficam mais amareladas. Aos 40 e aos 50 DAE, o resultado da classificação feita com o SPAD não diferiu estatisticamente daquela realizada com os blocos de imagens.

5. RESUMO E CONCLUSÕES

Este trabalho teve como objetivo geral o desenvolvimento de um sistema para determinar o status da deficiência do nitrogênio no feijoeiro. E como objetivos específicos: avaliar os índices espectrais das imagens como características para discriminar diferentes níveis de nitrogênio; desenvolver um classificador estatístico para distinguir as diferentes doses do nitrogênio aplicado; e avaliar a possibilidade de utilização do medidor de clorofila na determinação da deficiência de N; e comparar o desempenho dos blocos de imagens e dos valores SPAD na avaliação do status do nitrogênio no feijoeiro. O trabalho foi conduzido em casa de vegetação, com 5 tratamentos (0, 50, 100, 150 e 200 kg de N ha⁻¹), cultivando-se feijão Carioca cultivar BRSMG Talismã, em vasos. Os vasos foram dispostos em um delineamento inteiramente casualizado em esquema de parcelas subdivididas no tempo: as doses foram alocadas nas parcelas e a época, nas subparcelas. As imagens foram obtidas por uma câmera colorida digital da marca JAI, modelo CV-M7+CL com um CCD de 2/3" e padrão CamLink[®]. As imagens foram salvas no formato TIFF ("tagged image file format") com uma resolução de 1380 (h) x 1030 (v) pixels. Foi usada também uma lente manual da marca Tamron, modelo 23FM25L, com distância focal de 25mm. Com o objetivo de descobrir a melhor época de aquisição das imagens, estas foram obtidas em três datas: 30, 40 e 50 DAE. Os seguintes índices foram calculados: excesso de verde; vermelho normalizado; verde normalizado; e razão verde-vermelho. Esses índices foram calculados de sub-blocos da imagem que representavam a reflectância da folha.

Neste trabalho foram testados blocos da imagem com dimensões de 9x9, 20x20 e 40x40 pixels. Os resultados obtidos permitiram as seguintes conclusões:

- Os índices espectrais conseguiram discriminar os diferentes teores de N nas folhas.
- Os melhores desempenhos de classificação ocorreram quando se utilizou combinação de índices.
- O classificador estatístico foi capaz de avaliar o status do N no feijoeiro.
- O medidor de clorofila SPAD foi capaz de determinar a deficiência de N.
- Os blocos de imagens foram melhores que os valores SPAD na avaliação do status de N no feijoeiro aos 30 DAE.
- Os blocos 20x20 foram os que apresentaram melhores resultados.
- Ocorreu uma melhoria da classificação com o avanço do estágio fenológico do feijoeiro.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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.

ARF, O.; FERREIRA, E.C.; CARVALHO, M.A.C.; SÁ, M.E.; BUZETTI, S. Efeito de doses e parcelamento da adubação nitrogenada em cobertura na cultura do feijão. In: REUNIÃO NACIONAL DE PESQUISA DE FEIJÃO, 6., Salvador. **Anais...** Brasil, 1999.

BARBOSA FILHO, M.P. e SILVA, O. F. da. Adubação e calagem para feijoeiro em solo de cerrado. **Pesquisa agropecuária brasileira**, Brasília, v. 35, n.7, p. 1317-1324, 2000.

CARVALHO, M.A.C.; FURLANI JUNIOR, E.; ARF, O.; SÁ, M.E.; PAULINO, H.B.; BUZETTI, S. Doses e épocas de aplicação de nitrogênio e teores foliares deste nutriente e de clorofila em feijoeiro. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, n 27, p. 445-450, 2003.

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.

CONGALTON, R.G.; MEAD, R.A. A quantitative method to test for consistency and correctness in photo interpretation. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.49, n.1, p.69-74, 1983.

CURY, B.; BEATRIZ, L. Projeto melhora a produtividade de pequenos produtores no Paraná. **Boletim Informativo da Federação Brasileira de Plantio Direto na Palha**, n. 8, p2. 2002.

FAHL, J. I., CAMARGO, M. B. P., PIZZINATTO, M. A., BETTI, J. A., MELO, A. M. T., DEMARIA, I. C., FURLANI, A. M. C. **Instruções Agrícolas para as principais culturas econômicas**. Campinas : Instituto Agrônômico de Campinas, v.1, p.396, 1998.

FAO **World Agricultural Information Center Statistics**. Disponível em: <<http://www.fao.org>>. Acesso em 15 out. 2004.

FIGUEIRA L. B.; COLAFEMINA J. F.; ROQUE, A. C. **Diagnóstico de patologias do sistema vestibular utilizando redes neurais na análise dos movimentos sacádicos**. Disponível em: <<http://ftp.inf.pucpcaldas.br/CDs/SBC2003/pdf/arg0172.pdf>>. Acesso em 20 set. 2004.

FURLANI JÚNIOR, E.; NAKAGAWA, J.; BULHÕES, L. J.; MOREIRA, J. A. A.; GRASSI FILHO, H. Correlação entre leituras de clorofila e níveis de nitrogênio aplicados em feijoeiro. **Bragantia**, Campinas, v. 55, n. 1, p. 171-175, 1996.

GILBER A.; SILVA P. R. F.; BORTOLINI C. G. Clorofila na folha como indicador do nível de nitrogênio em cereais. **Revista Ciência Rural**, Santa Maria, v.31, n.4, p.715-722, 2001.

GONZALEZ, R.C., WOODS, R.E. **Digital image processing**. Reading Massachusetts: Addison-Wesley Publishing Company, 716p, 1992.

GUERRA, A.F.; SILVA, D.B. da & RODRIGUES, G.C. Manejo de irrigação e fertilização nitrogenada para o feijoeiro na região dos cerrados. **Pesquisa agropecuária brasileira**, Brasília, v.35, p.1229-1236, 2000.

HUDSON, W.D.; RAMM, C.W. Correct formulation of the Kappa coefficient of agreement. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.53, n.4, p.421-422, 1987.

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

KHOURY JUNIOR, J. K., **Desenvolvimento e avaliação de um sistema de visão artificial para classificação de madeira serrada de eucalipto**. Viçosa, MG : UFV, 2003. (dissertação doutorado).

MALAVOLTA, E., VITTI, G.C., OLIVEIRA, S.A. **Avaliação do estado nutricional das plantas: princípios e aplicações.** Piracicaba : POTAFÓS, p. 319, 1997.

MARQUES FILHO, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento digital de imagens.** Rio de Janeiro: Editora Brasport, p. 406, 1999.

MARTINEZ, H.E.P; CARVALHO, J.G.; SOUZA, R.B. Diagnose foliar. in: RIBEIRO, A.C.; GUIMARÃES, P.T.; ALVAREZ V.,V,H. **Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais 5ª aproximação.** p. 143-168, 1999.

OLIVEIRA, I.P. de; FAGERIA, N.K. IV. Calagem e Adubação. In: MOREIRA, J.A.A.; Stone, L.f.; Biava, M. **Feijão: o produtor pergunta a Embrapa responde.** p. 39-53, 2003.

ORLANDO, R.C. **Sistema de visão artificial para discriminação entre plantas daninhas e milho.** Viçosa, MG: UFV, 2003. (dissertação doutorado).

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.

PIEKIELEK, W.P. e FOX, R.H. Use of a chlorophyll meter to predict sidedress nitrogen requirements for maize. **Agronomy Journal**, v.84, p.59-65, 1992.

PORTES, T. A. Ecofisiologia. In ARAUJO, R. S.; RAVA, C. A.; STONE L. F.; ZIMMERMANN, M. J. O. (Cord.). **Cultura do feijoeiro comum no Brasil.** Piracicaba: Potafos, p. 101-137, 1996.

POTAFÓS. Associação Brasileira para Pesquisa da Potassa e do Fosfato. **Manual internacional de fertilidade do solo.** 2.ed., p.177, 1998.

REGAZZI, A.J. **Modelos de regressão não linear e aplicações utilizando o SAS (PROC NLIN)** – Viçosa: UFV. 2 ed., p. 131, 2000.

RIBEIRO. L. N. **Rede neural com retropropagação aplicação na classificação de Imagens de satélite.** Departamento de Computação e Estatística Centro de

Ciências Exatas e Tecnologia Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, 17 de dezembro de 2003 (dissertação doutorado).

ROSOLEM, C. A.; MARUBAYASHI, O, M. **Seja o doutor do seu feijoeiro.** Encarte do informações agronômicas - nº 68 - dezembro/94. Disponível em: <<http://www.potafos.org/ppiweb/brazil.nsf/>> (acesso em 14/10/2004).

ROSENFELD, G. H.; FITZPATRICK, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**. Vol. 52, nº 4, p. 223-227, 1986.

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

SILVA, M. G. da; ARF O.; EUSTÁQUIO de SÁ, M.; RODRIGUES, R. A. F.; BUZETTI S. Nitrogen fertilization and soil management of winter common bean crop. **Scientia Agrícola**, vol.61 no.3, Piracicaba Maio/Junho 2004.

SILVEIRA, P. M.; BRAZ, A. J. B. P.; DIDONET, A. D. Uso do clorofilômetro como indicador da necessidade de adubação nitrogenada em cobertura no feijoeiro. **Pesquisa agropecuária brasileira**, v. 38, n. 9, p. 1083-1087, set. 2003

SILVEIRA, P. M.; DAMASCENO, M.A. Doses e parcelamento de K e de N na cultura do feijoeiro. **Pesquisa agropecuária brasileira**, v.28, p.1269-1276, 1993.

ZOTARELLI, D.; CARDOSO, E.G.; PICCININ J.L.; BODDEY M. T.; TORRES E.; ALVES B. J. R. Calibração do Medidor de Clorofila Minolta SPAD-502 para Uso na Cultura do Milho. **Comunicado Técnico 55**, dezembro/2002, 4p. Seropédica-RJ.

7.APÊNDICES

Apêndice A

Código-fonte do programa computacional implementado no MATLAB para a obtenção dos sub-blocos das imagens.

```
%Algoritmo para criar arquivo texto para corte de blocos em imagens
%salva as coordenadas do pixel central do bloco nas diferentes pastas
pre-definidas
%recorta os blocos e apresenta a figura com blocos recortados
clear
clc

[nomearq,caminho] = uigetfile('*.tif','Selecione imagem');
ima=imread(strcat(caminho,nomearq));

et_r=40;
et_c=40;

outra='s';

while outra=='s'

    imshow(ima);
    clc
    [col lin r]=impixel(ima);

    % tamanho do bloco
    et_r=40;
    et_c=40;

    etiqueta=ima(lin-et_r:lin,col-et_c:col,:);

    imshow(etiqueta)
    clc

    bom=input('corte bom? ','s');
    if bom=='n'
        while bom=='n'
            imshow(ima);
            clc
            [col lin r]=impixel(ima);
```

```

        etiqueta=ima(lin-et_r:lin,col-et_c:col,:);
        imshow(etiqueta)
        clc
        bom=input('corte bom? ','s');
        end
end

etiqueta=ima(lin-et_r:lin,col-et_c:col,:);

imshow(etiqueta)
clc

ima(lin-et_r:lin,col-et_c:col,:)=0;
nome=input('numero bloco? ','s');
outra=input('outro bloco? ','s');

imwrite(etiqueta,strcat(caminho,nome,'.tif'));

end

clc

disp('fim do processamento')

%
```

Apêndice B

Código-fonte do programa computacional implementado no MATLAB para processar imagens do feijão nos vasos.

```
% algoritmo para processar imagens do feijão nos vasos.
% indices:
%     excesso de verde;
%     razão verde-vermelho;
%     verde normalizado;
%     vermelho normalizado;
%
% e salvar resultados:
clear
clc
[nomearq,caminho] = uigetfile('*.tif','Selecione a data das imagens');
% disp(caminho)
for p=1:50 % vasos
    % le a imagem
    imargb=imread(strcat(caminho,strcat(num2str(p),'.tif')));
    % indices
    % vermelho
    r=double(imargb(:,:,1));
    if min(r(:))==0
        bin=im2bw(uint8(r),1/255);
        nib=abs(double(bin)-1);
        r=r+nib;
        clear bin nib
    end
    % verde
    g=double(imargb(:,:,2));
    if min(g(:))==0
        bin=im2bw(uint8(g),1/255);
        nib=abs(double(bin)-1);
        g=g+nib;
        clear bin nib
    end
    % azul
    b=double(imargb(:,:,3));
    if min(b(:))==0
        bin=im2bw(uint8(b),1/255);
        nib=abs(double(bin)-1);
        b=b+nib;
    end
end
```

```

        clear bin nib
    end
    % limpa imagens
    clear imargb
    %
    % excesso de verde
    ev=(2.*g-r-b)./(r+g+b); % calcula o indice
    media_ev=mean(ev(:));
    % resultados
    resultado(p,1)=media_ev;
    % limpa variaveis desnecessarias
    clear ev media_ev
    %
    % razao verde vermelho
    vdvm=g./r; % calcula o indice
    media_vdvm=mean(vdvm(:));
    % resultados
    resultado(p,2)=media_vdvm;
    % limpa variaveis desnecessarias
    clear vdvm media_vdvm
    %
    % verde normalizado
    vdn=(g./(r+g+b)); % calcula o indice
    media_vdn=mean(vdn(:));
    % resultados
    resultado(p,3)=media_vdn;
    % limpa variaveis desnecessarias
    clear vdn media_vdn
    %
    % vermelho normalizado
    vmn=(r./(r+g+b)); % calcula o indice
    media_vmn=mean(vmn(:));
    % resultados
    resultado(p,4)=media_vmn;
    % limpa variaveis desnecessarias
    clear vmn media_vmn
    %
    % apresenta imagem processada
    %disp(strcat('imagem.',num2str(ct_lin)))
    %
end
% salva resultados
nome_salva=strcat('res_feijao_estufa.txt');
dlmwrite(nome_salva,resultado,'\t')

```

Apêndice C

Código-fonte do programa computacional implementado no MATLAB para calcular o índice Kappa.

```
% algoritmo para calcular indice Kappa
% setembro 2003
% Agradecimento ao meu amigo Darly Senna Junior e Joseph K. K. JR. pela ajuda.
%
function [khat,var_k] = Kappa_certo(me)
eg=trace(me)/sum(me(:));
exp_a=sum(me,1)*sum(me,2)/sum(sum(sum(me,2)*sum(me,1)));
khat=(eg-exp_a)/(1-exp_a);
n=sum(sum(me));
mp=sum(me,2)*sum(me,1);
tetal=eg;
teta2=exp_a;
somat3=0;
mg_li=sum(me,2)';
mg_co=sum(me,1);
soma_mg=mg_li+mg_co;
for i=1:size(me)
    somat3=somat3+me(i,i)*(soma_mg(1,i));
end
teta3=somat3/n^2;
somat4=0;
for j=1:size(me,1)
    for i=1:size(me)
        somat4=somat4+me(i,j)*(mg_li(1,j)+mg_co(1,i))^2;
    end
end
end
```

```
teta4=somat4/n^3;
% calcula variancia Kappa
%
parc1=teta1*(1-teta1)/(1-teta2)^2;
parc2=2*(1-teta1)*(2*teta1*teta2-teta3)/(1-teta2)^3;
parc3=(1-teta1)^2*(teta4-4*teta2^2)/(1-teta2)^4;
var_k=(vasos)/n;
```

Apêndice D

Código-fonte do programa computacional implementado no MATLAB para o classificador estatístico.

```
% algoritmo para elaboracao e avaliacao de classificador estatistico
% utilizando validacao cruzada
%
clear
clc
% carrega os dados
% [nomearq,caminho] = uigetfile('*.txt','Selecione dados de origem');
dados=dlmread(strcat(caminho,nomearq));
parc=dados(:,1);
%
mat=dados(:,2:size(dados,2));
% calcula as combinacoes
indices=size(mat,2);
v=[1:size(mat,2)];
indteste=[1 2 3 4]

        posicao=1;
%
for k=1:size(indteste,2)
    p=indteste(k);
    mat_vez(:,posicao)=mat(:,p);
    posicao=posicao+1;
end

% classificador
% *****

        mat_erro=zeros(5,5);

% inicializa contador das doses
% monta a matriz de cada classe
        for nc=1:size(mat_vez,1)
conta_0=1;
conta_50=1;
conta_100=1;
conta_150=1;
conta_200=1;
```

```

for c=1:size(mat_vez,1)
    if c ~= nc
        if parc(c,1)==0;
            mat_0(conta_0,:)=mat_vez(c,:);
            conta_0=conta_0+1;
        elseif parc(c,1)==50;
            mat_50(conta_50,:)=mat_vez(c,:);
            conta_50=conta_50+1;
        elseif parc(c,1)==100;
            mat_100(conta_100,:)=mat_vez(c,:);
            conta_100=conta_100+1;
        elseif parc(c,1)==150;
            mat_150(conta_150,:)=mat_vez(c,:);
            conta_150=conta_150+1;
        elseif parc(c,1)==200;
            mat_200(conta_200,:)=mat_vez(c,:);
            conta_200=conta_200+1;
        end
    end
end
end
%
% calcula media e matriz de covariancia
med_0=mean(mat_0);
    med_50=mean(mat_50);
    med_100=mean(mat_100);
    med_150=mean(mat_150);
    med_200=mean(mat_200);
    cov_0=cov(mat_0);
    cov_50=cov(mat_50);
    cov_100=cov(mat_100);
    cov_150=cov(mat_150);
    cov_200=cov(mat_200);

    % calcula os "d's"
    d0=-0.5*(mat_vez(nc,:)'-
med_0')'*inv(cov_0)*(mat_vez(nc,:)'-med_0')-0.5*log(det(cov_0));
    d50=-0.5*(mat_vez(nc,:)'-
med_50')'*inv(cov_50)*(mat_vez(nc,:)'-med_50')-0.5*log(det(cov_50));
    d100=-0.5*(mat_vez(nc,:)'-
med_100')'*inv(cov_100)*(mat_vez(nc,:)'-med_100')-0.5*log(det(cov_100));
    d150=-0.5*(mat_vez(nc,:)'-
med_150')'*inv(cov_150)*(mat_vez(nc,:)'-med_150')-0.5*log(det(cov_150));
    d200=-0.5*(mat_vez(nc,:)'-
med_200')'*inv(cov_200)*(mat_vez(nc,:)'-med_200')-0.5*log(det(cov_200));
    % "escolhe" o maior "d"
    [dmax,classe]=max([d0;d50;d100;d150;d200]);
    % monta a matriz de erros
    if parc(nc,1)==0 & classe==1
        mat_erro(1,1)=mat_erro(1,1)+1;
    elseif parc(nc,1)==0 & classe==2
        mat_erro(1,2)=mat_erro(1,2)+1;
    elseif parc(nc,1)==0 & classe==3
        mat_erro(1,3)=mat_erro(1,3)+1;
    elseif parc(nc,1)==0 & classe==4
        mat_erro(1,4)=mat_erro(1,4)+1;
    elseif parc(nc,1)==0 & classe==5
        mat_erro(1,5)=mat_erro(1,5)+1;

```

```

%
elseif parc(nc,1)==50 & classe==1
    mat_erro(2,1)=mat_erro(2,1)+1;
elseif parc(nc,1)==50 & classe==2
    mat_erro(2,2)=mat_erro(2,2)+1;
elseif parc(nc,1)==50 & classe==3
    mat_erro(2,3)=mat_erro(2,3)+1;
elseif parc(nc,1)==50 & classe==4
    mat_erro(2,4)=mat_erro(2,4)+1;
elseif parc(nc,1)==50 & classe==5
    mat_erro(2,5)=mat_erro(2,5)+1;
%
elseif parc(nc,1)==100 & classe==1
    mat_erro(3,1)=mat_erro(3,1)+1;
elseif parc(nc,1)==100 & classe==2
    mat_erro(3,2)=mat_erro(3,2)+1;
elseif parc(nc,1)==100 & classe==3
    mat_erro(3,3)=mat_erro(3,3)+1;
elseif parc(nc,1)==100 & classe==4
    mat_erro(3,4)=mat_erro(3,4)+1;
elseif parc(nc,1)==100 & classe==5
    mat_erro(3,5)=mat_erro(3,5)+1;
%
elseif parc(nc,1)==150 & classe==1
    mat_erro(4,1)=mat_erro(4,1)+1;
elseif parc(nc,1)==150 & classe==2
    mat_erro(4,2)=mat_erro(4,2)+1;
elseif parc(nc,1)==150 & classe==3
    mat_erro(4,3)=mat_erro(4,3)+1;
elseif parc(nc,1)==150 & classe==4
    mat_erro(4,4)=mat_erro(4,4)+1;
elseif parc(nc,1)==150 & classe==5
    mat_erro(4,5)=mat_erro(4,5)+1;
%
elseif parc(nc,1)==200 & classe==1
    mat_erro(5,1)=mat_erro(5,1)+1;
elseif parc(nc,1)==200 & classe==2
    mat_erro(5,2)=mat_erro(5,2)+1;
elseif parc(nc,1)==200 & classe==3
    mat_erro(5,3)=mat_erro(5,3)+1;
elseif parc(nc,1)==200 & classe==4
    mat_erro(5,4)=mat_erro(5,4)+1;
elseif parc(nc,1)==200 & classe==5
    mat_erro(5,5)=mat_erro(5,5)+1;
%
end

%
end % nc=1:size(mat_vez,1)
[Kappa,var_Kappa]=Kappa_certo(mat_erro);
% armazena Kappa e var_Kappa
res_Kappa(1,1:size(indteste,2))=indteste;
res_Kappa(1,5)=trace(mat_erro)/sum(sum(mat_erro))%exatidao

global
res_Kappa(1,6)=Kappa;
res_Kappa(1,7)=var_Kappa;

% *****

```

```
% passa para a proxima combinacao
clear mat_vez

nome_salva=strcat('murilo.txt');
dlmwrite(nome_salva,res_Kappa,'\t')
```