

SELMA ALVES ABRAHÃO

DISCRIMINAÇÃO DE CLASSES DE TEORES DE NITROGÊNIO E  
DE CLOROFILA FOLIARES E DE PRODUTIVIDADE DO  
FEIJOEIRO USANDO SISTEMA DE SENSORIAMENTO REMOTO  
DE BAIXO CUSTO

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

VIÇOSA  
MINAS GERAIS - BRASIL  
2011

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

T

A159d  
2011

Abrahão, Selma Alves, 1980-

Discriminação de classes de teores de nitrogênio e de clorofila foliares e de produtividade do feijoeiro usando sistema de sensoriamento remoto de baixo custo / Selma Alves Abrahão. – Viçosa, MG, 2011.

viii, 86f. : il. (algumas col.) ; 29cm.

Orientador: Francisco de Assis de Carvalho Pinto.  
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.  
Referências bibliográficas: f. 81-86.

1. Agricultura de precisão. 2. Sensoriamento remoto.  
3. Fertilizantes nitrogenados. 4. Feijão - Nutrição.  
I. Universidade Federal de Viçosa. II. Título.

CDD 22. ed. 631.3

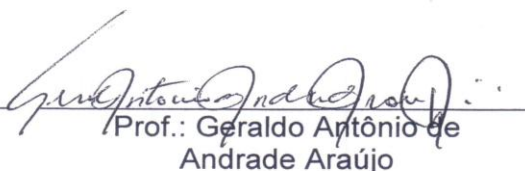
SELMA ALVES ABRAHÃO


DISCRIMINAÇÃO DE CLASSES DE TEORES DE NITROGÊNIO E  
DE CLOROFILA FOLIARES E DE PRODUTIVIDADE DO  
FEIJOEIRO USANDO SISTEMA DE SENSORIAMENTO REMOTO  
DE BAIXO CUSTO

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

APROVADA: 14 de outubro de 2011.

  
Prof.: Daniel Marçal de Queiroz  
(coorientador)

  
Prof.: Geraldo Antônio de  
Andrade Araújo

  
Prof.: Carlos Alberto Varella

  
Dr. Trazilbo José de Paula Júnior

  
Prof.: Francisco de Assis de Carvalho Pinto  
(orientador)

## AGRADECIMENTOS

Ao Professor Francisco de Assis de Carvalho Pinto, pela orientação, amizade, conselhos, compreensão, confiança, índole e bom humor.

À Universidade Federal de Viçosa e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, pela oportunidade de realização do curso.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa de estudos. À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG), pelo suporte financeiro.

Aos Professores Daniel Marçal de Queiroz, José Eustáquio de Souza Carneiro e Nerilson Terra Santos, pela coorientação durante a pesquisa e também pela amizade.

Ao Departamento de Fitotecnia da Universidade Federal de Viçosa – *Campus* Viçosa, em especial ao Professor José Eustáquio, pela concessão da área experimental e conhecimentos transmitidos.

Ao Setor de Agronomia da Universidade Federal de Viçosa – *Campus* Florestal, em especial aos Professores Messias e Calil, pela concessão da área experimental, conhecimentos transmitidos e amizade.

Aos funcionários do Setor de Agronomia da Universidade Federal de Viçosa – *Campus* Florestal, Custódio, Jorge, Osmar, Francisco, Danilo, Renato, Rui, Samarrone, Dirceu, Dionísio, John Lenon, Osmario, Antônio Martins, Tuca e Evair, pelo auxílio na condução do experimento e amizade.

Aos estagiários Kennedy, Caetano, Rafael, Marcão, Diego, Diogo, Renan (elétrica), Maurício, Erli, Gabriela, Flávia, Ângelo, Rita, Regina, Andréia, Renan, Dálisson, Vítor, Bruno, Ronald, pela amizade e colaboração no desenvolvimento do experimento.

Aos amigos Enrique, Adélia, Josi, Sibeli, Brenno e Poliana, pelos conselhos e disponibilidade em todos os momentos.

Aos colegas do laboratório de Pós-Graduação em Mecanização Agrícola.

Ao meu marido Wagner, pelo carinho, paciência e ajuda nas coletas dos dados.

À minha família, que sempre torceu por mim e acreditou no meu sucesso.

Aos professores Haroldo, Fábio Lúcio, Luciano Baião, Mauri Teixeira, Pedro, José MarinaldoGleriani, Carlos Vieira, Kalil, Sárvio e Ricardo Capúcio, pelo auxílio e apoio.

Aos funcionários do Departamento de Engenharia Agrícola, pela amizade e convívio do dia a dia.

## BIOGRAFIA

SELMA ALVES ABRAHÃO, filha de Haroldo Ferreira Abrahão (*in memoriam*) e Regina Alves Abrahão, nasceu no dia 24 de março de 1980 em Ipatinga, MG.

Em janeiro de 2005, concluiu o curso de Engenharia de Agrimensura na Universidade Federal de Viçosa.

Em março de 2005, iniciou o curso de Mestrado em Engenharia Agrícola, área de concentração em Mecanização Agrícola, na Universidade Federal de Viçosa, submetendo-se à defesa de dissertação em março de 2007.

Em março de 2007, iniciou o curso de Doutorado em Engenharia Agrícola, área de concentração em Mecanização Agrícola, na Universidade Federal de Viçosa, submetendo-se à defesa de tese em outubro de 2011.

## SUMÁRIO

RESUMO .....	vii
ABSTRACT .....	ix
1. INTRODUÇÃO .....	1
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	5
2.1. Caracterização da cultura do feijoeiro .....	5
2.1.1. Épocas de plantio de feijão .....	5
2.1.2. Exigências nutricionais do feijoeiro, com ênfase no nitrogênio .....	6
2.1.3. Recomendação de adubação para o feijoeiro em Minas Gerais .....	8
2.2. Agricultura de precisão e sensoriamento remoto .....	9
2.2.1. Índices de vegetação para a agricultura de precisão .....	13
3. MATERIAL E MÉTODOS .....	17
3.1. Histórico da área .....	17
3.2. Implantação do experimento .....	17
3.3. Sistema de sensoriamento remoto .....	20
3.3.1. Calibração radiométrica .....	25
3.3.1.1. Teste da metodologia de calibração radiométrica .....	28
3.3.2. Índices de vegetação .....	28
3.4. Relação entre os índices de vegetação e o índice de área foliar .....	30
3.5. Determinação do teor de clorofila foliar .....	31
3.6. Determinação do teor de N foliar .....	31
3.7. Determinação do índice de área foliar .....	32
3.8. Determinação da produtividade de grãos .....	32
3.9. Análise de agrupamento .....	33
3.10. Classificadores estatísticos .....	33
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	38
4.1. Teste da metodologia de calibração radiométrica .....	38
4.2. Relação entre os índices de vegetação e o índice de área foliar do feijoeiro .....	44
4.3. Discriminação das classes de teor de N foliar do feijoeiro .....	52

4.4.	Discriminação das classes de teor de clorofila foliar do feijoeiro .....	59
4.5.	Discriminação das classes de produtividade de grãos do feijoeiro .....	74
5.	CONCLUSÕES.....	79
6.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	81

## RESUMO

ABRAHÃO, Selma Alves, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, outubro de 2011. **Discriminação de classes de teores de nitrogênio e de clorofila foliares e de produtividade do feijoeiro usando sistema de sensoriamento remoto de baixo custo.** Orientador: Francisco de Assis de Carvalho Pinto. Coorientadores: Daniel Marçal de Queiroz, José Eustáquio de Souza Carneiro e Nerilson Terra Santos.

Objetivou-se desenvolver classificadores com base em diferentes combinações de bandas e índices de vegetação de imagens originais, segmentadas e reflectâncias, para discriminação de teores de nitrogênio e clorofila foliares e produtividade do feijoeiro, definindo a melhor época e as melhores variáveis. A primeira fase deste trabalho consistiu em avaliar um sistema de calibração radiométrica e estudar a relação entre os índices de vegetação e o índice de área foliar. O experimento foi conduzido com os tratamentos arranjados num fatorial 3 x 4, três doses de nitrogênio na semeadura (0, 20 e 40 kg ha<sup>-1</sup>) e quatro doses de nitrogênio em cobertura (0, 20, 40 e 60 kg ha<sup>-1</sup>), com cinco repetições, segundo o delineamento em blocos casualizados, no Setor de Agronomia da Universidade Federal de Viçosa – *Campus Florestal*, em Florestal-MG, no período de março a julho de 2010, safra do feijão da seca. Foi utilizado um sistema de sensoriamento remoto constituído por um balão a gás hélio e duas câmeras digitais de pequeno formato. Além das bandas isoladamente, foram testados quatro índices de vegetação: da razão simples (RS), da diferença normalizada (NDVI), da diferença normalizada utilizando a banda do verde (GNDVI) e o da absorção de clorofila modificado (MCARI1). O sistema de calibração radiométrica foi capaz de corrigir as variações nas intensidades dos pixels causadas pelas mudanças de iluminação do ambiente. Os modelos de regressão dos índices de vegetação em função do logarítmico do índice de área foliar foram os que tenderam apresentar os melhores ajustes para explicar a relação em estudo, ou seja, maiores valores para o teste F da regressão e maiores valores dos coeficientes de determinação. Os classificadores demonstraram serem eficientes na discriminação de teores de nitrogênio e clorofila foliares e produtividade. A melhor época para discriminar teor de nitrogênio foliar foi aos 13 DAE (dias após a emergência). Os melhores classificadores para esta época utilizaram como entrada dois índices em

imagens reflectância segmentada, um índice relacionado com a estrutura do dossel e outro relacionado com a clorofila, com Kappa variando entre 0,26 a 0,31. Para discriminar teor de clorofila foliar, a melhor época foi aos 21 DAE. O melhor classificador utilizou como entrada duas imagens originais, uma da banda vermelha e outra da banda azul, com Kappa de 0,47. Para discriminar as classes de produtividade, os classificadores testados no início de desenvolvimento do feijoeiro, ou seja, aos 13 e 26 DAE, foram as mais recomendadas. O melhor classificador aos 13 DAE utilizou como entrada uma banda do verde, em imagem segmentada, com Kappa de 0,22. O melhor classificador aos 26 DAE utilizou a combinação de duas bandas do visível, R e G, em imagens originais, com Kappa de 0,21.

## ABSTRACT

ABRAHÃO, Selma Alves, D.Sc., Federal University of Viçosa, in October 2011. **Leaf nitrogen and chlorophyll contents and yield of common beans discrimination using low cost remote sensing system.** Advisor: Francisco de Assis de Carvalho Pinto. Co-Advisors: Daniel Marçal de Queiroz, José Eustáquio de Souza Carneiro and Nerilson Terra Santos.

This study aimed to develop classifiers based on different combination of spectral bands and vegetation indices of original, segmented and reflectance images for nitrogen and chlorophyll contents and yield for discriminating common beans. To define the best time for obtaining the crop spectral characteristics was also aimed by this study. The first phase of work was to evaluate a radiometric calibration system and to study the relationship between vegetation indices and leaf area index. The research was developed with the treatments arranged in a factorial 3 x 4, three N rates applied at planting (0, 20 e 40 kg ha<sup>-1</sup>) and four N rates applied sidedress (0, 20, 40 e 60 kg ha<sup>-1</sup>), according to the randomized block design with five replicates, in the Agronomy field of UFV/Florestal, Florestal-MG, from March to June of 2010, considered to be the dry common beans season. It was used a remote sensing platform with a helium balloon and two small-format digital cameras. In addition to the spectral bands alone, it was tested four vegetation indices: simple ratio (RS), red normalized difference (NDVI), green normalized difference (GNDVI) and modified chlorophyll absorption (MCAIR1). The radiometric calibration system was able to correct for variations in the intensities of the pixels caused by changes in lighting conditions. The regression models between the vegetation indices and logarithm of the leaf area index were those which tended to present the best fit to explain the relationship under study. This procedure resulted in high values for the test F of regression and higher values of coefficients of determination. The classifiers proved to be efficient in the discrimination of leaf nitrogen and chlorophyll contents and yield. The best time to determine leaf N content was at 13 DAE (days after emergence), with Kappa ranging from 0.26 to 0.31. This result was obtained when using two vegetation indices from segmented images, an index related to the canopy structure and another related to chlorophyll. The best time to discriminate chlorophyll content was at 21 DAE, with Kappa of 0.47, when using red and blue bands from original

images. The better times to discriminate yield were at 13 and 26 DAE. The best time to discriminate yield was at 13 DAE, with Kappa of 0.22, when using green band from segmented images. The best time to discriminate yield was at 26 DAE, with Kappa of 0.21, when using red and green bands from original images.

## 1. INTRODUÇÃO

O Brasil tem sido o maior produtor mundial de feijão-comum (*Phaseolus vulgaris* L.) e o maior consumidor dessa leguminosa (FAOSTAT, 2011). Estima-se que a produção de feijão, na safra 2011, deverá chegar a 3,68 milhões de toneladas, 13,5% maior que a safra passada (IBGE, 2011). Adicionalmente, o feijão é um dos produtos agrícolas de destaque econômico-social, em razão de ocupar a quarta maior área plantada no Brasil, com 3,75 milhões de hectares na safra de 2010, com estimativa de aumentar 7,5% na safra de 2011 (IBGE, 2011), e de utilizar, no processo produtivo, grande contingente de mão de obra durante o ciclo da cultura, cerca de sete milhões de serviços por dia (BORÉM; CARNEIRO, 2006).

Minas Gerais destaca-se com a alta produtividade do feijão cultivado na terceira safra, plantio realizado a partir do início de março, com a colheita em julho a agosto (CONAB, 2011). Esta safra tem a preferência dos grandes produtores desse Estado por se caracterizar por um período seco, tornando necessária a irrigação, exigindo altos investimentos, porém a cultura torna-se menos dependente de fatores climáticos. A colheita é facilitada, por ser feita em período seco, além de não concorrer com outras culturas, o que contribui para o uso mais eficiente da área, da mão de obra e dos equipamentos.

Apesar do grande potencial, a produtividade média do feijão no Brasil,  $929\text{kg}\text{ha}^{-1}$  (IBGE, 2011), é considerada baixa. Uma das principais causas dessa baixa produtividade deve-se ao fato desta leguminosa, ainda ser cultivada, na maior parte, por pequenos e médios produtores, que utilizam baixo nível tecnológico de produção. Além disso, o feijão ainda é cultivado em áreas que exigem correção e adubação, com condições limitantes para a fixação biológica do nitrogênio, que é um dos nutrientes limitantes na produtividade do feijoeiro (CASSINI; FRANCO, 2006).

Para conseguir maior eficiência no uso do nitrogênio na produção do feijoeiro, torna-se necessário conhecer a época mais apropriada e de maior exigência pelas plantas, a dose adequada de aplicação desse nutriente e onde aplicar, pois o nitrogênio que não é absorvido pelas plantas é perdido por lixiviação ou volatilização.

É conhecido que no desenvolvimento de uma cultura existe uma variabilidade espacial e temporal da produtividade dentro de uma mesma área, principalmente devido à disponibilidade de nutrientes e às propriedades físicas e químicas do solo. Assim, determinando essa variabilidade, pode-se identificar algumas causas que se corrigidas, em tempo hábil, aumentam a produtividade (DIKER; BAUSCH, 2003).

A agricultura de precisão é uma tecnologia em desenvolvimento que se apresenta como ferramenta para o avanço da agricultura. Pode ser considerada como um sistema de gerenciamento a sítio específico da atividade agrícola com base em informações de mapas que contêm a variabilidade espacial e ou temporal da produção e dos fatores a ela relacionados, tendo como objetivo aumentar a eficiência do processo produtivo (QUEIROZ et al., 2000). Neste sistema, as decisões são tomadas com base na necessidade apresentada em cada local da área de produção. Cada local é tratado conforme suas necessidades específicas, desta forma o desperdício e o impacto ambiental produzidos pela agricultura são minimizados (YANG; ANDERSON, 1999).

Para que a agricultura de precisão possa ser implantada com sucesso, necessita-se de um maior número possível de informações sobre a variabilidade espacial e temporal dos fatores de produção, como fertilidade de solo, teor de nutrientes, cultivares, pragas, entre outros.

Um dos grandes avanços na aquisição de informações para mapear variabilidade da cultura para a agricultura de precisão está no desenvolvimento de monitores de produtividade de grãos instalados em colhedoras. Os mapas produzidos pelos monitores de produtividade têm sido amplamente utilizados para se determinar o tipo e a forma de manejo a serem adotados na safra seguinte e também para avaliar as técnicas de manejo que foram adotadas. Entretanto, estes mapas de produtividade apresentam uma amostragem tardia sob o ponto de vista de intervenção do manejo da cultura ainda durante seu ciclo (YANG; ANDERSON, 1999).

O sensoriamento remoto tem se mostrado como uma das técnicas mais promissoras para a agricultura de precisão. Segundo Meneses (2001), o sensoriamento remoto pode ser definido, de maneira simples e usual, como uma técnica de aquisição de informações dos objetos existentes na superfície terrestre, sem que haja contato físico direto com o mesmo. Essas

informações podem ser adquiridas em níveis terrestre, suborbital e orbital, de acordo com a distância entre o objeto de interesse e o sensor.

O uso do sensoriamento remoto para a agricultura de precisão consiste em obter, por meio de sensores, dados espectrais relacionados com as características agronômicas das culturas e que definem a sua variabilidade espacial. Estes dados espectrais podem ser transformados em índices de vegetação, que têm por função maximizar a variável em estudo (no caso do presente estudo, teor de nitrogênio foliar, teor de clorofila foliar, índice de área foliar e produtividade) e minimizar diferentes fatores de variação, como a arquitetura do dossel, a influência dos solos, o estágio de desenvolvimento das plantas, a geometria de iluminação e a de visada.

Diversos trabalhos têm sido realizados com o desenvolvimento e avaliação de índices de vegetação para determinação das relações destes com as características biofísicas do dossel das culturas agrícolas, tais como teor de nitrogênio foliar (ABRAHÃO et al., 2009a; CHEN et al., 2010; LI et al., 2010), teor de clorofila foliar (WU et al., 2008; LIU et al., 2010ab; VINCINI; FRAZZI, 2011), índice de área foliar (WU et al., 2010) e produtividade (LIU et al., 2010b; PIEKARCZYK et al., 2011).

Os índices de vegetação obtidos a partir de imagens, além de poderem ser aplicados para determinar a produtividade, podem também serem usados para determinar o teor de nitrogênio foliar, o teor de clorofila foliar, o índice de área foliar, dentre outras aplicações, em larga escala e em tempo real. Porém, o custo para se obter uma imagem de alta resolução espacial pode limitar a adoção desta tecnologia para a maioria dos produtores.

Estudos estão sendo realizados com intuito de desenvolver sistemas de sensoriamento remoto menos onerosos para os produtores (JENSEN et al., 2007; LELONG et al., 2008; HUNT et al., 2010). Um desses sistemas trata-se de plataformas de baixo custo utilizando balões inflados com gás hélio não tripulados ou aeromodelos e câmeras digitais de pequeno formato acopladas com filtros ópticos na região do visível e do infravermelho próximo (LELONG et al., 2008).

Com base neste contexto é que se enquadra a presente pesquisa, assumindo-se a hipótese de que é possível discriminar classes de teor de nitrogênio foliar, teor de clorofila foliar e produtividade do feijoeiro por meio de bandas e índices de vegetação obtidos a partir de imagens utilizando um

sistema de sensoriamento remoto suborbital de baixo custo (balão à gás hélio não tripulável e câmeras digitais de pequeno formato).

Este trabalho foi realizado com o objetivo de desenvolver classificadores com base em diferentes combinações de bandas e índices de vegetação de imagens originais, segmentadas e reflectâncias, para discriminação de teores de nitrogênio e clorofila foliares e produtividade do feijoeiro, definindo a melhor época e as melhores variáveis.

Os objetivos específicos deste trabalho foram:

- Testar um sistema de calibração radiométrica para as imagens coletadas;
- Estudar a relação entre os índices de vegetação e o índice de área foliar.

## **2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **2.1. Caracterização da cultura do feijoeiro**

Com uma produção estimada em 3,68 milhões de toneladas (IBGE, 2011), o Brasil é considerado o maior produtor e consumidor de feijão-comum. Além do mais, o feijão ocupa a quarta maior área plantada no Brasil, com 3,75 milhões de hectares na safra de 2010 (IBGE, 2011), e emprega mais de sete milhões de serviços por dia na produção (BORÉM; CARNEIRO, 2006). Tais fatos consolidam a expressiva força econômica e importância social desta cultura para o país.

#### **2.1.1. Épocas de plantio de feijão**

O cultivo do feijão, tradicionalmente, era feito em duas épocas de plantio, época das “águas”, com semeadura entresetembro e novembro, e da “seca”, com semeadura de janeiro a março (VIEIRA, 2006).

A época das águas é a época de maior produtividade, entretanto existe o risco de a colheita coincidir com períodos de chuvas, o que pode causar perdas na produtividade e na qualidade do produto, infestação de plantas daninhas, ataque de patógenos e até a morte de plantas por encharcamento de áreas mal drenadas. Na época “seca”, a ausência de chuva durante o desenvolvimento da cultura por períodos prolongados é o principal risco(VIEIRA, 2006).

Com a expansão da agricultura irrigada, o feijão começou a ser cultivado praticamente durante todo o ano, permitindo maior flexibilidade quanto à escolha da melhor época para o plantio, que passou a ser feito também no período de entressafra, “terceira época”, nos meses de maio a julho (VIEIRA, 2006).

Conseqüentemente, Vieira e Vieira (1995)propuseram uma nova nomenclatura para designar as distintas épocas de plantio, cultivo de primavera-verão (ou plantio da primavera), cultivo de verão-outono (ou plantio de verão), cultivo de outono-inverno (ou plantio de outono) e cultivo de inverno-primavera (ou plantio de inverno).

No cultivo de primavera-verão, a cultura é plantada no período da primavera e colhida no início do verão, como no plantio das “águas”. Esse sistema é praticado principalmente por pequenos agricultores, normalmente em consórcio com o milho (VIEIRA; VIEIRA, 1995).

O cultivo de verão-outono, também muito praticado por pequenos agricultores, é o plantio da “seca”. Esse sistema tem a vantagem de que durante o período de colheita praticamente não chove, dando maior qualidade ao produto, porém há o risco de perdas associadas à ausência de precipitações. Esse risco é minimizado pelos produtores por meio do consórcio do feijão com o milho no chamado plantio de substituição, no qual o feijão é plantado entre as linhas do milho em fase de maturação. Para os médios e grandes produtores que utilizam tecnologias, como a irrigação complementar, o cultivo nessa época tem apresentado excelentes resultados (VIEIRA; VIEIRA, 1995).

No cultivo de outono-inverno, ou de “terceira época”, o plantio é feito nos meses de abril a junho, período caracterizado pela ausência de chuvas, sendo obrigatória a irrigação. Nesse sistema de cultivo são utilizadas tecnologias que determinam grandes produções. Os investimentos são recompensados pelos altos rendimentos atingidos. Contudo, o cultivo de outono-inverno não é indicado para regiões de inverno rigoroso (VIEIRA; VIEIRA, 1995).

Segundo o sétimo levantamento da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB, 2011), na região Centro-Sul, os Estados de Minas Gerais, Goiás e São Paulo se destacam com lavouras irrigadas e altas produtividades médias do feijão cultivado na “terceira época”. Esta é, portanto, a época preferida dos grandes produtores.

Na região Central do Brasil, onde o inverno é rigoroso, o plantio pode ser feito no período de julho a agosto, afim de que o estágio reprodutivo ocorra fora da época mais fria. Esse sistema é denominado cultivo de inverno-primavera e deve ser irrigado, pois não há ocorrência de chuvas regulares nesse período (VIEIRA; VIEIRA, 1995).

### **2.1.2. Exigências nutricionais do feijoeiro, com ênfase nonitrogênio**

O feijoeiro é uma planta considerada de exigência nutricional alta, em função do seu sistema radicular pequeno e superficial e do ciclo curto (RAMALHO; ABREU, 2002).

Dentre os macronutrientes exigidos pelas culturas, o fósforo (P) e o potássio (K) são fornecidos à cultura na adubação de semeadura, enquanto o nitrogênio (N) é aplicado, parte na semeadura e parte em cobertura. Em quantidades menores, o cálcio e o magnésio são fornecidos na calagem, e o enxofre está presente em fertilizantes como o sulfato de amônio e o superfosfato simples, ou entre outras formulações. Em relação aos outros nutrientes exigidos em menor quantidade, respostas mais frequentes da cultura têm sido conseguidas com aplicação de zinco (Zn), principalmente em presença de calagens mais pesadas, o que normalmente acontece nos primeiros anos de cultivo em solos ácidos. Nessas condições, formulações que contêm Zn devem ser preferidas (RAMALHO; ABREU, 2002).

Para alta produtividade, recomenda-se quantidade de N superior a 100 kg ha<sup>-1</sup>. O adequado suprimento desse nutriente está associado à alta atividade fotossintética, ao crescimento vegetativo vigoroso e às folhas verde-escuras (VIEIRA, 2006).

A deficiência de N provoca pequeno desenvolvimento das plantas (VIEIRA, 2006) e a clorose (amarelecimento das folhas) nos folíolos das folhas mais velhas, próximas à base da planta, que caem prematuramente. As nervuras tornam-se mais destacadas do fundo. Com a evolução da deficiência, a clorose se acentua, com manchas verdes, puntiformes e pequenas, podendo aparecer áreas esbranquiçadas em várias partes da folha (ROSELEM; MARUBAYASHI, 1994).

A absorção de N ocorre praticamente durante todo o ciclo da cultura, mas a época de maior exigência (quando a velocidade de absorção é máxima) ocorre dos 35 aos 50 dias após a emergência das plantas, coincidindo com a época do florescimento, neste período, a planta absorve de 2,0 a 2,5 kg ha<sup>-1</sup> dia<sup>-1</sup> (ROSELEM; MARUBAYASHI, 1994).

O metabolismo do N pode ser seriamente prejudicado pela deficiência de molibdênio (Mo) na planta, pois esse micronutriente faz parte das enzimas nitrogenase, essencial para a fixação biológica do N do ar pelo *Rhizobium*, e redutase do nitrato, indispensável para o aproveitamento do N-nítrico absorvidos pela planta (Pires et al., 2004). Assim, qualquer deficiência

de Mo pode comprometer o aumento de absorção de N e a produtividade de grãos do feijoeiro. Para alta produtividade, recomenda-se a quantidade de Mo em cobertura de 100 a 120 g ha<sup>-1</sup> de Mo, cerca de 20 dias após a emergência (RAMALHO; ABREU, 2002).

### **2.1.3. Recomendação de adubação para o feijoeiro em Minas Gerais**

Em função dos resultados experimentais e da análise química do solo, a recomendação de adubação para o feijoeiro em Minas Gerais é realizada considerando-se quatro níveis de tecnologia (VIEIRA, 2006).

No nível de tecnologia (NT) 1, a produtividade esperada é menor que 1200 kg ha<sup>-1</sup>. Compreende as práticas de calagem, adubação química, capina mecânica, sementes previamente catadas, população de plantas de 220 a 240 mil plantas por hectare e manutenção da lavoura livre de plantas daninhas até 30 dias após a emergência das plantas do feijoeiro.

Para o NT 2, a produtividade esperada deve estar entre 1200 e 1800 kg ha<sup>-1</sup>, compreendendo as práticas de calagem, adubação química, uso de sementes fiscalizadas e quimicamente tratadas, população de plantas de 220 a 240 mil por hectare, controle fitossanitário e controle de plantas daninhas.

No NT 3, a produtividade esperada é de 1800 a 2500 kg ha<sup>-1</sup>, incluindo as práticas de calagem, adubação química, uso de sementes fiscalizadas e quimicamente tratadas, população de plantas de 220 a 240 mil por hectare, uso de herbicidas, controle fitossanitário e irrigação.

No NT 4, a produtividade esperada é acima de 2500 kg ha<sup>-1</sup>, práticas semelhantes ao nível 3, bom manejo de irrigação e maiores doses de fertilizantes.

Para todos os níveis tecnológicos, as doses recomendadas de P e K são aplicadas integralmente no plantio, enquanto a dose de N deve ser aplicada parte no plantio e parte em cobertura (Tabela 1). Nos NTs 1 e 2, a dose de N em cobertura deve ser realizada de uma única vez, de 25 a 30 dias após a emergência, em filete lateral às plantas. Já para os NTs 3 e 4, a cobertura nitrogenada deve ser parcelada, metade aos 20 dias e metade aos 30 dias após a emergência, podendo ser aplicada junto à água de irrigação.

Em se tratando do sistema plantio direto, poderá haver, nos primeiros anos, maior demanda por N, o que deverá ser mais bem avaliado por um especialista. Em solos com baixos teores de magnésio (Mg) e/ou enxofre (S) é recomendável aplicar 20 kg ha<sup>-1</sup> desses nutrientes.

Tabela 1. Adubação com macronutrientes (kg ha<sup>-1</sup>) recomendada para os níveis tecnológicos de produção de feijão, em Minas Gerais

Nível tecnológico	N no plantio (junto ao P e K)	P <sub>2</sub> O <sub>5</sub>			K <sub>2</sub> O			N em cobertura
		Teor de P no solo			Teor de K no solo			
		Baixo	Médio	Bom	Baixo	Médio	Bom	
1	20	70	50	30	30	20	20	20
2	20	80	60	40	30	20	20	30
3	30	90	70	50	40	30	20	40
4	40	110	90	70	50	40	20	60

Fonte: Vieira (2006).

Considerando os micronutrientes, segundo Andrade (2005), existem recomendações para o boro (B), o Zne o molibdênio (Mo). Constatando-se deficiências de B e/ou Zn, sugere-se a aplicação de 1 kg ha<sup>-1</sup> de B e de 2 a 4 kg ha<sup>-1</sup> de Zn na mistura de adubos no plantio. No caso do Mo, a aplicação foliar em cobertura, também tem propiciado bons resultados, especialmente se o solo tem pH inferior a 6,0. Para isso, é recomendável a aplicação de 100 a 120 g ha<sup>-1</sup> de Mo cerca de 20 dias após a emergência (RAMALHO; ABREU, 2002).

## 2.2. Agricultura de precisão e sensoriamento remoto

O aumento da produtividade e a melhoria da qualidade dos produtos agrícolas têm sido uma busca constante pelos produtores. Entretanto, os dois resultam da interação entre os fatores envolvidos na produção, como a cultura, o meio ambiente e os tratos culturais. Além do mais, estes fatores variam no espaço e no tempo, dificultando a otimização e racionalização da produção, podendo torná-la inviável e pouco competitiva em frente os concorrentes externos (ALVES, 2009).

Segundo Ortiz (2003), a análise da variabilidade espacial dos fatores envolvidos na produção, possibilita a distinção de regiões com menor e maior variabilidade e a geração de mapas de aplicação diferenciada dos insumos

agrícolas, promovendo maior eficiência e otimização dos recursos utilizados. Além disso, determinando essa variabilidade podem-se identificar alguns problemas que podem ser corrigidos em tempo hábil, aumentando assim a produtividade (DIKER; BAUSCH, 2003).

Neste contexto, a agricultura de precisão, que consiste em fazer o manejo dos fatores de produção de forma diferenciada, levando-se em consideração a sua variabilidade, pode ser uma ferramenta importante nesta busca pelo aumento na produtividade e melhoria na qualidade dos produtos agrícolas.

Entretanto, para que a agricultura de precisão possa ser implantada com sucesso, necessita-se de um maior número possível de informações sobre a variabilidade espacial e temporal dos fatores de produção. Uma das fontes de informação para a agricultura de precisão é os dados adquiridos por meio do sensoriamento remoto.

O sensoriamento remoto pode ser definido, de maneira simples e usual, como uma técnica de aquisição de informações dos objetos existentes na superfície terrestre, sem que haja contato físico direto com o mesmo (MENESES, 2001). Essas informações podem ser adquiridas em níveis: terrestre, suborbital e orbital, de acordo com a distância entre o objeto de interesse e o sensor. O sensoriamento remoto, ao contrário dos métodos tradicionais de avaliação das culturas agrícolas, permite adquirir de forma não destrutiva dados em larga escala e em tempo real.

O uso do sensoriamento remoto para a agricultura de precisão consiste em obter, por meio de sensores, dados espectrais relacionados com as características agronômicas das culturas e que definem a sua variabilidade espacial. Estes dados espectrais podem ser transformados em índices de vegetação, que têm por função maximizar a variável em estudo (no caso, teor de N foliar, índice de área foliar e produtividade) e minimizar diferentes fatores de variação, como a arquitetura do dossel, a influência dos solos, o estágio de desenvolvimento das plantas, a geometria de iluminação e a de visada.

Porém, o custo para se obter uma imagem com alta resolução espacial, o período de revisita, o efeito da variação das condições de iluminação ambiente causada por nuvens, a influência da reflectância do solo sobre a medida de reflectância do dossel, podem limitar a adoção desta tecnologia para a maioria dos produtores.

Estudos estão sendo realizados com sucesso com intuito de desenvolver sistemas de sensoriamento remoto menos onerosos para os produtores. Esses sistemas tratam-se de plataformas de baixo custo utilizando balões inflados com gás hélio não tripuláveis e câmeras digitais de pequeno formato acopladas com filtros ópticos na região do visível e do infravermelho próximo.

Silva Jr. (2006) propôs um sistema de sensoriamento remoto composto por duas câmaras digitais, microcomputadores e um balão “blimp” inflado com gás hélio, com o objetivo de detectar variações no “status” de N em capim-braquiária. O sistema foi testado em diferentes altitudes (15, 20, 25 e 30 m) aos 28 dias após a adubação. Todas as alturas foram capazes de detectar “status” de N, sendo que as maiores correlações com valor SPAD, Nfoliar e massa seca foram encontradas com as imagens capturadas a 30 m de altitude. Segundo o autor, com o aumento da altitude diferenças pequenas não são identificáveis na imagem e o dossel é visto com mais uniformidade e com menor influência anisotrópica.

Jensen et al. (2007) desenvolveram um sistema de sensoriamento remoto de baixo custo, composto por um balão à gás hélio e duas câmeras digitais de pequeno formato, Kodak DC3200, para estudar as relações das bandas e dos índices de vegetação com a produtividade e o teor de proteína na cultura do trigo, como também, para discriminar doses de N (0, 40, 80 e 120 kg ha<sup>-1</sup>). Uma câmera foi utilizada para adquirir imagens na região do visível e outra foi adaptada para adquirir imagens na região do infravermelho próximo. Esta adaptação consistiu em substituir o filtro que bloqueia a radiação do infravermelho próximo por outro que deixa passar essa radiação. Foram calculados os índices de vegetação:  $NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$ ,  $DVI = NIR - R$ ,  $GNDVI = (NIR - G) / (NIR + G)$  e  $RVI = NIR / R$ . Os modelos de regressão das bandas do infravermelho próximo e do índice de vegetação DVI em função da produtividade foram os que tenderam apresentar os melhores ajustes para explicar a relação em estudo, ou seja, maiores valores dos coeficientes de determinação,  $r^2 > 0,80$ . Já o coeficiente de determinação entre o DVI e o teor de proteína do grão foi baixo (0,66). Estes resultados foram melhores do que os encontrados na literatura utilizando outros tipos de plataforma (aeronaves e satélites). As bandas foram aptas a discriminar as doses de N com exatidão de 75,6% (90 parcelas foram classificadas corretamente das 119). Estes dados espectrais são melhores para detectar onde as doses de nitrogênio são

limitantes, tratamentos 0 e 40 kg ha<sup>-1</sup> com 91,0% de exatidão, do que em excesso, tratamentos 80 kgha<sup>-1</sup> com 68,0% de exatidão e 120 kgha<sup>-1</sup> com 58,0%.

Lelong et al. (2008) testaram dois modelos de câmeras de pequeno formato e duas plataformas, um planador e um paraquedas motorizado, não tripulados, para estimarem teor de N e o índice de área foliar na cultura do trigo por meio de índices de vegetação (NDVI e GNDVI). Antes dos cálculos dos índices as imagens foram pré-processadas, retirou-se o efeito “vignetting” e realizou-se correção geométrica e radiométrica. O NDVI relacionou-se com o índice de área foliar ( $r^2 = 0,82$ ), e o GNDVI relacionou-se com o teor de N foliar ( $r^2 = 0,92$ ). Segundo os autores, o estudo mostra que câmeras de pequeno formato e aeromodelos não tripulados são relevantes para o monitoramento quantitativo da cultura do trigo com boa precisão. No entanto, muitos aspectos técnicos podem ser melhorados, como a localização das bandas espectrais (escolha do filtro infravermelho próximo), conhecimento da sensibilidade espectral das câmeras e uma calibração radiométrica.

Hunt et al. (2010) utilizaram um aeromodelo não tripulado e uma câmera digital de pequeno formato para estimar o índice de área foliar em duas áreas de trigo de aproximadamente 10 ha. Para isso, uma câmera foi adaptada para adquirir imagens nas bandas do verde (G), azul (B) e infravermelho próximo (NIR), e com estas bandas foi calculado o índice  $GNDVI = (NIR-G)/(NIR+G)$ . Esta adaptação consistiu em substituir o filtro que bloqueia a radiação do infravermelho próximo por outro que bloqueia a radiação do vermelho, pois nesta câmera somente o canal vermelho é sensível à radiação do infravermelho. Os autores observaram que, os valores de GNDVI nas extremidades norte e sul da imagem apresentaram mais altos do que os valores no centro por duas razões possíveis: (a) problemas com interferência do filtro em ângulos de visão ampla, e (b) ângulos de visão ampla formam um ângulo de visão oblíqua através do dossel de trigo. Segundo os autores, a visão oblíqua aumenta a quantidade de vegetação em comparação com a visão nadir, aumentando assim a quantidade relativa de NIR refletida e diminuindo a quantidade relativa de verde refletida. Esses fatores podem ser reduzidos pelo uso de lentes com um comprimento focal mais longo com uma pequena gama de ângulos de visualização, ou simplesmente não usando os pixels em torno da periferia da imagem. Os resultados demonstraram boa

relação entre o índice de área foliar e o índice GNDVI ( $r^2 = 0,85$ ) a 210 m de altura.

### 2.2.1. Índices de vegetação para a agricultura de precisão

As aplicações de sensoriamento remoto em agricultura de precisão têm feito o uso extensivo dos índices de vegetação. Constituídos de duas ou mais bandas, os índices de vegetação são utilizados para realçar as feições de vegetação e ao mesmo tempo minimizar os efeitos espúrios, como solos ou efeitos angulares, ou ainda efeitos atmosféricos (EPIPHANIO et al., 1996).

Diversos trabalhos têm sido observados na literatura, voltados para o desenvolvimento e avaliação de índices de vegetação para determinação das relações destes com as características biofísicas do dossel das culturas agrícolas, tais como teor de clorofila foliar, teor de N foliar, índice de área foliar e produtividade. Muitas destas relações são determinadas para locais específicos, sendo dependentes da variabilidade causada por fatores externos, como os efeitos das propriedades espectrais dos solos, das condições atmosféricas, do relevo, de sombreamento, da geometria de iluminação e de visada. Todavia, os índices idealizados até o momento, não os atende integralmente a todos os fatores externos. Neste sentido, têm-se procurado propor novos índices que contemplem o maior número possível desses fatores.

Em estudos realizados utilizando-se sensoriamento remoto na agricultura, têm sido comum o uso do índice de vegetação diferença normalizada (NDVI), desenvolvido por Rouse et al. (1974), definido pela Equação 1.

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

em que,

$R$  = Banda do vermelho;

$NIR$  = Banda do infravermelho próximo.

A sensibilidade desse índice à vegetação encontra explicação no comportamento espectral do dossel vegetal. Num dossel vegetativo verde, a maior parte da radiação do vermelho que incide sobre o dossel é absorvida pelos pigmentos fotossintetizantes das folhas, que são as clorofilas "a", ao

passo que, no infravermelho próximo, a absorção é quase zero, e a reflectância e transmitância são altas, devido às estruturas celulares internas das folhas e ao efeito das reflectâncias múltiplas (PONZONI, 2001).

Segundo Baret et al. (1989), as bandas do vermelho e do infravermelho próximo são as mais usadas, porque estão presentes em quase todos os satélites meteorológicos e de recursos terrestres e contêm mais de 90% da informação espectral da vegetação.

Entretanto, o NDVI não é sensível às variações da cobertura da vegetação, ou seja, valores de índice de área foliar acima de dois. Isso acontece, porque a reflectância na banda do vermelho diminui quase exponencialmente até atingir seu ponto de saturação, quando o índice de área foliar é igual a dois, e a reflectância na banda do infravermelho próximo continua aumentando exponencialmente até atingir seu ponto de saturação, quando o índice de área foliar é igual a seis (PONZONI, 2001). Esta limitação é devido a primeiro, as escolhas da localização e largura da banda (SELLERS, 1985; YODER; WARING, 1994; GITELSON et al., 1996) e também a sua formulação matemática, pois o procedimento de normalização faz o NDVI insensível a variação na reflectância na banda do infravermelho próximo quando a reflectância nessa banda é muito maior que a reflectância na banda do vermelho (GITELSON, 2004).

Para corrigir esta significativa perda de sensibilidade, diferentes bandas foram incorporadas na formulação matemática do NDVI, como também foram desenvolvidos novos índices.

O índice de vegetação ajustado para o solo (SAVI), que é derivado do NDVI, e seus variantes, como o índice de vegetação ajustado para o solo transformado (TSAVI), o índice de vegetação ajustado para o solo generalizado (GSAVI) e o índice de vegetação ajustado para o solo otimizado (OSAVI), foram desenvolvidos para minimizar os efeitos da reflectância do solo de fundo na resposta do dossel das culturas (HUETE, 1988; RONDEAUX et al., 1996; DAUGHTRY et al., 2000; GILABERT et al., 2002; HABOUDANE et al., 2002). Apesar de serem resistentes aos efeitos do solo de fundo, alguns autores verificaram que estes índices têm baixa sensibilidade aos teores de clorofila e nitrogênio foliar (DAUGHTRY et al., 2000; HABOUDANE et al., 2002; EITEL et al., 2008, 2009).

Entretanto, o índice de absorção de clorofila (CARI), e seus variantes, índice de absorção de clorofila modificado (MCARI e MCARI1) e o índice de absorção de clorofila transformado (TCARI), segundo alguns autores, são mais sensíveis ao teor de clorofila e resistente ao efeito do solo de fundo (KIM et al., 1994; DAUGHTRY et al., 2000; HABOUDANE et al., 2004; BANNARI et al., 2006).

Para aumentar a sensibilidade dos índices com os teores de clorofila e de nitrogênio foliares independente da porcentagem de cobertura do solo pelas plantas, alguns autores têm utilizado um “índice combinado”, que é a combinação de índices sensíveis ao teor de clorofila com índices sensíveis ao índice de área foliar.

Daughtry et al. (2000) testaram duas combinações de índices em forma de razão, OSAVI/MCARI e (NIR/R)/(NIR/G), para estimar teor de clorofila foliar no milho sob diferentes doses de N (0%, 12,5%, 25%, 50%, 75%, 100%, 125% e 150% de 180 kg de N ha<sup>-1</sup>). Estes índices foram plotados num gráfico e produziram isolinhas dos teores de clorofila foliar. As inclinações destas isolinhas foram linearmente relacionadas com o teor de clorofila foliar, coeficiente de determinação igual a 0,77 para OSAVI/MCARI e igual a 0,98 para (NIR/R)/(NIR/G).

Haboudane et al. (2002) também combinaram dois índices em forma de razão, um índice que minimiza o efeito do solo (OSAVI) e outro mais sensível as variações do teor de clorofila foliar (TCARI), para minimizar a influência do índice de área foliar sobre as estimativas do teor de clorofila foliar numa área implantada com milho sob diferentes doses de N. De acordo com os autores, o índice combinado TCARI/OSAVI foi insensível as variações de índice de área foliar entre 0,5 e 8,0, com um coeficiente de determinação ( $r^2$ ) de 0,80 e erro quadrático médio (RMSE) de 4,35  $\mu\text{g}/\text{cm}^2$  entre as medidas em laboratório de teor de clorofila foliar e as estimadas pela combinação.

Abrahão et al. (2009b) testaram funções discriminantes lineares com base em índices espectrais individuais e combinações de mais de um índice para discriminar classes de teor de N foliar no capim-tanzânia e encontramos melhores resultados para as funções que utilizaram combinações de três índices (Kappa = 0,52). Segundo os autores, estes índices combinados foram capazes de discriminar as três classes de teor de N foliar como função da estrutura do dossel, índices que utilizam bandas do vermelho e infravermelho

(NDVI, OSAVI, SAVI e RDVI) e da deficiência de clorofila, índices que utilizam a banda do verde (MCARI1).

Eitel et al. (2008) estudaram o desempenho de índices individuais e combinado para estimar teor de clorofila foliar, teor de N foliar e índice de área foliar em três áreas implantadas com trigo. Os resultados demonstraram que os índices individuais, como o NDVI, apresentaram alta relação com o índice de área foliar ( $r^2 \leq 0,84$ ) e baixa relação com as leituras de teor de clorofila foliar ( $r^2 \leq 0,46$ ). Já o índice combinado MCARI/MTVI2 apresentou boa relação com o teor de clorofila foliar,  $r^2 = 0,70$ , baixa relação com teor de N foliar,  $r^2 = 0,54$ , e não se relacionou com o índice de área foliar,  $r^2 = 0,01$ . Segundo os autores, o índice combinado MCARI/MTVI2 pode fornecer melhores estimativas do teor de N quando a variabilidade do índice de área foliar esta associada com a disponibilidade de água. Esta informação é importante para tomadas de decisões de quando aplicar nitrogênio em cobertura e aumentar o teor de proteína do grão do trigo.

Em outro trabalho, Eitel et al. (2009) avaliaram a sensibilidade de índices individuais e de índices combinados em relação a variação da reflectância do solo, e como esta variação afeta na capacidade dos mesmos em estimar o teor de clorofila foliar numa área com trigo. Os resultados demonstraram que os índices individuais foram fortemente influenciados pelo solo quando o índice de área foliar foi menor que 1,5, em contraste, os índices combinados, NDRE (índice de diferença normalizada com a banda de transição entre vermelho e infravermelho próximo)/NDVI, MCARI/OSAVI e MCARI/MTVI2, foram poucos influenciados pelo solo, sendo portanto, melhores para estimar teor de clorofila foliar.

Liu et al. (2010a) desenvolveram um modelo de rede neural (4-10-2-1) para estimar teor de clorofila em arroz sob estresse de metais pesados. Para isso, os autores utilizaram como dados de entrada dois índices individuais (NDVI e OSAVI) e dois índices combinados (MTVI/MCARI e MTVI/OSAVI). O coeficiente de determinação entre o teor de clorofila medido e o estimado foi de 0,90 e o erro médio quadrático foi de 2,58.

### **3. MATERIAL E MÉTODOS**

O experimento foi instalado com o objetivo de desenvolver classificadores estatísticos, a partir de cada banda e índice de vegetação e das combinações das bandas e dos índices, obtidos de imagens adquiridas em duas etapas de desenvolvimento do feijoeiro. Na primeira etapa, foram adquiridas imagens do feijoeiro entre a adubação na semeadura e de cobertura, e na segunda etapa, foram adquiridas imagens do feijoeiro entre a adubação de cobertura e a colheita. Os classificadores foram utilizados na primeira etapa para discriminar classes de teores de nitrogênio e de clorofila foliares e na segunda etapa para discriminar classes de produtividade em grãos do feijoeiro.

#### **3.1. Histórico da área**

Em 2008, toda a área experimental foi cultivada com aveia, no outro ano a área ficou em pousio até a implantação do experimento.

#### **3.2. Implantação do experimento**

O experimento foi conduzido no Setor de Agronomia da Universidade Federal de Viçosa – *Campus Florestal*, cidade de Florestal – MG, situada a 19°52'55" Sul e 44°25'09" Oeste, com altitude de aproximadamente 776 m, no período de março a julho de 2010, safra do feijão da seca.

O clima da região de Florestal é definido como tropical de altitude, com verão brando e chuvoso e inverno frio e seco. Os dados meteorológicos diários de precipitação, temperatura e umidade relativa do ar durante o período experimental (Figuras 1 e 2) foram obtidos da estação meteorológica do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), localizada a 19°53'07" Sul e 44°25'00" Oeste, com altitude de aproximadamente 742 m, aproximadamente 1600 m do experimento.

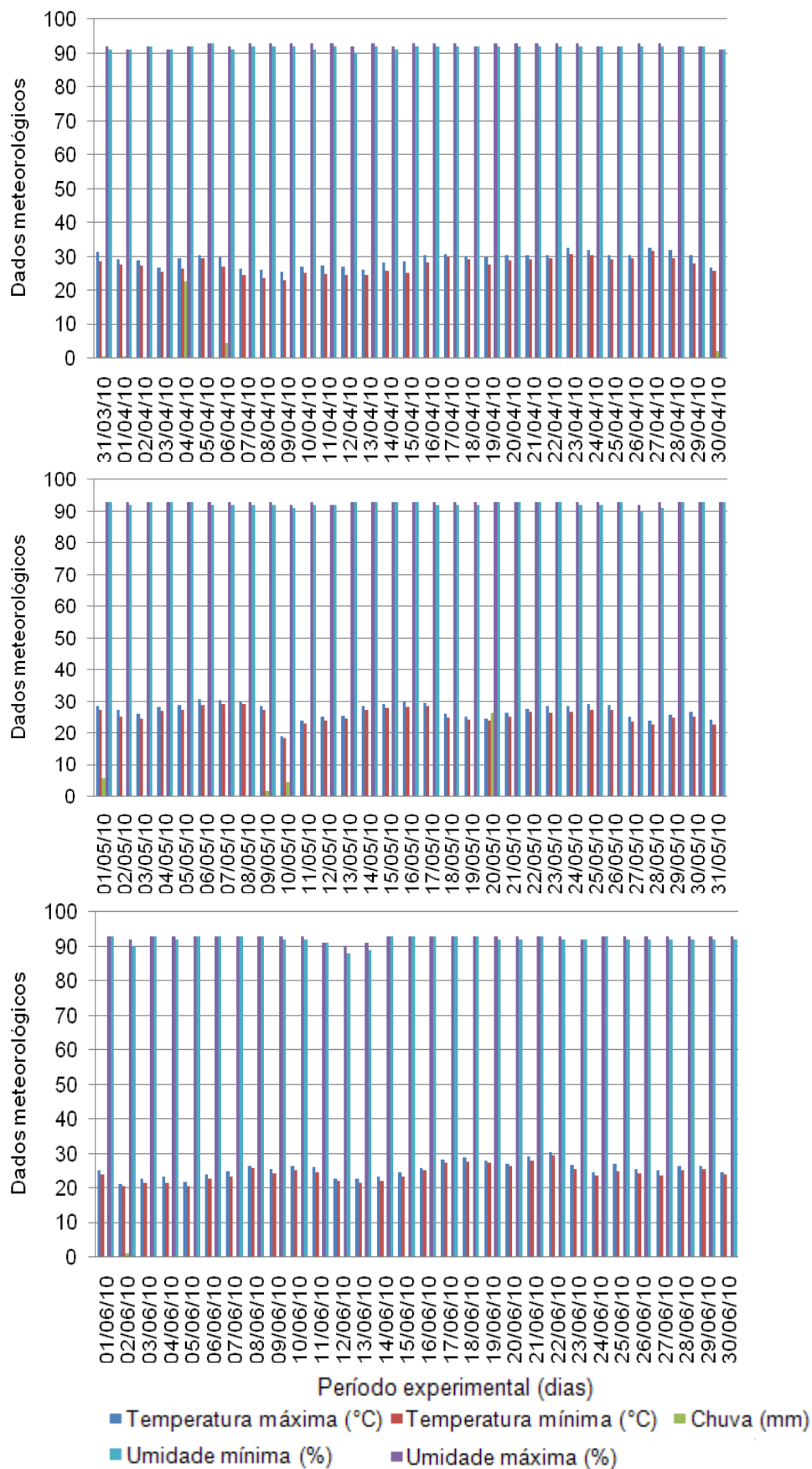


Figura 1. Dados meteorológicos diários durante abril, maio e junho de 2010.

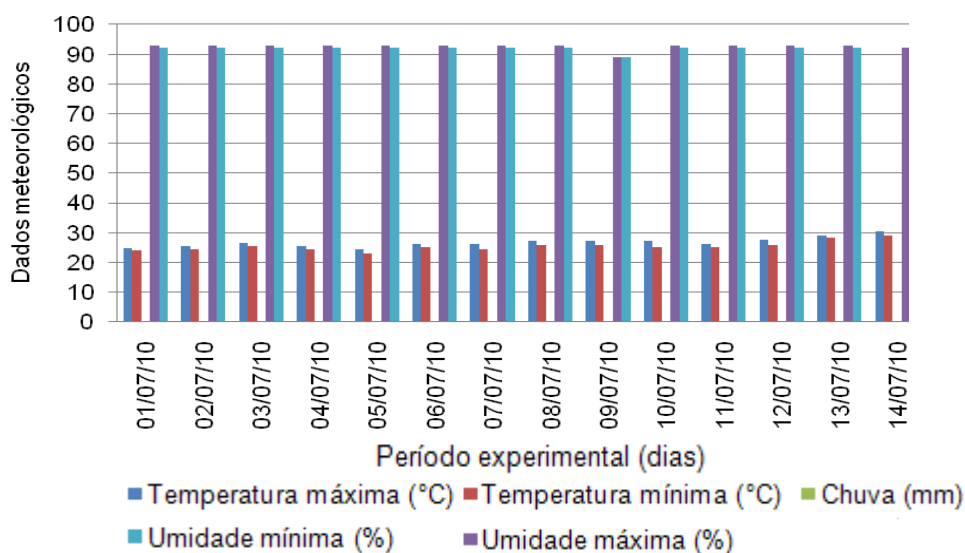


Figura 2. Dados meteorológicos diários durante julho de 2010.

Foram retiradas amostras de solo de 0 a 20 cm de profundidade e enviadas ao laboratório de análise de solos da Universidade Federal de Viçosa, para proceder a análise química de algumas características do mesmo (Tabela 2). Com base nos resultados, em 12/02/2010, procedeu-se à incorporação de 5 t ha<sup>-1</sup> de calcário (PRNT = 80% e MgO = 14%) no solo. Na semeadura, em 31/03/2010, com exceção do N que foi aplicado em doses variadas, foram aplicados, conforme a recomendação da 5<sup>a</sup> aproximação (RIBEIRO et al., 1999), 110 kg de P<sub>2</sub>O<sub>5</sub> ha<sup>-1</sup> e 50 kg de K<sub>2</sub>O ha<sup>-1</sup>, distribuídos em sulco manualmente e uniformemente em toda a área experimental.

Tabela 2. Resultados das análises química do solo na camada de 0 a 20 cm

pH	P	K	Ca <sup>2+</sup>	Mg <sup>2+</sup>	Al <sup>3+</sup>	H+Al	SB	CTC(t)	CTC(T)	V	m	P-rem
(H <sub>2</sub> O)	(mg.dm <sup>-3</sup> )		-----			(cmol <sub>c</sub> dm <sup>-3</sup> )	-----			--- (%)	---	(mg.L <sup>-1</sup> )
4,72	9,5	117	0,75	0,20	0,92	8,0	1,25	2,17	9,25	13,5	42,4	22,1

pH em água, KCl e CaCl<sub>2</sub> – Relação 1:2,5; P e K – Extrator de Mehlich 1; Ca – Mg – Al – Extrator: KCl – 1 mol L<sup>-1</sup>; H+Al – Extrator Acetato de cálcio 0,5 mol L<sup>-1</sup> – pH 0,7; SB = Soma de Bases Trocáveis; CTC(t) = Capacidade de Troca Catiônica Efetiva; CTC(T) = Capacidade de Troca Catiônica a pH 0,7; V = Índice de Saturação de Bases; m = Índice de Saturação de Alumínio; P-rem = Fósforo Remanescente.

O solo foi preparado com uma aração e duas gradagens. A semeadura foi realizada manualmente, com espaçamento de 0,50 m entre linhas e com 12 sementes por metro a uma profundidade de 0,05 m. Foi cultivada a variedade BRSMG Majestoso do feijoeiro comum (*Phaseolus vulgaris*), com hábito de crescimento indeterminado tipo III.

Cada parcela foi constituída por cinco linhas de 5,0 m, com área de 12,5 m<sup>2</sup>. A área útil de cada parcela foi composta pelas três linhas centrais e eliminando-se 0,50 m de cada extremidade da linha, totalizando 6,0m<sup>2</sup>.

Em virtude da possibilidade de lixiviação, foi evitado o emprego de altas doses de N na época da cobertura, assim, foi realizado o parcelamento das doses de N. Os tratamentos foram constituídos pela combinação de doses de N na sementeira (0, 20 e 40 kg ha<sup>-1</sup>) e em cobertura (0, 20, 40 e 60 kg ha<sup>-1</sup>), em delineamento de blocos ao acaso, com cinco repetições. A dose 20 kg de N ha<sup>-1</sup> foi aplicada aos 24 dias após a emergência (DAE) das plantas sem parcelamento. As doses 40 e 60 kg de N ha<sup>-1</sup> foram parceladas igualmente aos 19 e 29 DAE (Tabela 3).

Tabela 3. Tratamentos utilizados no experimento para avaliação da resposta do feijoeiro à adubação nitrogenada na sementeira e em cobertura

Tratamentos	Sementeira (kg de N ha <sup>-1</sup> )	Cobertura (kg de N ha <sup>-1</sup> )		
		19 DAE	24 DAE	29 DAE
1	0	0	0	0
2	0	0	20	0
3	0	20	0	20
4	0	30	0	30
5	20	0	0	0
6	20	0	20	0
7	20	20	0	20
8	20	30	0	30
9	40	0	0	0
10	40	0	20	0
11	40	20	0	20
12	40	30	0	30

O feijoeiro foi mantido sob regime de irrigação por aspersão convencional. Os demais tratamentos culturais e fitossanitários foram realizados conforme as necessidades e recomendações técnicas para o feijoeiro na região.

### 3.3. Sistema de sensoriamento remoto

Foi utilizado um sistema de sensoriamento remoto constituído por um balão inflado a gás hélio e um sistema de aquisição de imagens.

O balão, modelo SkyshotHelikite, é uma combinação de uma pipa com um balão, que utiliza o empuxo do gás hélio e a força do vento para direcionar o voo e a altitude (Figura 3). A forma do balão é elipsoidal com 1,82 m de diâmetro, resultando num volume de gás hélio de aproximadamente 1,60 m<sup>3</sup>, com capacidade de carga na vertical de 0,80 kg sem vento, 2,50 kg com ventos de até 24 km h<sup>-1</sup>, altitude máxima sem carga de 762 m e com equipamento 304 m (ALLSOPP HELIKITES LIMITED, 2008). A altitude e a direção do balão foram controladas por meio de uma corda graduada de 5 em 5 m.



Figura 3. O balão, modelo SkyshotHelikite, utilizado para o sistema de sensoriamento remoto.

O sistema de aquisição de imagens foi composto de duas câmeras digitais, marca FUJIFILM, modelo FinePix Z20fd, que adquiriram duas imagens simultaneamente, da mesma cena. Para controle remoto das câmeras, foi desenvolvido um sistema de comunicação de dados via radiofrequência composto por dois circuitos eletrônicos, um de comando da câmera (Figura 4) e outro de disparo (Figura 5), cada circuito eletrônico foi alimentado por uma bateria de 6V.

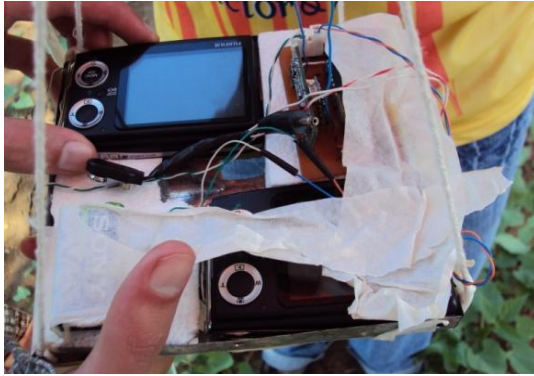


Figura 4. Plataforma com as duas câmeras digitais e o circuito eletrônico de comando.



Figura 5. Circuito eletrônico de disparo com o visor LCD.

Para aquisição das imagens em campo, o circuito eletrônico de disparo envia um sinal para o circuito eletrônico de comando, que repassa o sinal para as câmeras adquirirem imagens simultaneamente. Após a aquisição, o circuito eletrônico de comando envia a confirmação de aquisição para o circuito eletrônico de disparo, que então incrementa o número de imagens adquiridas no visor do LCD. As imagens foram armazenadas num cartão, modelo SD, com capacidade de 2 Gb.

As câmeras utilizadas são equipadas com um único CCD (“charge-coupled device”), tamanho 1/2,3”, sensível à radiação eletromagnética do visível ao infravermelho próximo (aproximadamente de 400 a 900 nm). Entretanto, as câmeras utilizam um filtro de cor primária (FUJIFILM, 2011) em frente o CCD para obterem imagens somente na região do visível (aproximadamente de 400 a 700 nm).

Como as câmeras utilizam um único CCD, um filtro de Bayer na forma de matrizé acoplado sobre o CCD para obterem imagens nas três bandas da região do visível (vermelho, verde e azul), por processo de interpolação. O filtro de Bayer tem a característica de utilizar duas vezes mais a informação do verde do que vermelho e azul, pois o olho humano é mais sensível aos comprimentos de onda do verde (Figura 6).

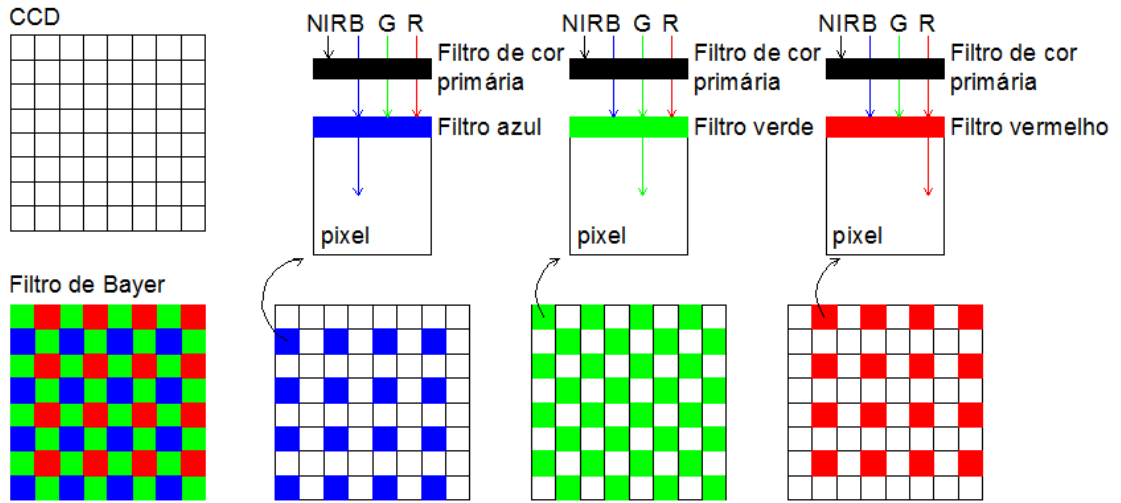


Figura 6. Funcionamento da câmera FUJIFILM, modelo FinePix Z20fd.

Para obter imagens na região do infravermelho próximo (aproximadamente de 700 a 900 nm), numa das câmeras, o filtro de cor primária foi removido, esubstituído por um filtro óptico passa alta Hoya RT-830 acoplado à lente da câmera, que deixa passar radiação acima de 700 nm (Figura 7).

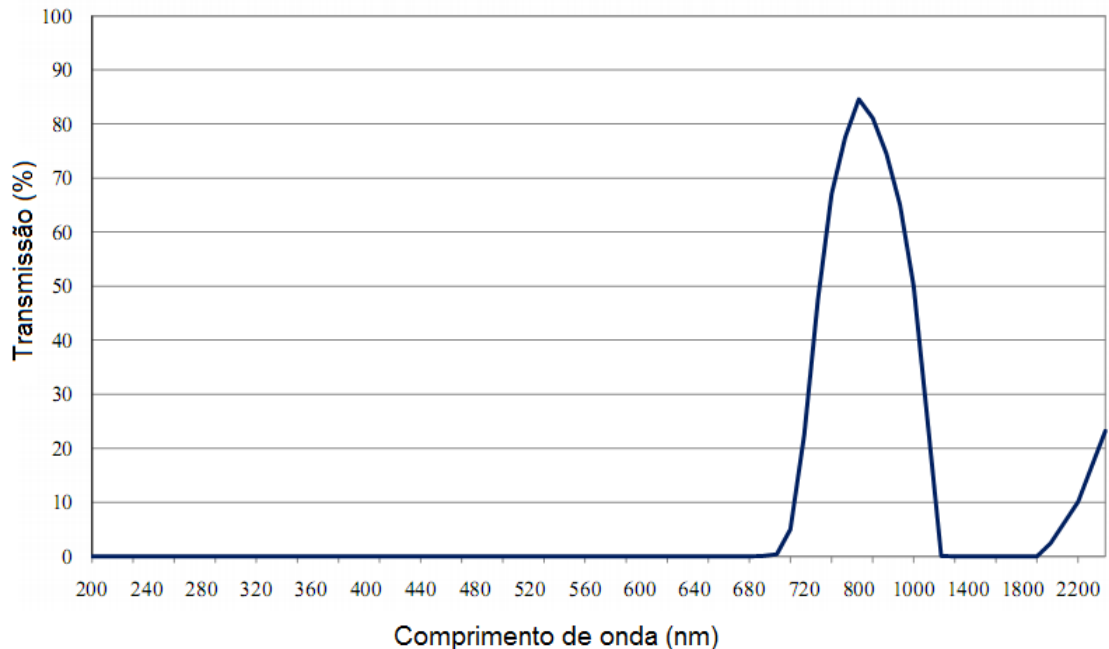


Figura 7. Sensibilidade do filtro óptico passa alta Hoya RT-830. Fonte: [http://www.edmundoptics.com/techsupport/resource\\_center/product\\_docs/curv\\_46444.pdf](http://www.edmundoptics.com/techsupport/resource_center/product_docs/curv_46444.pdf).

Dessa forma, foram adquiridas, três imagens na região do visível, ou seja, bandas do vermelho (R), do verde (G) e do azul (B), obtidas com a câmera “colorida” (Figura 8), e, simultaneamente, três imagens na região do infravermelho próximo, ou seja, NIR<sub>R</sub>, NIR<sub>G</sub> e NIR<sub>B</sub>, obtidas com a câmera “NIR” (Figura 9).

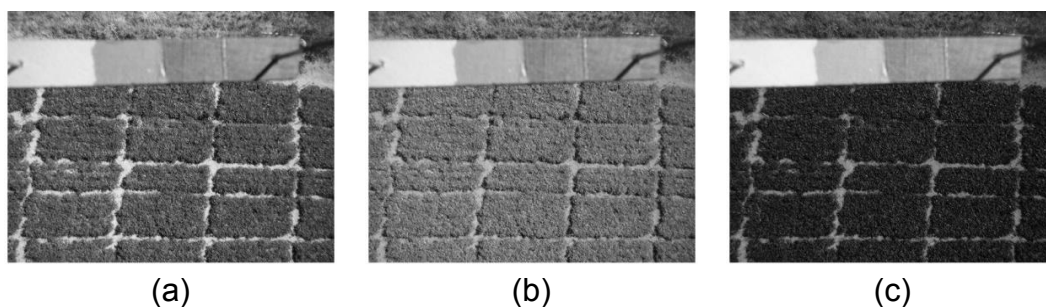


Figura 8. Imagens obtidas pelo sistema de sensoriamento remoto na região do visível, ou seja, bandas do vermelho (a), do verde (b) e do azul (c), obtidas com a câmera “colorida”.

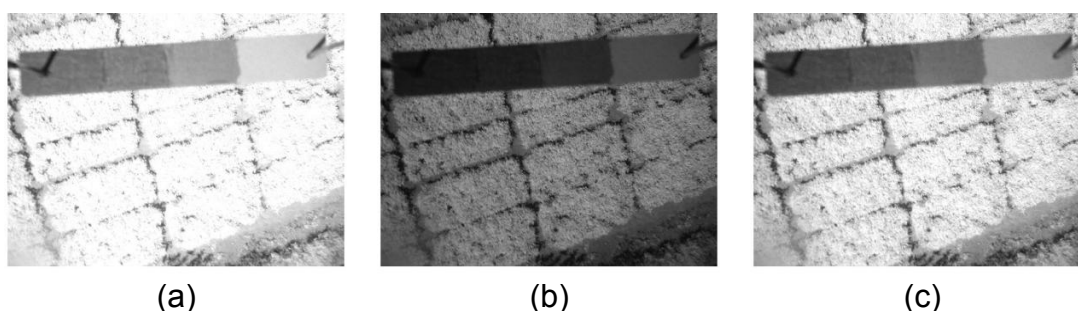


Figura 9. Imagens obtidas pelo sistema de sensoriamento remoto na região do infravermelho próximo, ou seja, NIR<sub>R</sub> (a), NIR<sub>G</sub> (b) e NIR<sub>B</sub> (c), obtidas com a câmera “NIR”.

As imagens foram salvas no formato JPEG (“joint photographic experts group”) com dimensões de 3648 (horizontal) por 2736 (vertical) pixels. As configurações das câmeras utilizadas foram:

- |                                 |                   |
|---------------------------------|-------------------|
| ✓ Modo de disparo:              | Manual            |
| ✓ Flash:                        | Desligado         |
| ✓ Detecção de face inteligente: | Desligado         |
| ✓ Remoção de olhos vermelhos:   | Desligado         |
| ✓ Compensação de exposição:     | ± 0 EV            |
| ✓ Sensibilidade:                | ISO 64            |
| ✓ Balanço de branco:            | luz do sol direta |

- ✓ Modo AF (Foco Automático): Centro
- ✓ Antiborrimento: Desligado

Como as câmeras foram configuradas para adquirirem imagens focalizadas no centro, as parcelas que ficaram no canto superior e inferior direito e esquerdo foram excluídas devido à distorção de foco. Também foram excluídas imagens com resolução espacial acima de 8 mm por pixel, pois não foi possível em campo posicionar as câmeras a uma única altitude devido a direção e a altitude do balão serem controladas pelo empuxo do gás hélio e a força do vento.

### **3.3.1. Calibração radiométrica**

Para corrigir variações nas intensidades dos pixels (níveis digitais) causadas pelas mudanças de iluminação do ambiente, as imagens foram calibradas radiometricamente.

Para a calibração, foi utilizado um painel de madeira de 12 x 1,8 cm, pintado à mão com quatro níveis de cinza de 3 x 1,8 cm, ordenados da mais alta reflectância para mais baixa. Os níveis de cinza foram obtidos utilizando mistura de duas tintas acrílicas para tecido (ACRILEX TINTAS ESPECIAIS S.A.), uma na cor preta (520) e outra na cor branca (519).

Durante a aquisição das imagens foram utilizados dois painéis de calibração, chamados de painel 1 e painel 2. O painel 1 foi utilizado somente na primeira aquisição, aos 13 DAE, por problemas ocorridos na qualidade da imagem, devido a presença de um nível de cinza pintado na cor branca 519, com reflectância acima de 60%, que saturou os níveis digitais dos pixels do mesmo. Assim, o painel 1 foi substituído pelo painel 2, pintado com níveis de cinza mais escuros, para as aquisições das imagens aos 21, 26, 33, 34 e 68 DAE.

Os painéis de calibração foram instalados a 0,15 m abaixo da câmera e dentro do seu campo de visão (Figura 10). Deste modo, em todas as imagens adquiridas, os painéis apareciam na cena com resolução espacial de aproximadamente 0,04 mm por pixel.

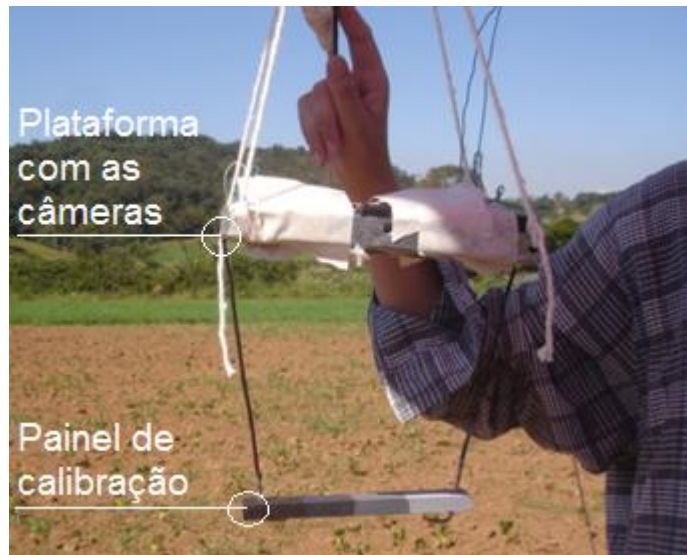


Figura 10. Localização relativa do painel de calibração e as câmeras.

Cada imagem adquirida foi convertida em imagem reflectância (ou calibrada) com base em quatro equações de calibração, uma para cada banda espectral, R, G, B e NIR<sub>R</sub>. Estas equações foram obtidas pelo ajuste de uma equação de regressão linear simples entre os níveis digitais extraídos da imagem para cada nível de cinza do painel e os valores de reflectância (Equação 2).

$$\hat{Y}_{ijk} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 NC_{ijk} \quad (2)$$

em que,

- $\hat{Y}$  = Reflectância na linha  $i$  e coluna  $j$  da banda  $k$ , em %;
- $\hat{\beta}_0$  = Constante de regressão;
- $\hat{\beta}_1$  = Coeficiente da regressão; e
- $NC$  = Nível de cinza na linha  $i$  e coluna  $j$  da banda  $k$ , adimensional.

Os níveis digitais extraídos da imagem para cada nível de cinza dos painéis foram obtidos calculando a média dos níveis digitais de uma janela de aproximadamente 100 x 100 pixels, localizada no centro do nível de cinza.

Os valores de reflectância para cada nível de cinza dos painéis foram determinados utilizando um espectrorradiômetro, modelo FieldSpec®, utilizado para obter dados nos comprimentos de onda compreendidos entre 325 a 1075 nm, com a resolução espectral de 1 nm. Foram realizadas 10 leituras de reflectância por nível de cinza e utilizado o valor médio para a calibração.

Nas Figuras 11 e 12 estão representados os valores de reflectância dos quatro níveis de cinza dos painéis 1 e 2, respectivamente, para as bandas do azul (centrada em 450 nm), do verde (centrada em 550 nm), do vermelho (centrada em 650 nm), e para a região do infravermelho próximo (centrada em 800 nm).

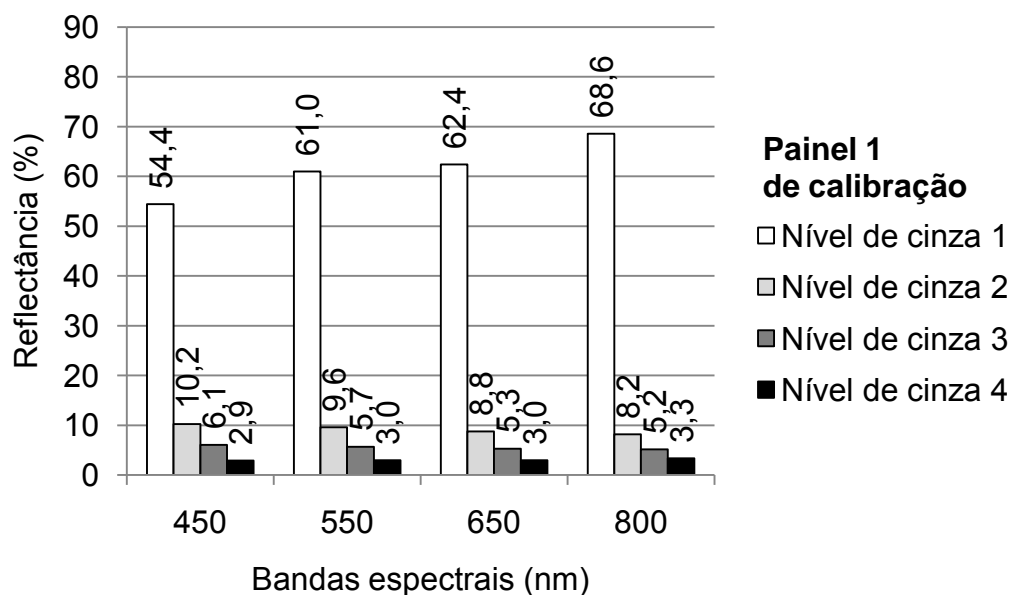


Figura 11. Valores de reflectância dos quatro níveis de cinza do painel 1 de calibração para diferentes bandas espectrais.

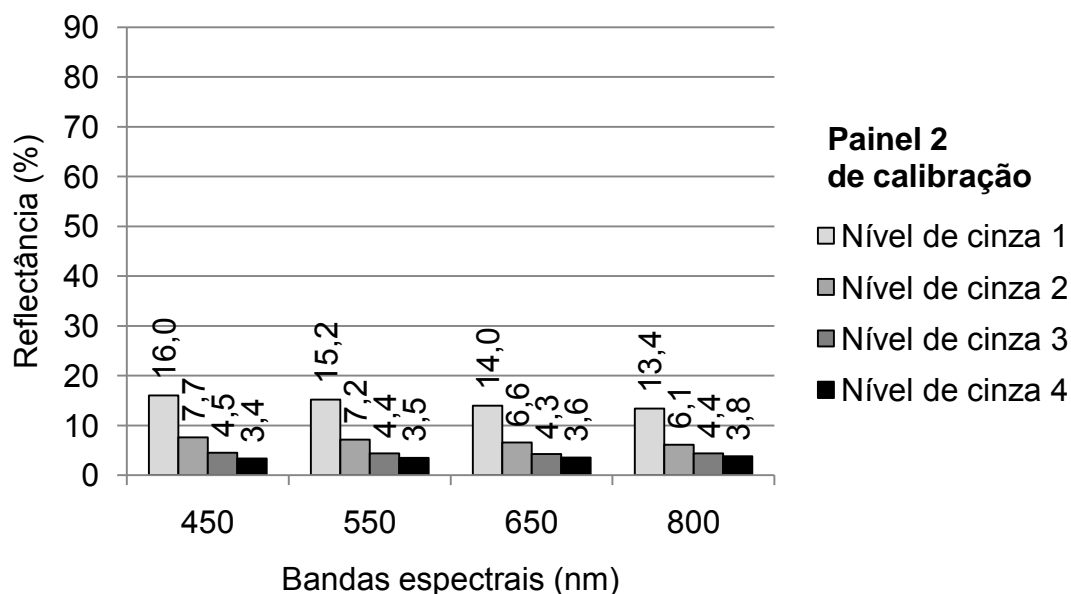


Figura 12. Valores de reflectância dos quatro níveis de cinza do painel 2 de calibração para diferentes bandas espectrais.

### **3.3.1.1. Teste da metodologia de calibração radiométrica**

Para avaliar a metodologia de calibração radiométrica, foi realizado um experimento à parte com o objetivo de comparar as variações dos valores dos níveis digitais do mesmo alvo, um pavimento de concreto, com as suas respectivas reflectâncias, a cada hora do dia, entre 9 e 15 horas.

As câmeras, “colorida” e “NIR”, foram posicionadas em um tripé a uma altura aproximada de 0,84 m do alvo. Deste modo, foram obtidas imagens de uma área de aproximadamente 0,82 m por 0,62 m, o que corresponde a uma resolução espacial de aproximadamente 0,23 mm por pixel.

O painel 2 foi utilizado para a calibração, sendo instalado a 0,15 m abaixo da câmera e dentro do seu campo de visão. Assim, foram obtidas imagens da placa com resolução espacial de aproximadamente 0,04 mm por pixel.

Cada imagem adquirida (a cada hora, entre 9 e 15 horas) foi convertida em imagem reflectância (ou calibrada) com base em cinco equações de calibração, uma para cada banda (R, G, B, NIR<sub>B</sub> e NIR<sub>G</sub>). A banda NIR<sub>R</sub> não foi utilizada devido a problemas de saturação (valores iguais a 255). Estas equações foram obtidas pelo ajuste de uma equação de regressão linear simples entre os níveis digitais extraídos da imagem para cada nível de cinza do painel 2 e os valores de reflectância (Equação 2).

As imagens analisadas do alvo, pavimento de concreto, foram janelas do tamanho de 50 x 50 pixels.

### **3.3.2. Índices de vegetação**

O sistema de sensoriamento remoto foi utilizado para adquirir imagens do dossel do feijão em diferentes estádios de desenvolvimento após a emergência, em condições de céu limpo e no mesmo horário, de 11 às 13 horas (Tabela 4).

Tabela 4. Campanha de aquisições das imagens em dias após a emergência e estágio de desenvolvimento da planta

Aquisições	DAE	Estádio de desenvolvimento
1	13	
2	21	V4 Terceira folha trifoliolada
3	26	
4	33 e 34	R5 Pré-floração
5	41	R6 Floração (primeira flor aberta)
6	68	R8 Enchimento de grãos

DAE: Dias Após a Emergência; DAS: Dias Após a Semeadura.

Em cada imagem adquirida pelo sistema de sensoriamento remoto foram recortadas janelas do tamanho da área útil de cada parcela (três linhas centrais e eliminando-se 0,50 m de cada extremidade da linha).

Foram determinados quatro índices de vegetação com combinações de duas bandas ou mais, de acordo com as Equações:

$$RS = \frac{R}{NIR} \quad (3)$$

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (4)$$

$$MCARI1 = 1,2 \times [2,5 \times (NIR - R) - 1,3 \times (NIR - G)] \quad (5)$$

$$GNDVI = \frac{NIR - G}{NIR + G} \quad (6)$$

em que,

*RS* = Índice de vegetação razão simples, proposto por Pearson e Millar (1972);

*NDVI* = Índice de vegetação diferença normalizada, proposto por Rouse et al. (1974);

*MCARI1* = Índice de absorção de clorofila modificado, proposto por Haboudane et al. (2004);

*GNDVI* = Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde, proposto por Gitelson et al. (1996);

*G* = Banda do verde;

*R* = Banda do vermelho;

*NIR* = Banda do infravermelho próximo.

Os índices acima citados também foram calculados utilizando-se imagens segmentadas pelo método de limiarização Otsu, com o objetivo de retirar o efeito do solo nas imagens. O método de Otsu consiste em agrupar os níveis digitais em duas classes (planta e solo), criando-se uma imagem binária por meio de um limiar automático que minimiza a variância entre as classes (OTSU, 1979).

As imagens obtidas com a câmera colorida, antes de serem limiarizadas, foram processadas com o índice de excesso de verde normalizado:

$$Evd = \frac{2 \times G - R - B}{G + R + B} \quad (7)$$

em que,

- Evd* = Índice de excesso de verde normalizado, proposto por Meyer et al. (1998); e  
*B* = banda do azul.

### 3.4. Relação entre os índices de vegetação e o índice de área foliar

Arelação entre os índices de vegetação e o índice de área foliar foi avaliada por meio de análise de regressão.

De acordo com Hoffman e Vieira (1983), para se proceder à análise de regressão de um modelo linear simples em que as duas variáveis (*X* e *Y*) são aleatórias, devem ser verdadeiras as pressuposições: a relação entre *X* e *Y* é linear; a média do erro é nula; para um dado valor de *X* a variância residual é sempre  $\sigma^2$ , ou seja, o erro é homocedástico; o erro de uma observação é não correlacionado com o erro em outra observação; e os erros têm distribuição normal. Além disso, Hoffman e Vieira (1983) ressaltam que se deve pressupor ainda que os erros são independentes dos valores de *X*.

Entretanto, devido ao número de observações, nesse trabalho, nem todas as pressuposições citadas puderam ser verificadas.

Testou-se ainda o ajuste de um modelo de regressão linear entre os índices de vegetação e o logarítmico do índice de área foliar. Esta análise teve por objetivo descrever graficamente o comportamento de outras formas matemáticas, que não sejam funções lineares ou quadráticas diretas dos fenômenos estudados. Estas funções podem ser linearizadas para utilizar na análise de regressão linear.

### 3.5. Determinação do teor de clorofila foliar

Os teores de clorofila foliar em cada parcela foram determinados de forma indireta, não destrutiva, utilizando-se um medidor portátil de clorofila SPAD 502, aos 13, 21, 26, 33 e 41 DAE.

Os valores medidos pelo equipamento (valores SPAD) correspondem às medidas indiretas do teor de clorofila na folha (COSTA et al., 2001). As folhas das plantas foram posicionadas entre o emissor e o receptor do equipamento de modo que a radiação transmitida através da folha fosse convertida em sinais eletrônicos. Os valores são calculados com base na quantidade de radiação transmitida pela folha na faixa do vermelho e do infravermelho próximo (SCHEPERS et al., 1996).

Em cada parcela foram obtidos aleatoriamente 30 valores SPAD, efetuadas diretamente na folha do terço mediano de diferentes plantas. Os valores considerados discrepantes (ou outliers) foram eliminados de acordo com as Equações 8 e 9 (BUSSAB; MORETTIN, 2002). Esse tipo de valor discrepante pode ocorrer devido a um ajuste inadequado do equipamento à folha ou posicionamento do emissor sobre uma injúria provocada por inseto, por exemplo. A média dos valores não discrepantes foi considerada como o valor SPAD da parcela em cada época.

$$\text{outliers} > Q3 + 1,5(Q3 - Q1) \quad (8)$$

$$\text{outliers} < Q1 - 1,5(Q3 - Q1) \quad (9)$$

em que,

$Q1$  = Primeiro quartil (25%); e

$Q3$  = Terceiro quartil (75%).

### 3.6. Determinação do teor de N foliar

As mesmas folhas utilizadas para determinar o teor de clorofila foliar foram coletadas como amostras para determinar o teor de N foliar, em laboratório, pelo método de Kjeldahl (BREMNER; MULVANEY, 1982). Foram feitas duas determinações, uma aos 13 DAE e outra aos 41 DAE (floração). O material coletado foi identificado e depois acondicionado em sacos de papel e enviado ao Laboratório de Análise de Solos Viçosa Ltda., Viçosa - MG.

### **3.7. Determinação do índice de área foliar**

O índice de área foliar (IAF) foi determinado aos 14, 22, 27, 34 e 68 DAE, utilizando um ceptômetro AccuPAR, modelo LP-80 da Decagon.

O ceptômetro calcula o IAF com base em medidas de radiação fotossinteticamente ativa – PAR (400 a 700 nm) realizadas dentro e acima do dossel da cultura, do ângulo zenital solar, do valor da fração do feixe medido e do parâmetro de distribuição foliar ( $\chi$ ) para uma cultura particular (no caso, feijão  $\chi = 2$ ). Junto com o ceptômetro foi utilizado um sensor externo de radiação PAR que permitiu realizar medidas simultâneas de PAR dentro e abaixo do dossel, sem ter que mover o equipamento.

Em cada parcela foram realizadas, no sentido diagonal, 10 medições dentro e acima do dossel da vegetação. As medições realizadas abaixo do dossel foram feitas diagonalmente entre as linhas do feijão, com objetivo de aumentar a cobertura da área.

### **3.8. Determinação da produtividade de grãos**

Para determinar a produtividade de grãos ( $\text{kg ha}^{-1}$ ), em cada parcela, foram arrancadas plantas inteiras do solo da área útil (12 metros lineares) de cada parcela, aos 95 DAE. As plantas arrancadas foram amontoadas até completar o processo de secagem natural, ou seja, até que as sementes atingissem aproximadamente 13% de teor de água. Foram realizados os processos de trilha e separação da semente mecanicamente. Após a limpeza, as sementes foram pesadas para determinar a massa dos grãos. Em cada parcela foram retiradas amostras para determinação de teor de água do grão por meio do medidor portátil. Os valores da massa observados foram corrigidos para 13%, com três repetições.

### **3.9. Análise de agrupamento**

As classes de teor de N foliar, teor de clorofila e produtividade foram definidas por meio da análise de agrupamento. Essas classes foram definidas por meio da análise visual dos dendrogramas dos valores do teor de N foliar, teor de clorofila, índice de área foliar e produtividade. Os dendrogramas foram obtidos utilizando o método de Ward como algoritmo de agrupamento e a distância euclidiana como medida de dissimilaridade (JOHNSON; WICHERN, 1998). Estas análises foram realizadas no programa computacional STATISTICA 7.

### **3.10. Classificadores estatísticos**

Para discriminar as classes de teor de N foliar, teor de clorofila e produtividade do feijoeiro foram desenvolvidos classificadores estatísticos. O objetivo foi designar cada uma das 60 parcelas (vetores) a uma das classes definidas na análise de agrupamento.

Os classificadores foram desenvolvidos para cada época de aquisição de imagens, para cada banda e índice e para as combinações das bandas e dos índices, definindo a melhor época e as melhores variáveis para discriminar as classes de teor de N foliar, teor de clorofila e produtividade do feijoeiro (Tabela 5). Deste modo, foram testados 96 classificadores para cada época de aquisição. A combinação das bandas e dos índices foi testada tendo em vista que o efeito conjunto pode influenciar positivamente no desempenho da classificação (ABRAHÃO et al., 2009b).

Tabela 5. Classificadores testados para cada época de aquisição de imagens

Número de variáveis de entrada	Número de classificadores
1 (R; G; B; NIR <sub>R</sub> ; NDVI; GNDVI; RS; MCARI1)	8 x 4 (em imagem original, original segmentada, reflectância e reflectância segmentada) = 32
2 (R e G; R e B; G e B; NDVI e GNDVI; NDVI e RS; NDVI e MCARI1; GNDVI e RS; GNDVI e MCARI1; RS e MCARI1)	9 x 4 (em imagem original, original segmentada, reflectância e reflectância segmentada) = 36
3 (R, G e B; NDVI, GNDVI e RS; NDVI, GNDVI e MCARI1; GNDVI, RS e MCARI1; NDVI, RS e MCARI1)	5 x 4 (em imagem original, original segmentada, reflectância e reflectância segmentada) = 20
4 (R, G, B e NIR <sub>R</sub> ; NDVI, GNDVI, RS e MCARI1)	2 x 4 (em imagem original, original segmentada, reflectância e reflectância segmentada) = 8
Total	96

Foi testado um classificador estatístico do tipo função discriminante linear. A função discriminante é derivada do teorema de Bayes e estima a probabilidade a posteriori,  $P(w_j|X)$ , de que um vetor  $X$  seja classificado na classe  $w_j$  (JOHNSON; WICHERN, 1998). Essa probabilidade a posteriori é obtida para cada uma das classes  $w_j$ , por meio do produto da probabilidade a priori de ocorrência da classe,  $P(w_j)$ , pela probabilidade condicional dada as características  $X$  dentro da classe  $w_j$ ,  $P(X|w_j)$ . O indivíduo é classificado na classe que apresentar maior valor de  $P(w_j|X)$ .

No presente trabalho, foi assumido que os dados apresentam distribuição normal e que a probabilidade a priori de ocorrência das classes de teor de N foliar, teor de clorofila foliar e produtividade são iguais.

Dessa maneira, um vetor de característica desconhecido  $X$  foi atribuído a classe  $w_j$  que apresentou o maior valor da função discriminante linear,  $D_j(X)$ , calculada pela seguinte Equação:

$$D_j(X) = X^T (\hat{\Sigma}_C)^{-1} \bar{X}_j - \frac{1}{2} \bar{X}_j^T (\hat{\Sigma}_C)^{-1} \bar{X}_j + \ln P(w_j) \quad (10)$$

em que,

- $D_j(X)$  = Valor da função discriminante linear da classe  $w_j$  dado  $X$ ;
- $X$  = Vetor de características de um indivíduo;
- $\bar{X}_j$  = Vetor médio da classe  $w_j$ ;
- $\hat{\Sigma}_C$  = Estimativa da matriz de covariância comum das classes  $w_j$ 's; e

$|\hat{\Sigma}_c|$  = Determinante da estimativa da matriz de covariância comum das classes  $w_j$ 's.

A fim de se obter uma estimativa não tendenciosa dos erros de classificação, foi utilizada 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 foram utilizadas para desenvolver a função discriminante que é então utilizada para classificar a amostra deixada de fora. Esse procedimento é repetido para cada uma das  $n$  observações de treinamento.

O resultado da classificação para os diferentes vetores características, funções discriminantes e épocas foram avaliados elaborando-se a matriz de erros e o coeficiente Kappa.

Segundo Congalton (1991), a matriz de erros é um arranjo quadrado em linhas e colunas e que expressa o número de amostras atribuídas às diferentes classes. As colunas usualmente representam os dados de referência enquanto as linhas indicam os resultados da classificação.

Rosenfield e Fitzpatrick-Lins (1986), citam Cohen (1960), que desenvolveu um coeficiente de concordância (denominado Kappa) para escalas nominais. O coeficiente Kappa leva em consideração toda a matriz de erros, incluindo os erros de classificação de omissão e comissão, e indica o quanto o acerto do classificador é melhor que o acerto por acaso. A Equação 11 foi utilizada para estimativa do coeficiente Kappa (HUDSON; RAMM, 1987).

$$\hat{K} = \frac{n \sum_{i=1}^c x_{ii} - \sum_{i=1}^c x_{i\oplus} x_{\oplus i}}{n^2 - \sum_{i=1}^c x_{i\oplus} x_{\oplus i}} \quad (11)$$

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  $i$ ;
- $x_{\oplus i}$  = Total da coluna  $i$ ;
- $n$  = Número total de amostras; e
- $c$  = Número total de classes.

O coeficiente Kappa é igual a zero quando o acerto obtido pelo classificador é igual ao acerto por acaso. Valores positivos de Kappa ocorrem quando o acerto é maior que por acaso e negativos quando o acerto é pior do

que uma classificação ao acaso. O maior valor de Kappa (+1,00) ocorre quando existe uma classificação perfeita (Cohen,1960 citado por ROSENFELD; FITZPATRICK-LINS, 1986).

O melhor classificador, em cada época de aquisição de imagens, foi determinado por meio do maior valor da estimativa do coeficiente Kappa, testado pelo teste Z com nível de significância de 5%.

Para auxiliar na análise dos classificadores em cada época, os valores da estimativa do coeficiente Kappa significativos foram comparados aos limiares estabelecidos por Landis e Koch (1977). De acordo com os autores, a qualidade da classificação pode ser considerada ruim quando o valor da estimativa do coeficiente Kappa está entre 0,00 e 0,19, razoável entre 0,20 e 0,39, boa entre 0,40 e 0,59, muito boa entre 0,60 e 0,79 e excelente quando o valor é maior ou igual a 0,80.

A melhor época para aquisição de imagens foi determinada comparando-se a estimativa do coeficiente Kappa do melhor classificador e por meio do teste Z ao nível de 5% de probabilidade, utilizando a Equação 12 (CONGALTON; MEAD, 1983).

$$Z = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_2}{\sqrt{\text{var}(\hat{K}_1) + \text{var}(\hat{K}_2)}} \quad (12)$$

em que,

Z = Valor de Z calculado;

$\hat{K}_1$  = Estimativa do coeficiente Kappa do classificador numa época, dita 1;

$\hat{K}_2$  = Estimativa do coeficiente Kappa do classificador numa época dita 2;

$\text{var}(\hat{K}_1)$  = Variância da estimativa do coeficiente Kappa do classificador numa época, dita 1; e

$\text{var}(\hat{K}_2)$  = Variância da estimativa do coeficiente Kappa do classificador numa época dita 2.

A variância da estimativa do coeficiente Kappa foi estimada de acordo com a Equação 13 (Bishop et al., 1975 citados por HUDSON; RAMM, 1987).

$$\text{var}(\hat{K}) = \frac{1}{n} \left[ \frac{\theta_1(1-\theta_1)}{(1-\theta_2)^2} + \frac{2(1-\theta_1)(2\theta_1\theta_2 - \theta_3)}{(1-\theta_2)^3} + \frac{(1-\theta_1)^2(\theta_4 - 4\theta_2^2)}{(1-\theta_2)^4} \right] \quad (13)$$

Os termos  $\theta_1$ ,  $\theta_2$ ,  $\theta_3$ , e  $\theta_4$  foram determinados por meio das seguintes Equações:

$$\theta_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c x_{ii} ; \quad (14)$$

$$\theta_2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^c x_{i\oplus} x_{\oplus i}; \quad (15)$$

$$\theta_3 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^c x_{ii} (x_{i\oplus} + x_{\oplus i}); \quad (16)$$

$$\theta_4 = \frac{1}{n^3} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c x_{ij} (x_{j\oplus} + x_{\oplus j})^2. \quad (17)$$

em que,

$x_{ij}$  = Valor na linha  $i$  e coluna  $j$  da matriz de erros;

$x_{j\oplus}$  = Total da linha  $j$ ; e

$x_{\oplus j}$  = Total da coluna  $j$ ;

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1. Teste da metodologia de calibração radiométrica

Realizou-se um experimento à parte com o objetivo de estudar as variações dos valores dos níveis digitais e da reflectância, do mesmo alvo, um pavimento de concreto, em diferentes condições de iluminação, ou seja, a cada hora, entre 9 e 15 horas. Para a câmera “colorida”, o horário de 13 horas não foi utilizado, devido a problemas de sombra do equipamento no painel. Já para a câmera “NIR”, o horário de 10 horas não foi utilizado.

Cada imagem adquirida (a cada hora, entre 9 e 15 horas) foi convertida em imagem reflectância (ou calibrada) com base em cinco equações de calibração, uma para cada banda (R, G, B, NIR<sub>G</sub> e NIR<sub>B</sub>), Tabela 6.

A imagem NIR<sub>R</sub> não foi utilizada devido a problemas de saturação (valores iguais a 255). De acordo com Jensen et al. (2007), este fato deve-se as diferenças de sensibilidades dos capacitores das câmeras de pequeno formato, geralmente, os capacitores que armazenam a radiação do vermelho são mais sensíveis à radiação do infravermelho próximo quando comparado com o do verde e do azul, e deste modo, os valores de níveis digitais da imagem NIR<sub>R</sub> são proporcionalmente maiores que do NIR<sub>G</sub> e NIR<sub>B</sub>.

Tabela 6. Equações ajustadas de regressão linear simples entre os níveis digitais extraídos da imagem para cada nível de cinza do painel e os valores de reflectância, a cada hora, entre 9 e 15 horas

Horários	Equações de calibração	t	r <sup>2</sup>
9 horas	R = 0,5857 + 0,0919ND	6,10*	0,95
	G = 0,9563 + 0,0779ND	5,10*	0,93
	B = - 0,1043 + 0,0782ND	4,99*	0,93
	NIR <sub>G</sub> = 0,0305 + 0,2044ND	4,61*	0,91
	NIR <sub>B</sub> = - 3,9539 + 0,1241ND	5,17*	0,93
10 horas	R = 0,0765 + 0,0961ND	5,75*	0,94
	G = - 0,6302 + 0,0944ND	5,80*	0,94
	B = - 1,3161 + 0,0840ND	5,05*	0,93
11 horas	R = 1,4738 + 0,0820ND	8,06*	0,97
	G = 0,8240 + 0,0814ND	7,62*	0,97
	B = 0,2052 + 0,0722ND	5,82*	0,94
	NIR <sub>G</sub> = - 4,9794 + 0,2929ND	6,69*	0,96
	NIR <sub>B</sub> = - 11,4215 + 0,1828ND	6,71*	0,96
12 horas	R = - 0,4254 + 0,1028ND	6,14*	0,95
	G = - 1,2787 + 0,0993ND	6,05*	0,95
	B = - 2,0701 + 0,0874ND	5,13*	0,93
	NIR <sub>G</sub> = - 0,3800 + 0,2370ND	18,18**	0,99
	NIR <sub>B</sub> = - 3,9618 + 0,1362ND	9,29*	0,98
13 horas	NIR <sub>G</sub> = 1,5314 + 0,1838ND	12,88**	0,99
	NIR <sub>B</sub> = - 1,3987 + 0,1069ND	11,19**	0,98
14 horas	R = 0,3620 + 0,0871ND	5,00*	0,92
	G = - 0,2933 + 0,0880ND	5,21*	0,93
	B = - 0,8046 + 0,0792ND	4,62*	0,91
	NIR <sub>G</sub> = 1,6868 + 0,1893ND	28,16**	0,99
	NIR <sub>B</sub> = - 0,9103 + 0,1063ND	11,17**	0,98
15 horas	R = - 4,1960 + 0,1082ND	4,47*	0,91
	G = - 5,009 + 0,1109ND	4,75*	0,92
	B = - 5,2538 + 0,1032ND	4,42*	0,91
	NIR <sub>G</sub> = 1,5406 + 0,1817ND	29,64**	0,99
	NIR <sub>B</sub> = - 1,1480 + 0,1040ND	12,02**	0,99

ND: nível digital; R: banda do vermelho; G: banda do verde; B: banda do azul; NIR<sub>G</sub> e NIR<sub>B</sub>: imagens do infravermelho; r<sup>2</sup>: coeficiente de determinação; t: teste t de Student; \* e \*\*: significativo ao nível de 5% e 1% de probabilidade, respectivamente.

Observou-se que quando as imagens foram convertidas em imagens reflectância, apareceram valores de reflectância negativos. Estes valores negativos, considerados ruídos, ocorreram em sombras e objetos mais escuros que o padrão utilizado para calibração (Figura 13). Estes valores negativos não foram encontrados no alvo.



Figura 13. Composição falsa-cor das imagens  $NIR_R$ ,  $NIR_G$  e  $NIR_B$  da câmera “NIR” obtida às 9 horas, demonstrando a informação de um pixel mais escuro que o padrão utilizado para calibração.

Ao analisar as Figuras 14 a 18, observou-se que os valores de reflectância do mesmo alvo foram mais semelhantes (com menor variação) nos diferentes horários de aquisição das imagens que os valores de níveis digitais (sem calibração). Este resultado indica que os valores dos níveis digitais foram mais sensíveis as mudanças de condições de iluminação (ângulo zenital solar) do que os valores de reflectância, em todas as imagens  $R$ ,  $G$ ,  $B$ ,  $NIR_G$  e  $NIR_B$ , ou seja, o sistema de calibração radiométrica utilizado foi capaz de corrigir as diferenças de condição de iluminação entre as imagens.

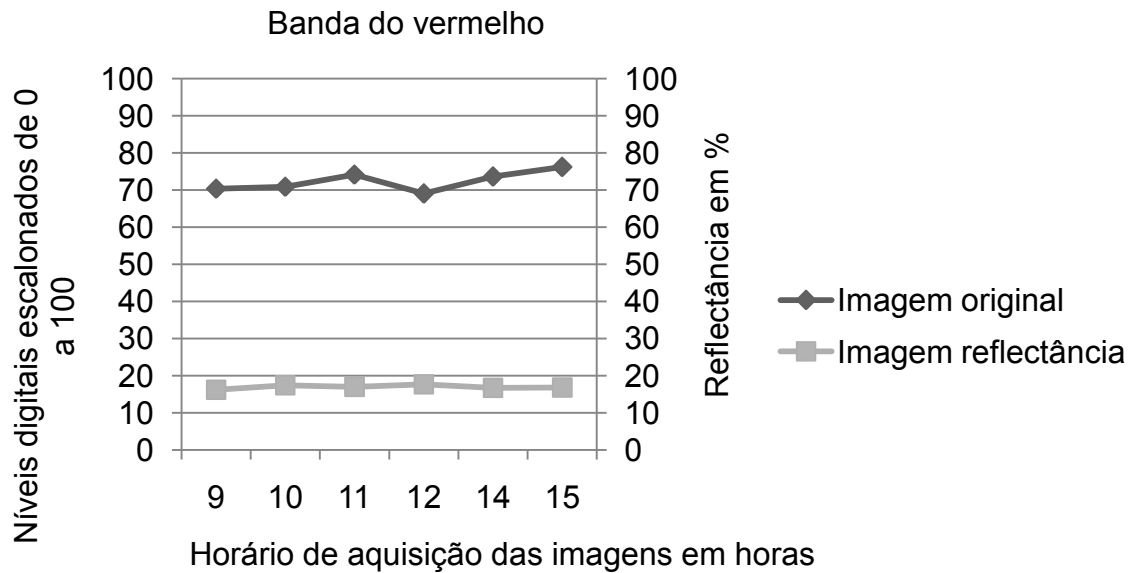


Figura 14. Gráfico dos valores dos níveis digitais e da reflectância, do mesmo alvo, em diferentes horários, para a banda do vermelho.

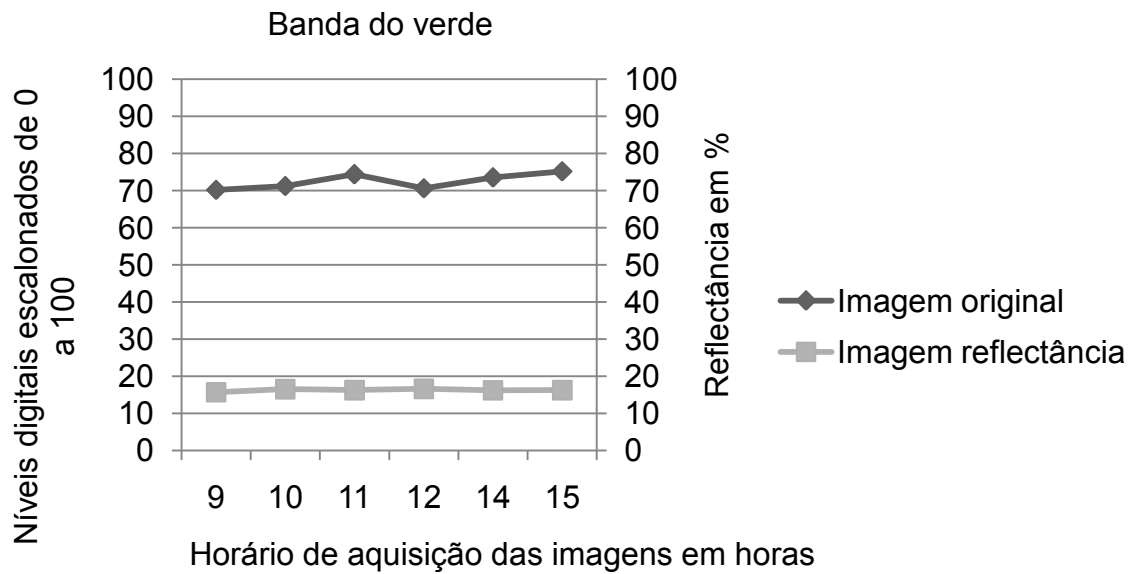


Figura 15. Gráfico dos valores dos níveis digitais e da reflectância, do mesmo alvo, em diferentes horários, para a banda do verde.

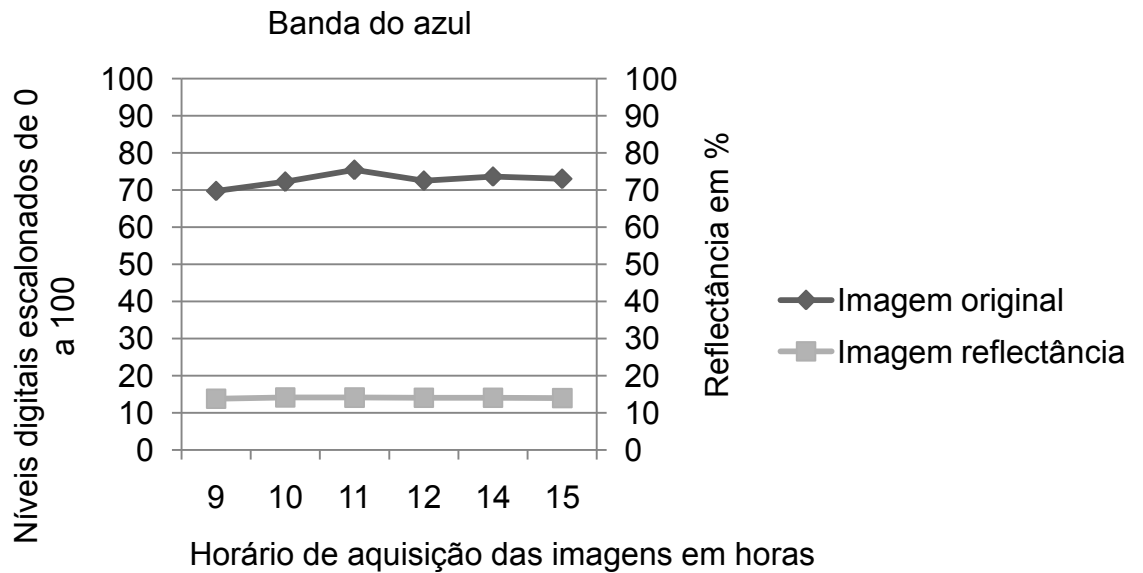


Figura 16. Gráfico dos valores dos níveis digitais e da reflectância, do mesmo alvo, em diferentes horários, para a banda do azul.

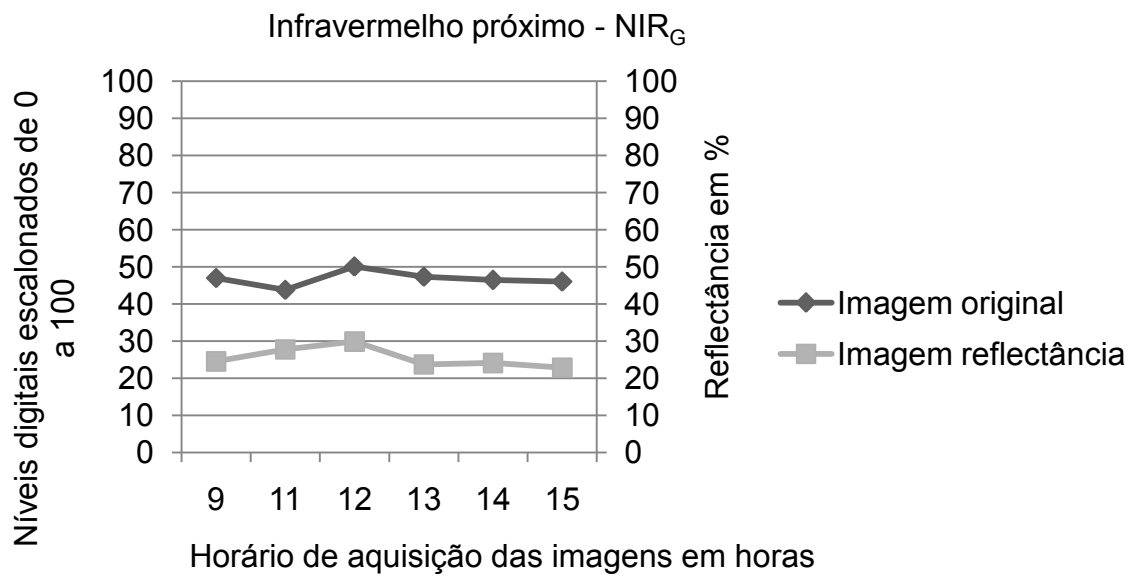


Figura 17. Gráfico dos valores dos níveis digitais e da reflectância, do mesmo alvo, em diferentes horários, para imagem infravermelho próximo (NIR<sub>G</sub>).

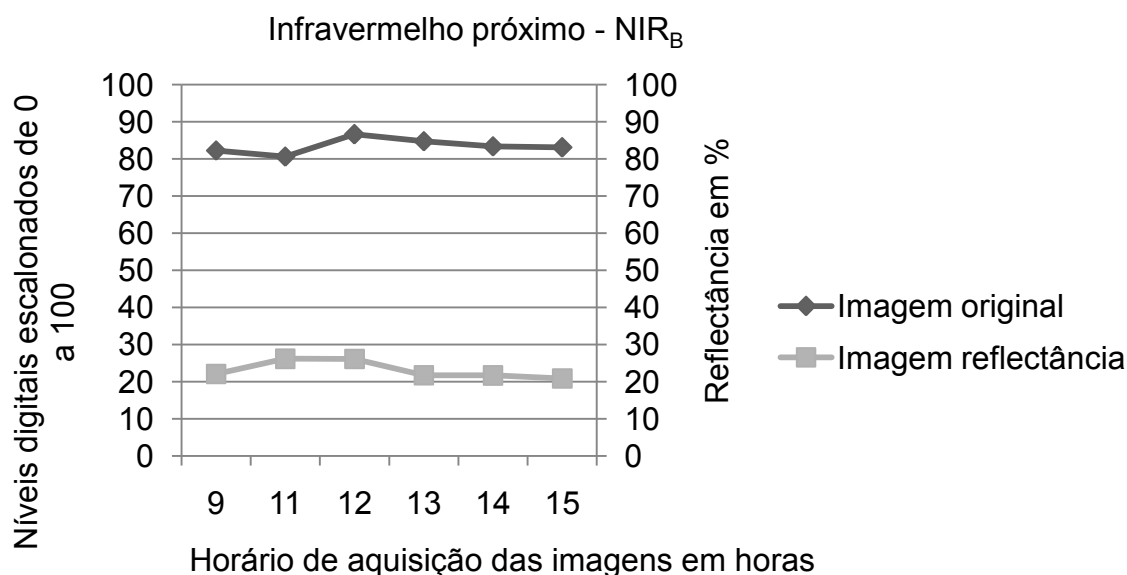


Figura 18. Gráfico dos valores dos níveis digitais e da reflectância, do mesmo alvo, em diferentes horários, para imagem infravermelho próximo (NIR<sub>B</sub>).

Quando se realizou a calibração, a banda do vermelho refletiu mais do que a do verde e a do verde mais do que o azul, apresentado um comportamento espectral próximo ao linear crescente ao longo dos comprimentos de ondas, valores médio de reflectância iguais a 14%, 16% e 17%, para as bandas do azul, do verde e do vermelho, respectivamente.

Resultados semelhantes foram encontrados por Sousa e Kux (2005), que realizaram medidas radiométricas, entre 400 e 900 nm, para estudar o comportamento espectral de alvos urbanos como telhas de amiantos, de zinco e de barro, concreto e asfalto. Os autores verificaram que, a reflectância do concreto tendeu a apresentar valor baixo perto de 450 nm, reflectância próxima a 23%, com um aumento próximo ao linear em direção aos comprimentos de ondas mais altos, reflectância próxima a 29% na banda 550 nm, reflectância próxima a 33% na banda 650 nm e reflectância próxima a 35% na região do infravermelho próximo (800 nm). Apesar de o comportamento espectral ser semelhante ao encontrado neste trabalho, observa-se que os valores de reflectância média do presente trabalho foram mais baixos. Esta diferença pode estar relacionada à quantidade dos materiais constituintes do alvo (areia, brita e cimento), à condição de conservação (idade, trincas e manutenção) e à geometria de iluminação e de visada (HEROLD; ROBERTS, 2005).

Os valores médio de reflectância para asimagens NIR<sub>Ge</sub> NIR<sub>B</sub> foram iguais a 25% e 23%, respectivamente. Os resultados encontrados se assemelham com os encontrados na literatura para o concreto,comportamento espectral próximo ao linear crescente ao longo dos comprimentos de ondas (SOUSA; KUX, 2005), ou seja, valores médio de reflectância iguais a 14%, 16%, 17% e 23% ou 25%, para as imagens do azul, do verde, do vermelho e do infravermelho próximo, respectivamente.

#### 4.2. Relação entre os índices de vegetação e o índice de área foliar do feijoeiro

Na Figura 19 são apresentados os gráficos de caixa dos valores de índice de área foliar para as diferentes épocas. Observa-se que os valores médios de índice de área foliar aumentaram até os 68 DAE. Resultados semelhantes foram encontrados por Pavani et al. (2009), em que os valores de índice de área foliar aumentaram até o período de enchimento de legumes, ou seja, os valores máximos de índice de área foliar variaram entre 3,5 a 4,4 e ocorreram entre 66 e 69 DAE.

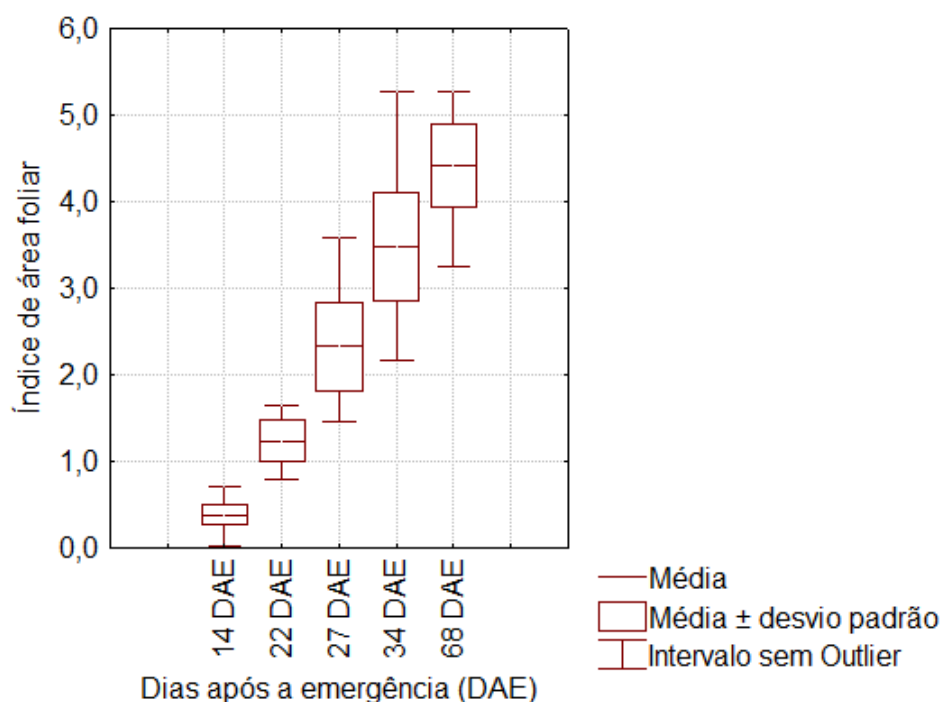


Figura 19. Gráficos de caixa dos valores de índice de área foliar para diferentes estádios de desenvolvimento do feijoeiro.

Na Tabela 7 são apresentados os resultados das análises de regressão dos índices de vegetação em função do índice de área foliar dos índices de vegetação em função do logarítmico do índice de área foliar. Os modelos de regressão dos índices de vegetação em função do logarítmico do índice de área foliar foram os que tenderam a apresentar os melhores ajustes para explicar a relação em estudo, ou seja, maiores valores para o teste F da regressão e maiores valores dos coeficientes de determinação.

Com o objetivo de avaliar a relação entre os índices de vegetação RVI, NDVI, EVI, OSAVI, MTVI2, MCARI2, WDRVI e  $dR/dL$  e o índice de área foliar na cultura do algodão sob quatro doses de N (0, 56, 112 e 168 kg ha<sup>-1</sup>) e em diferentes estádios, Zhao et al. (2007) conduziram dois experimentos em 2001 e 2002. As relações entre os índices de vegetação com o índice de área foliar tenderam a ter comportamento logarítmico. Segundo os autores o uso de valores logarítmicos de índice de área foliar pode melhorar a interpretação da relação entre os índices de vegetação e o índice de área foliar.

Tabela 7. Resultados da análise de regressão dos índices de vegetação em função do índice de área foliar considerando todos os estádios de desenvolvimento

Imagens	IV	Regressão IV x IAF		Regressão IV x LOG(IAF)	
		Teste F	r <sup>2</sup>	Teste F	r <sup>2</sup>
Original	NDVI	771,7603**	0,7473	1327,363**	0,8357
	GNDVI	297,7958**	0,5329	452,0474**	0,6340
	RS	917,9324**	0,7786	935,3684**	0,7818
	MCARI1	949,7335**	0,7844	1945,346**	0,8817
Original segmentada	NDVI	227,8591**	0,4661	256,1317**	0,4953
	GNDVI	108,9093**	0,2944	104,9782**	0,2868
	RS	179,4664**	0,4084	138,0876**	0,3469
	MCARI1	908,5227**	0,7768	900,7964**	0,7753
Reflectância	NDVI	997,0312**	0,7925	1538,513**	0,8550
	GNDVI	531,8513**	0,6717	819,2006**	0,7591
	RS	451,8214**	0,6338	304,3905**	0,5384
	MCARI1	930,3997**	0,7809	1014,346**	0,7953
Reflectância segmentada	NDVI	460,8128**	0,6384	558,7228**	0,6816
	GNDVI	462,0680**	0,6390	453,4764**	0,6347
	RS	244,5170**	0,4837	160,4281**	0,3807
	MCARI1	390,8931**	0,5996	607,5398**	0,6995

IV: índices de vegetação; IAF: índice de área foliar; LOG(IAF): logarítmico do índice de área foliar; \*\*: significativo ao nível de 1% de probabilidade pelo teste F; r<sup>2</sup>: coeficiente de determinação; RS: Índice de vegetação razão simples; NDVI: Índice de vegetação diferença normalizada; GNDVI: Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde; MCARI1: Índice de absorção de clorofila modificado.

Dentre os índices de vegetação analisados, os índices NDVI e MCARI1 foram os que tenderam apresentar os melhores ajustes para explicar a relação em estudo, ou seja, maiores valores para o teste F da regressão e para o coeficiente de determinação. Os índices de vegetação derivados de imagens segmentadas foram os que apresentaram menores valores para o teste F da regressão e para o coeficiente de determinação. Esse resultado mostra que o solo de fundo influencia na determinação do índice de área foliar. O solo funciona como referência na imagem do quanto este sendo coberto pelas plantas.

Nas Figuras 20 a 24 são apresentados os modelos de regressão dos índices de vegetação em função do índice de área foliar e dos índices de vegetação em função do logarítmico do índice de área foliar, em imagem original, original segmentada, reflectância e reflectância segmentada. Notou-se que os valores dos índices de vegetação aumentaram mais rapidamente para menores valores de índice de área foliar (valores menores que três), mas tenderam a se estabilizarem para maiores valores desse índice.

Estes resultados corroboraram com Gleriani (1994), que estudou a relação entre os índices de vegetação NDVI, PVI (índice perpendicular de vegetação) e SAVI, em um experimento com feijão, em três solos distintos. O NDVI foi aquele que apresentou o melhor coeficiente de determinação ( $r^2 = 0,99$ ) em relação ao índice de área foliar, embora apresentasse tendência de saturação para valores de índice de área foliar maiores do que três.

Além disso, os valores dos índices de vegetação em função do índice de área foliar no início (valores de índice de área foliar menores que 1,00) variaram muito em torno da linha de tendência. Esse resultado mostra que o solo de fundo influencia na determinação do índice de área foliar, mesmo quando se realizou a segmentação, pois tinha muito solo. Entretanto, a determinação do índice de área foliar no início interessa em termos agronômicos, provavelmente se colocar um limiar melhoraria o ajuste para explicar a relação em estudo.

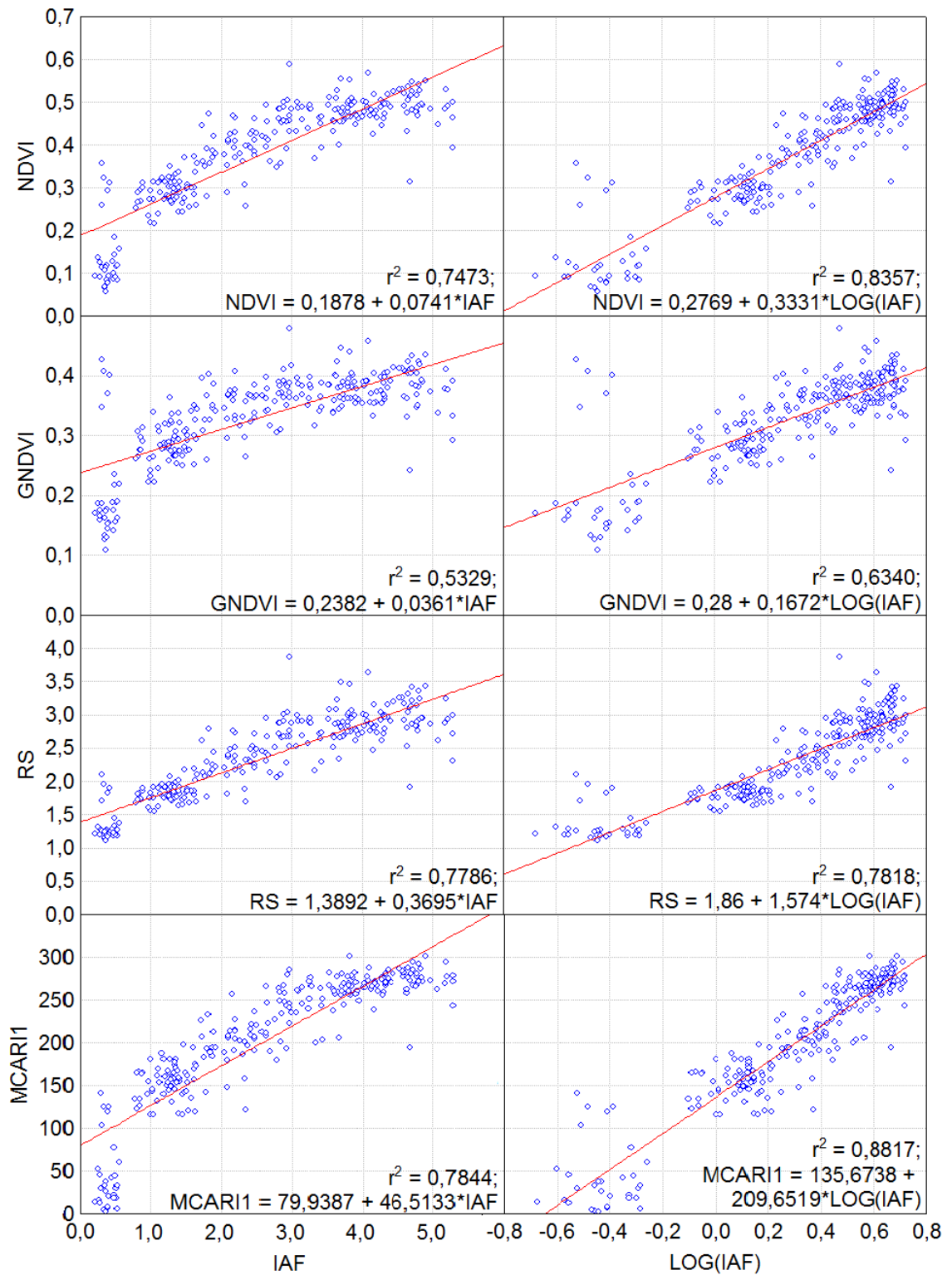


Figura 20. Modelos de regressão dos índices de vegetação em função do índice de área foliar e dos índices de vegetação em função do logarítmico do índice de área foliar, em imagem original.

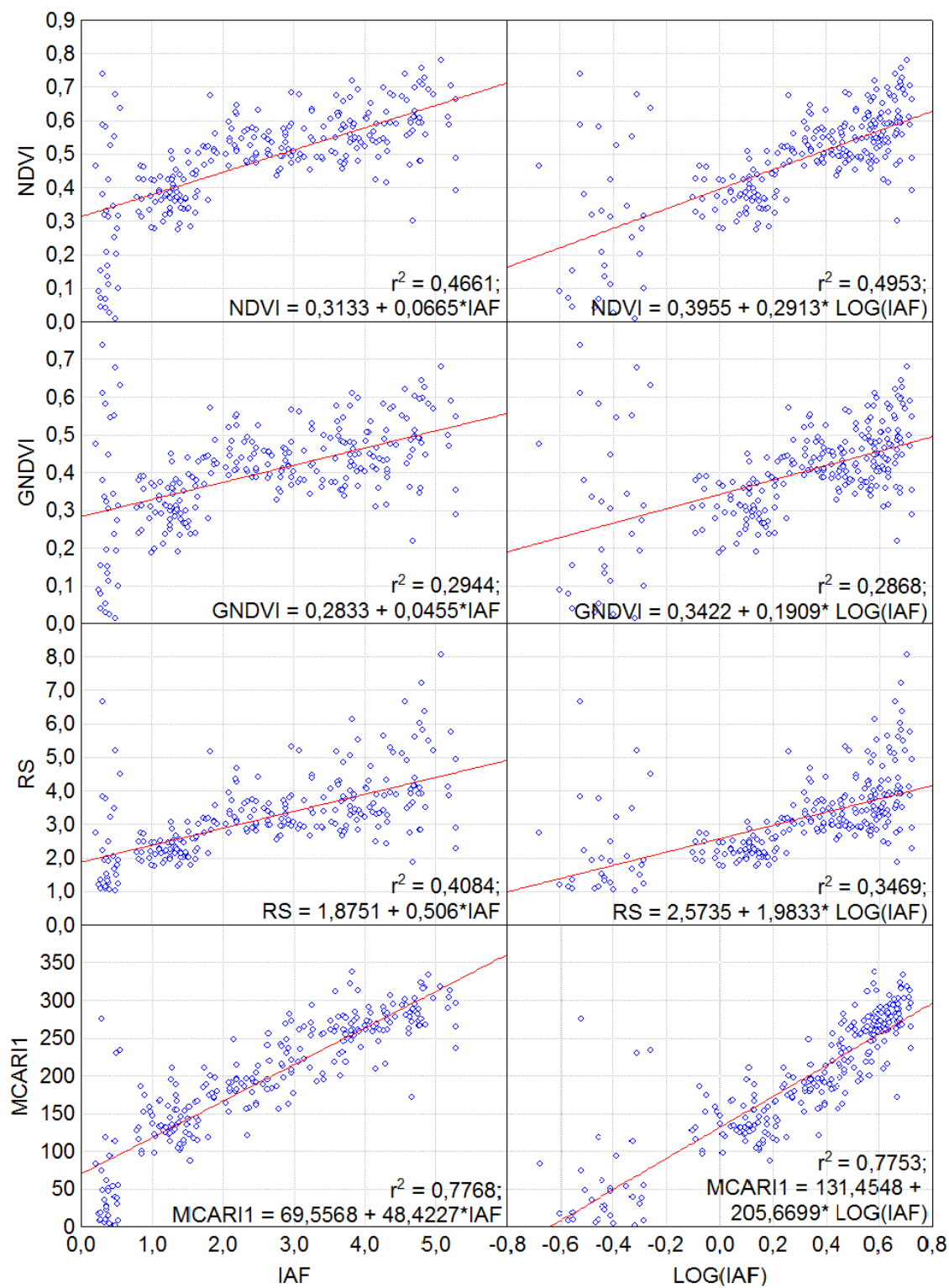


Figura 21. Modelos de regressão dos índices de vegetação em função do índice de área foliar e dos índices de vegetação em função do logarítmico do índice de área foliar, em imagem segmentada.



Figura 22. Modelos de regressão dos índices de vegetação em função do índice de área foliar e dos índices de vegetação em função do logarítmico do índice de área foliar, em imagem reflectância.

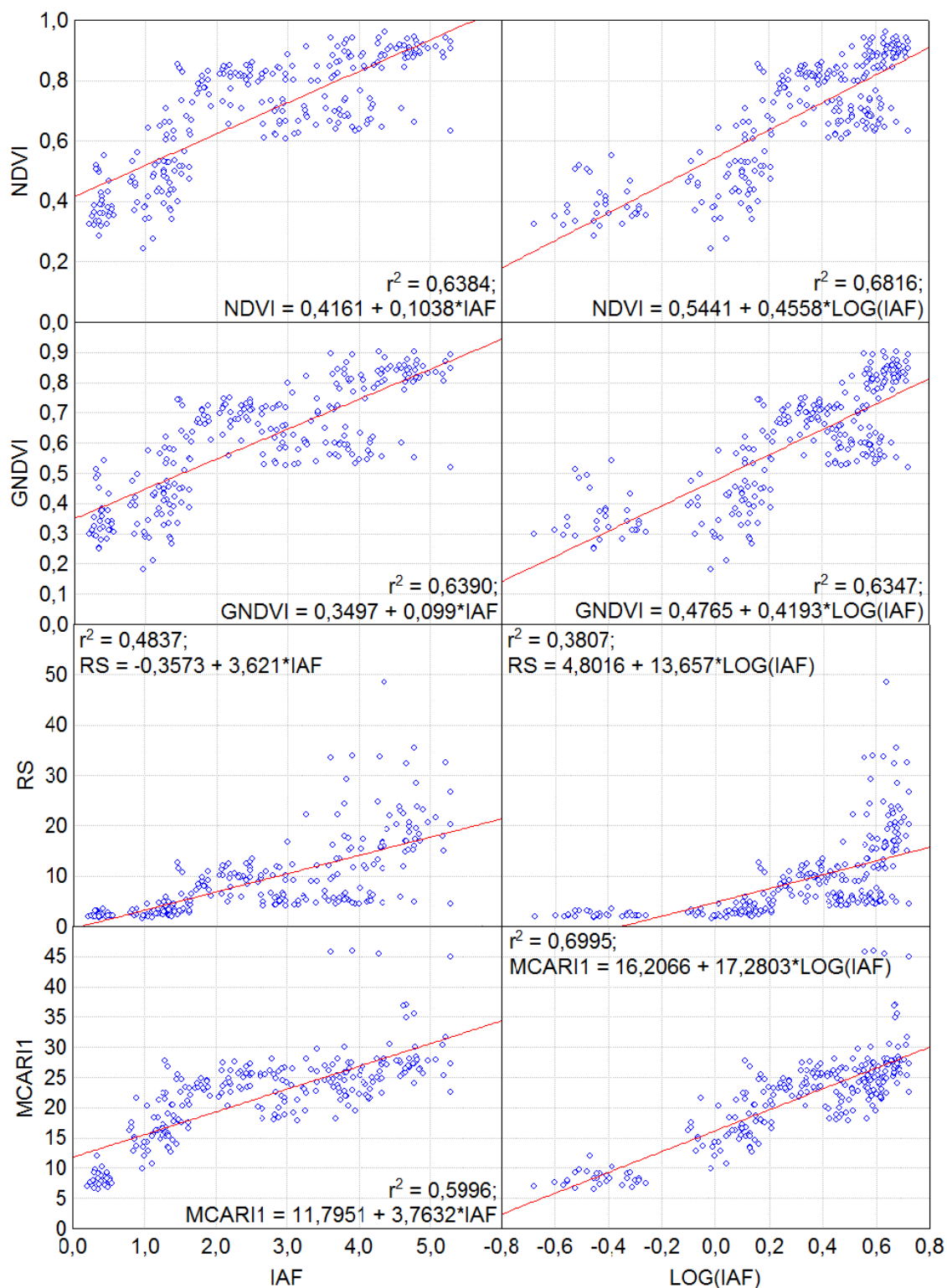


Figura 23. Modelos de regressão dos índices de vegetação em função do índice de área foliar e dos índices de vegetação em função do logarítmico do índice de área foliar, em imagem reflectância segmentada.

### 4.3. Discriminação das classes de teor de N foliar do feijoeiro

Osteores de N foliar observados aos 13 e 41 DAE apresentaram distribuição normal, pelo teste de Kolmogorov-Smirnov, ao nível de 5% de probabilidade (Figuras 25 e 26).

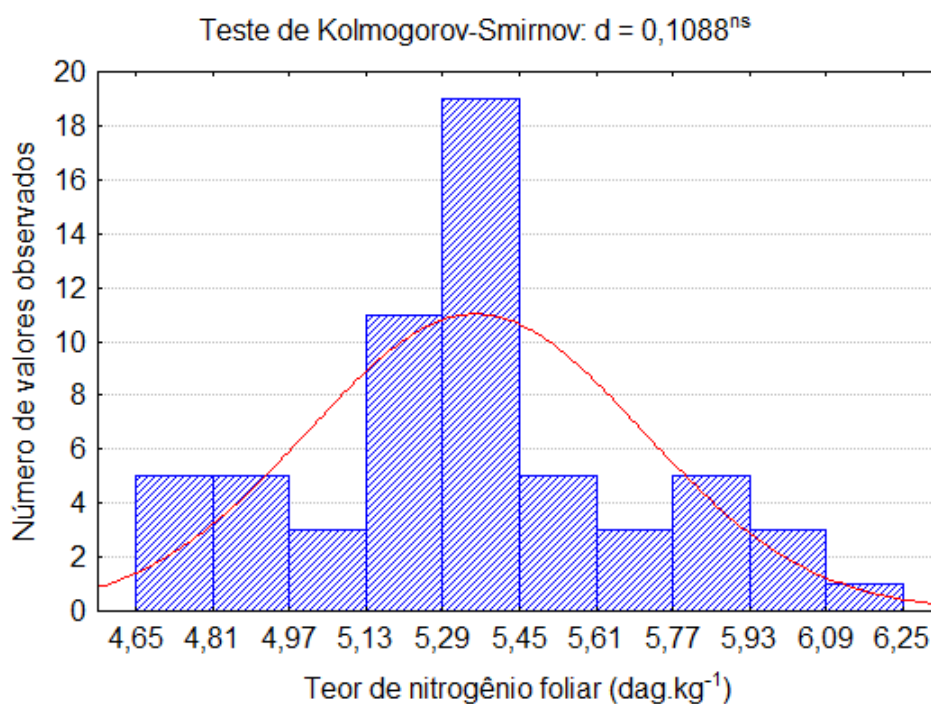


Figura 25. Histograma do teor de nitrogênio foliar aos 13 DAE.

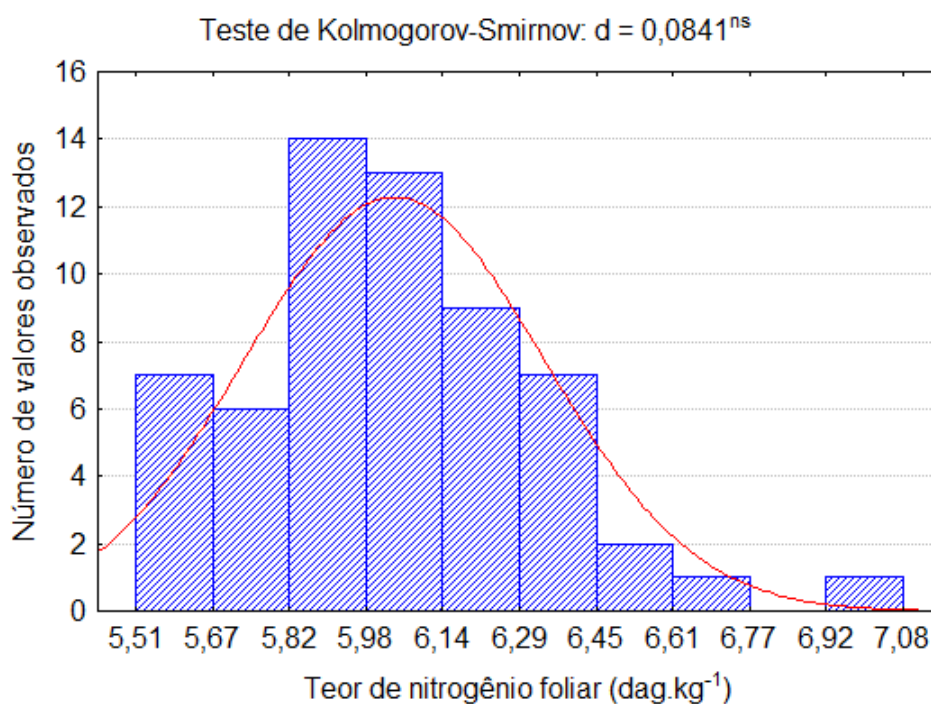


Figura 26. Histograma do teor de nitrogênio foliar aos 41 DAE.

Por meio dos histogramas, notou-se que existe um aumento dos teores de N foliar entre os 13 DAE e os 41 DAE. Aos 13 DAE, as amostras provenientes das 60 parcelas apresentaram valor médio de teor de N foliar de 5,35 dag kg<sup>-1</sup>, e desvio padrão de 0,35dag kg<sup>-1</sup>. Aos 41 DAE, valor médio de 6,04 dag kg<sup>-1</sup> e desvio padrão de 0,31dag kg<sup>-1</sup>. Este aumento pode estar relacionado ao efeito da adubação nitrogenada realizada em cobertura, a resquícios de cultivos anteriores e também à presença, observada em campo, de nódulos nas raízes do feijoeiro, formados pelas bactérias do gênero *Rhizobium*, que obtém por fixação biológica o N.

De acordo com Martinez et al. (1999), definido o teor de um nutriente, em determinada parte da planta, pode-se determinar um nível crítico, que é acompanhado com 90% da produtividade ou crescimento máximos. O nível crítico de teor de N foliar preestabelecido para a cultura do feijão está entre 3,0 e 3,5 dag kg<sup>-1</sup>. Todas as parcelas apresentaram teores foliares de N acima do nível crítico, indicando que o feijoeiro estava bem nutrido. Acredita-se que os altos teores de N nas folhas das plantas podem estar relacionados a resquícios de cultivos anteriores e também à presença, observada em campo, de nódulos nas raízes do feijoeiro, formados pelas bactérias do gênero *Rhizobium*, capazes de realizar a fixação biológica de N.

Os dendrogramas relativos à análise de agrupamento dos teores de nitrogênio foliar do feijoeiro para as épocas 13 DAE e 41 DAE estão representados nas Figuras 27 e 28, respectivamente. As 60 parcelas para as duas épocas foram agrupadas em três classes de teor de N foliar com base no ponto do dendrograma onde o valor da distância euclidiana deu o maior salto.

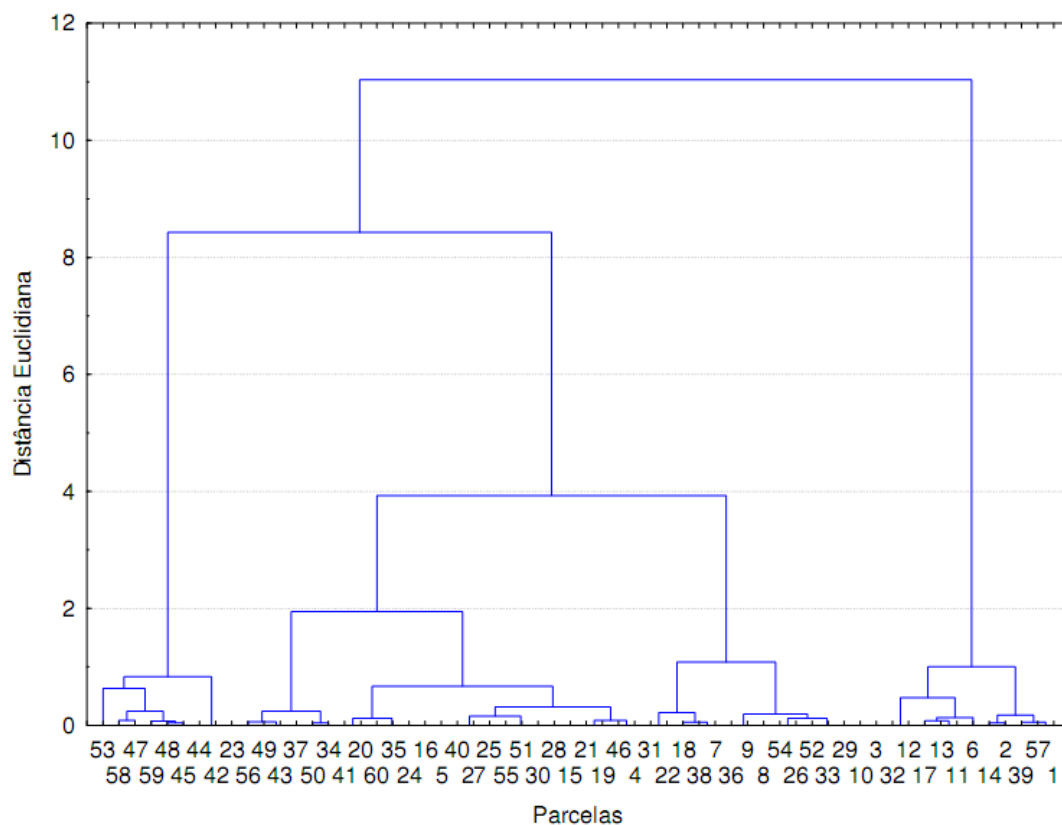


Figura 27. Dendrograma relativo à análise de agrupamento dos valores de teor de nitrogênio foliar do feijoeiro aos 13 DAE.

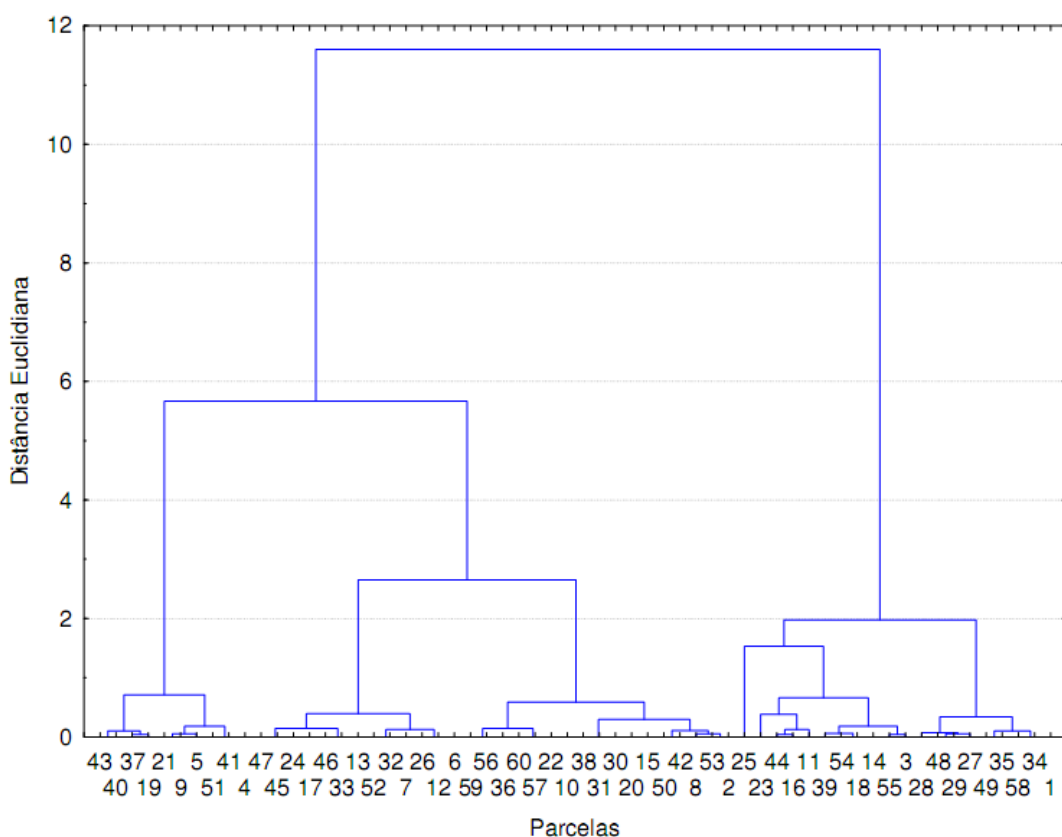


Figura 28. Dendrograma relativo à análise de agrupamento dos valores de teor de nitrogênio foliar do feijoeiro aos 41 DAE.

Para as duas épocas e para cada uma das três classes, foram determinados o valormédio e o desvio padrão (Tabela 8). Em geral, os valores médios das classes obtidas aos 41 DAE tenderam a serem maiores que aos 13 DAE. Das 13 parcelas agrupadas na Classe 1 aos 13 DAE, nove parcelas continuaram na Classe 1 aos 41 DAE e quatro parcelas foram para a Classe 3 aos 41 DAE. Este aumento pode estar relacionado ao efeito da adubação nitrogenada realizada em cobertura, a resquícios de cultivos anteriores e também à presença, observada em campo, de nódulos nas raízes do feijoeiro, formados pelas bactérias do gênero *Rhizobium*, que obtém por fixação biológica o N. Das 34 parcelas agrupadas na Classe 2 aos 13 DAE, 32 parcelas continuaram na Classe 2 aos 41 DAE, entretanto duas parcelas foram para a Classe 1 aos 41 DAE (classe menor). Estas duas parcelas correspondem aos tratamentos T1 (sem adubação de N na sementeira e em cobertura) e T8 (20 kg de N ha<sup>-1</sup> na sementeira e 60 kg de N ha<sup>-1</sup> em cobertura), conforme Tabela 3. Apesar de terem sido agrupadas numa classe menor, os valores de teor de N foliar permaneceram próximos para as duas épocas, ou seja, T1 valores iguais a 5,45 dag kg<sup>-1</sup> aos 13 DAE e 5,54 dag kg<sup>-1</sup> aos 41 DAE e T8 valores iguais a 5,36 dag kg<sup>-1</sup> aos 13 DAE e 5,60 dag kg<sup>-1</sup> aos 41 DAE. Das 13 parcelas agrupadas na Classe 3 aos 13 DAE, todas as parcelas continuaram na Classe 3 aos 41 DAE.

Tabela 8. Valor médio e o desvio padrão para cada classe de teor de nitrogênio foliar e para cada época

	Classe 1	Classe 2	Classe 3
Época		13 DAE (dagkg <sup>-1</sup> )	
média ± desvio padrão	4,87± 0,14	5,35± 0,11	5,84± 0,19
(número de parcelas)	(13)	(34)	(13)
Época		41 DAE (dagkg <sup>-1</sup> )	
média ± desvio padrão	5,61± 0,09 (11)	5,98± 0,11 (32)	6,41± 0,21 (17)
(número de parcelas)			

Aos 13 DAE, foram calculados índices de vegetação para 48 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental, faltando assim 12 parcelas. Das 48 parcelas cobertas, nove parcelas pertencem à Classe 1, 31 parcelas pertencem à Classe 2 e oito parcelas pertencem à Classe 3.

Observou-se que os valores de níveis digitais das imagens NIR<sub>G</sub> e NIR<sub>B</sub>, foram próximos ou menores que os valores das bandas R, G e B obtidas com a câmera “colorida”. Por esta razão, para os cálculos dos índices de vegetação foi utilizada somente a imagem NIR<sub>R</sub> da câmera “NIR”, evitando assim valores negativos dos índices.

Dos 96 classificadores testados, três apresentaram coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade (Tabela 9). O coeficiente Kappa diferente de zero indica que o acerto obtido pelo classificador é maior do que o obtido por acaso. Estes três classificadores não foram estatisticamente diferentes entre si ao nível de significância de 1%.

Tabela 9. Classificadores selecionados para discriminar o teor de nitrogênio foliar aos 13 DAE com base na estimativa do coeficiente Kappa

Imagens segmentadas	Combinações	Kappa
Reflectância	MCARI1 e GNDVI	0,3119**a
	RS e MCARI1	0,2997**a
	NDVI e MCARI1	0,2582*a

\*\* e \*: significativo ao nível de 1% e 5% de probabilidade, respectivamente, pelo teste Z; Os coeficientes kappa seguidos de uma mesma letra não diferiram pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade; RS: Índice de vegetação razão simples; NDVI: Índice de vegetação diferença normalizada; GNDVI: Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde; MCARI1: Índice de absorção de clorofila modificado.

De acordo com os limiares de Landis e Koch (1977), a qualidade das classificações foi considerada razoável (quando o valor da estimativa do coeficiente Kappa está entre 0,20 e 0,39).

O resultado das classificações não satisfatório (classificações Razoáveis) é devido ao estágio de desenvolvimento do feijoeiro. Segundo Brito et al. (2009), o aumento de absorção de N nos estádios iniciais é lento, sendo, portanto, pouco armazenado e translocado. Isto indica que apesar das unidades experimentais terem sido submetidas a diferentes doses de N, estas diferenças tiveram pouco efeito no teor de N observado nas folhas. O resultado também pode estar relacionado aos índices serem mais aptos a discriminar teores de N foliar onde está deficiente, fato não observado em campo (todas as parcelas apresentaram teor de N foliar aos 13 DAE acima do nível crítico, entre 3,0 e 3,5 dag kg<sup>-1</sup>). Como exemplo, o classificador que utilizou a combinação MCARI1 e GNDVI em imagens segmentadas de reflectância, foi apto a

discriminar com exatidão de 66,67% para a Classe 1, de 54,84% para a Classe 2 e de 50,00% para a Classe 3(Tabela 10).

Tabela 10. Matriz de erros elaborada com validação cruzada do classificador desenvolvido com os índices combinados MCARI1 e GNDVI aos 13 DAE

Classes	1	2	3	Total
1	6 (66,67%)	2 (22,22%)	1 (11,11%)	9 (100%)
2	8 (25,81%)	17 (54,84%)	6 (19,35%)	31(100%)
3	4 (50,00%)	0 (0,00%)	4 (50,00%)	8 (100%)
Total	18	19	11	48
Exatidão Total em %	56,25%			

Resultados semelhantes foram encontrados por Jensen et al. (2007) que utilizaram funções discriminantes com base em bandas do visível e do infravermelho próximo para discriminar doses de N no trigo. Segundo os autores, estes dados são melhores para discriminar N onde estes estão deficientes, tratamentos 0 e 40 kg ha<sup>-1</sup> com 91% de exatidão, do que em excesso, tratamentos 80 kg ha<sup>-1</sup> com 68% de exatidão e 120 kg ha<sup>-1</sup> com 58%.

Observou-se a importância do efeito combinado de mais de um índice de vegetação para discriminação das classes de teor de N foliar, já que os três classificadores selecionados utilizaram como entrada um vetor de característica com dois índices, um índice relacionado com a estrutura do dossel, índices que utilizam bandas do vermelho e do infravermelho próximo (RS e NDVI), e outro relacionado com a deficiência de clorofila, índices que utilizam a banda do verde (MCARI1 e GNDVI).

Diversos autores testaram combinações de índices, porém em forma de razão, por exemplo, MCARI/OSAVI, TCARI/OSAVI e MCARI/MTVI2, e relataram que estas combinações foram mais sensíveis as variações dos teores de N e clorofila foliares do que utilizando os índices individualmente, pois estes índices combinados são capazes de minimizar o efeito do índice de área foliar e do solo e maximizar os teores de N e clorofila foliares (EITEL et al., 2008; EITEL et al., 2009; VINCINI; FRAZZI, 2011).

ABRAHÃO et al. (2009b) testaram classificadores com base em índices espectrais individuais e combinados para discriminar teor de N foliar no capim-tanzânia e encontramos melhores resultados para os classificadores que

utilizaram combinações de três índices, por apresentarem modelo mais simples e menor tempo computacional. Segundo os autores, estas combinações foram capazes de discriminar o teor de N foliar como função da estrutura do dossel, índices que utilizam bandas do vermelho e infravermelho (NDVI, OSAVI, SAVI e RDVI) e da deficiência de clorofila, índices que utilizam a banda do verde (MCARI1).

Os três classificadores utilizaram imagens segmentadas. Este resultado pode estar relacionado com o estágio de desenvolvimento do feijoeiro. No início de desenvolvimento, em função da baixa porcentagem de cobertura do solo pelas plantas, houve influência da reflectância do solo (Figura 29), principalmente na banda do vermelho (valores de níveis digitais mais altos que as bandas do azul e verde), e conseqüentemente nos índices de vegetação que utilizaram esta banda. Por esta razão, houve uma tendência dos três classificadores utilizarem imagens segmentadas, onde se retirou o efeito do solo.



Figura 29. Composição colorida (R, G e B) obtida com a câmera “colorida” aos 13 DAE.

Epiphaniot et al. (1996) avaliaram o desempenho de três índices de vegetação sob a influência de três fatores, solo, ângulos de visadas e ângulos de iluminação, em quatro estágios de desenvolvimento do feijoeiro. Os autores constataram que as influências dos fatores sobre as bandas individuais constituintes dos índices foram relevantes na compreensão dos efeitos sobre os índices e que os índices apresentaram diferenças mais significativas entre os fatores quando a cobertura do solo foi menor que cerca de 50%.

Como os três classificadores foram estatisticamente iguais pelo teste Z ao nível de significância de 5% e apresentaram o mesmo número de variáveis

de entrada, os três seriam recomendados para classificar teor de N foliar para esta época.

Aos 41 DAE, foram calculados índices de vegetação para 58 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental. Todos os classificadores testados apresentaram coeficiente Kappa estatisticamente igual a zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade, o que significa uma classificação igual ao acaso.

Esta avaliação tardia, em relação a época tradicional de realização da adubação de cobertura, se justificou devido aos resultados encontrados por Brito et al. (2009). Eles verificaram que a absorção de N ocorre durante todo o ciclo da cultura, mas a época de maior exigência, quando a absorção de N é máxima, ocorreu entre 58 e 68 dias após a semeadura (DAS), no início da maturação das vagens. Entretanto, os resultados desse trabalho não corroboraram com Brito et al. (2009) quando se utilizou índices de vegetação para estimar o teor de N foliar. Este resultado indica que em um estágio mais avançado, a boa nutrição de todas as parcelas fez com que a reflectância dos dosséis se iguallassem, ao contrário do que aconteceu no início (13 DAE).

Deste modo, a melhor época encontrada para se obter imagens e discriminar as classes de teor de N foliar foi aos 13 DAE, antes da época tradicionalmente utilizada para a realização da adubação em cobertura que é realizada aos 25 a 30 DAE, antes da floração (RIBEIRO et al., 1999).

#### **4.4. Discriminação das classes de teor de clorofila foliar do feijoeiro**

Os valores SPAD observados aos 13, 26, 33 e 41 DAE apresentaram distribuição normal, ao nível de 5% de significância, pelo teste de Kolmogorov-Smirnov (Figuras 30, 32, 33 e 34).

Entretanto, os valores SPAD observados aos 21 DAE não apresentaram distribuição normal, pelo teste de Kolmogorov-Smirnov, ao nível de 5% de significância (Figura 31). A distribuição apresentou assimetria negativa igual a 0,61, indicando que para essa época houve uma predominância de valores SPAD inferiores. A predominância de valores SPAD inferiores para esta época era esperada, pois as necessidades nutricionais das plantas do feijoeiro

aumentam do início do ciclo até o florescimento, e pode não ter havido tempo suficiente para que a primeira parcela de N aplicada em cobertura, aplicada aos 19 DAE, pudesse promover incremento nos valores SPAD do feijoeiro.

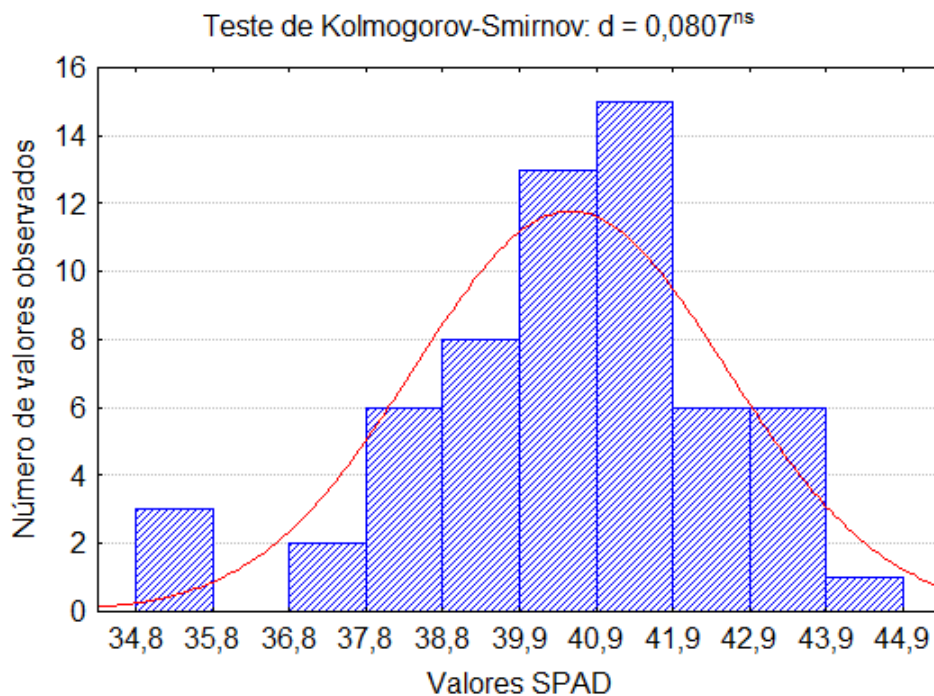


Figura 30. Histograma dos valores SPAD do feijoeiro aos 13 DAE.

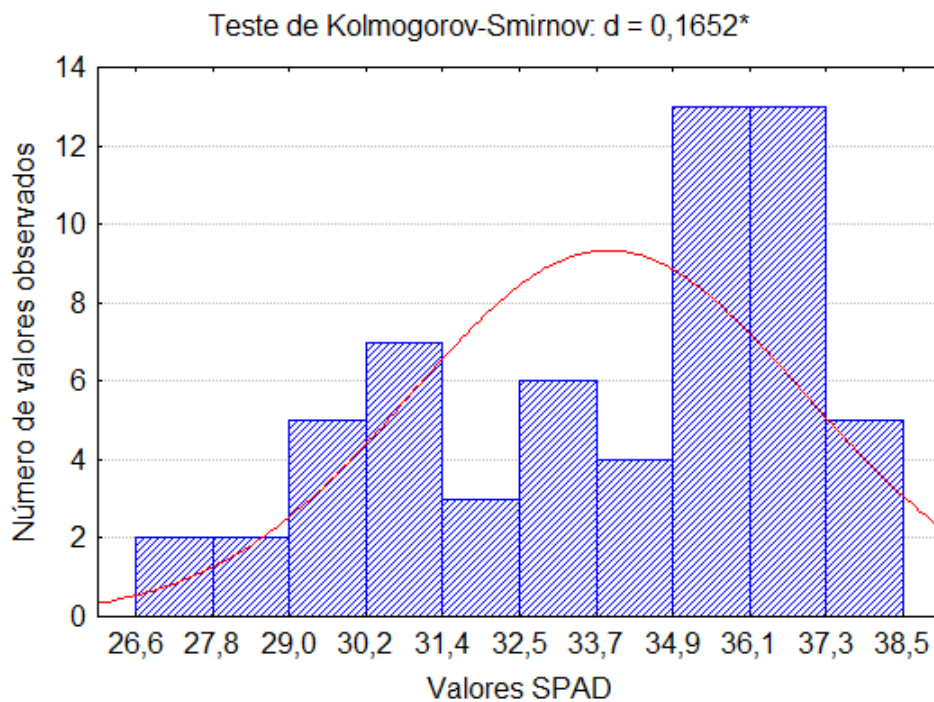


Figura 31. Histograma dos valores SPAD do feijoeiro aos 21 DAE.

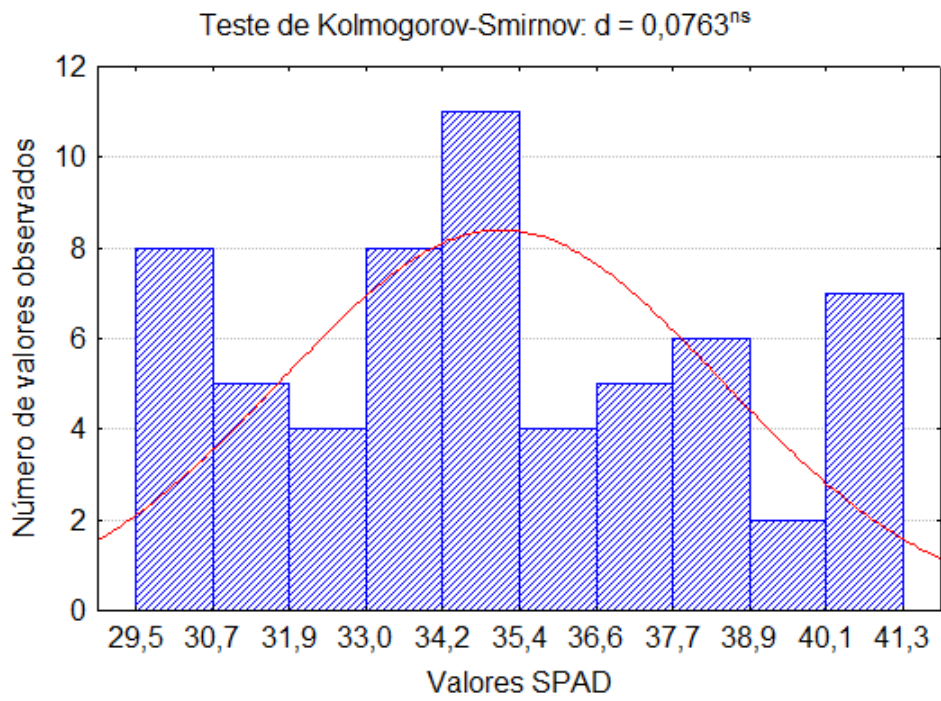


Figura 32. Histograma dos valores SPAD do feijoeiro aos 26 DAE.

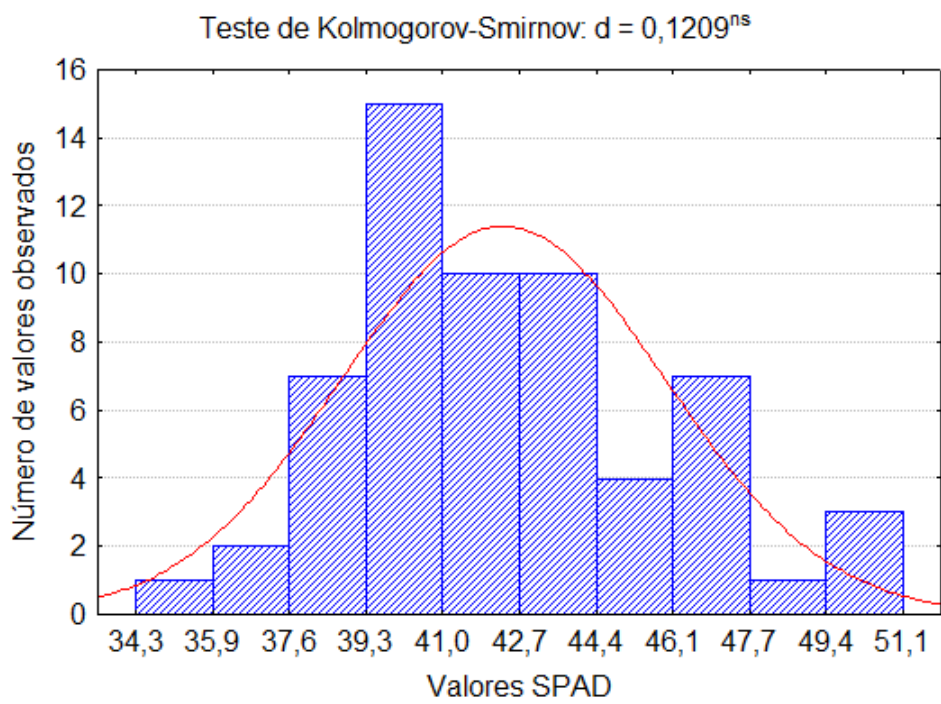


Figura 33. Histograma dos valores SPAD do feijoeiro aos 33 DAE.

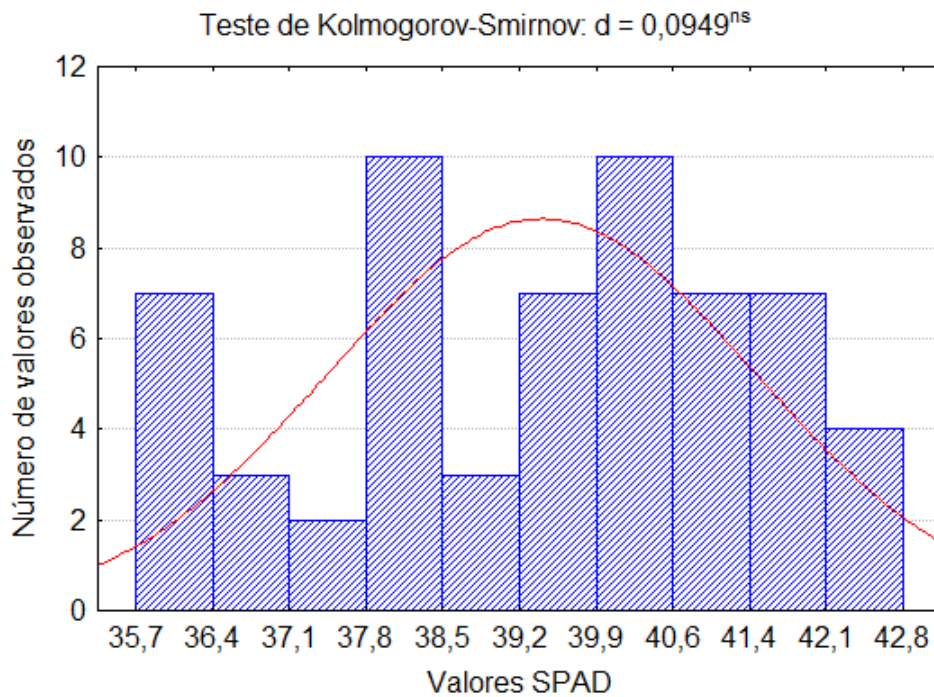


Figura 34. Histograma dos valores SPAD do feijoeiro aos 41 DAE.

Na Figura 35 são apresentados os gráficos de caixa dos valores SPAD para as diferentes épocas. O valor médio dos valores SPAD obtidos aos 21 DAE teve uma queda de 16,3% em relação aos 13 DAE, onde a adubação nitrogenada na semeadura tinha acontecido há 33 dias e a primeira parcela da adubação em cobertura há dois dias. Este fato vem comprovar o aumento de absorção de N nos estádios iniciais é lento (BRITO et al., 2009) e o tempo insuficiente do efeito da aplicação da primeira parcela de N em cobertura sobre os valores SPAD. Isto indica que apesar das unidades experimentais terem sido submetidas a diferentes doses de N, estas diferenças tiveram pouco efeito sobre os valores SPAD.

Aos 26 DAE e aos 33 DAE, os valores médios de SPAD aumentaram em relação aos 21 DAE, de 3,4% e 19,9%, respectivamente, que pode ser devido ao efeito do parcelamento da adubação nitrogenada realizada em cobertura.

Aos 41 DAE, o valor médio dos valores SPAD teve uma queda em relação aos 33 DAE de 6,8%. Nesta época, as plantas do feijoeiro se encontravam no estágio R6, e as adubações tinham acontecido há 53 dias na semeadura, há 22 dias na primeira parcela em cobertura, há 17 dias em doses únicas em cobertura e há 22 dias a segunda parcela em cobertura. O estágio de desenvolvimento R6 é caracterizado como estágio de floração, onde inicia com a abertura da primeira flor e termina com a queda da corola, expondo a

primeira viagem em início de desenvolvimento. Após esse estágio, a eficiência de fixação de nitrogênio decresce acentuadamente, exigindo uma remobilização do N dos tecidos das plantas.

Os resultados desse trabalho corroboraram com Brito et al. (2009). Segundo os autores, a absorção de N ocorre durante todo o ciclo da cultura, mas a época de maior exigência, quando a absorção de N é máxima, ocorreu entre 58 e 68 dias após a semeadura (DAS), no início da maturação das vagens.

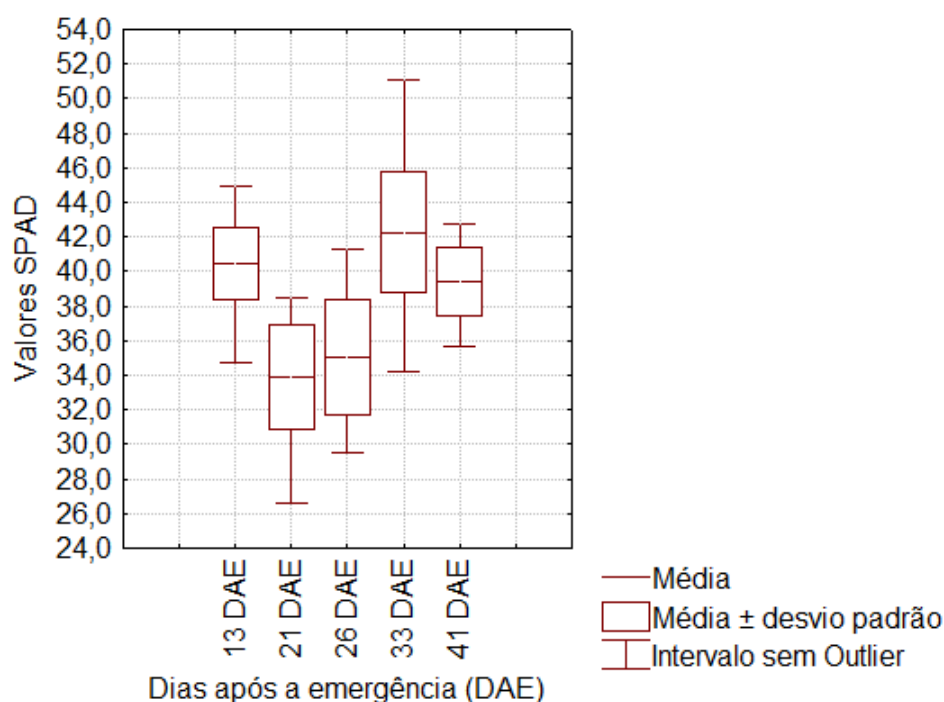


Figura 35. Gráficos de caixa dos valores SPAD para diferentes estágios de desenvolvimento do feijoeiro.

Os dendrogramas relativos à análise de agrupamento dos valores SPAD do feijoeiro para as épocas 13, 21, 26, 33 e 41 DAE estão representados nas Figuras 36, 37, 38, 39 e 40, respectivamente.

As 60 parcelas para as épocas 13, 21, 26 e 33 DAE foram agrupadas em três classes de valores SPAD. Já as 60 parcelas para 41 DAE foram agrupadas em duas classes de valores SPAD. Este número de classes foi definido com base no ponto de corte do dendrograma, ponto do dendrograma onde o valor da distância euclidiana deu o maior salto.

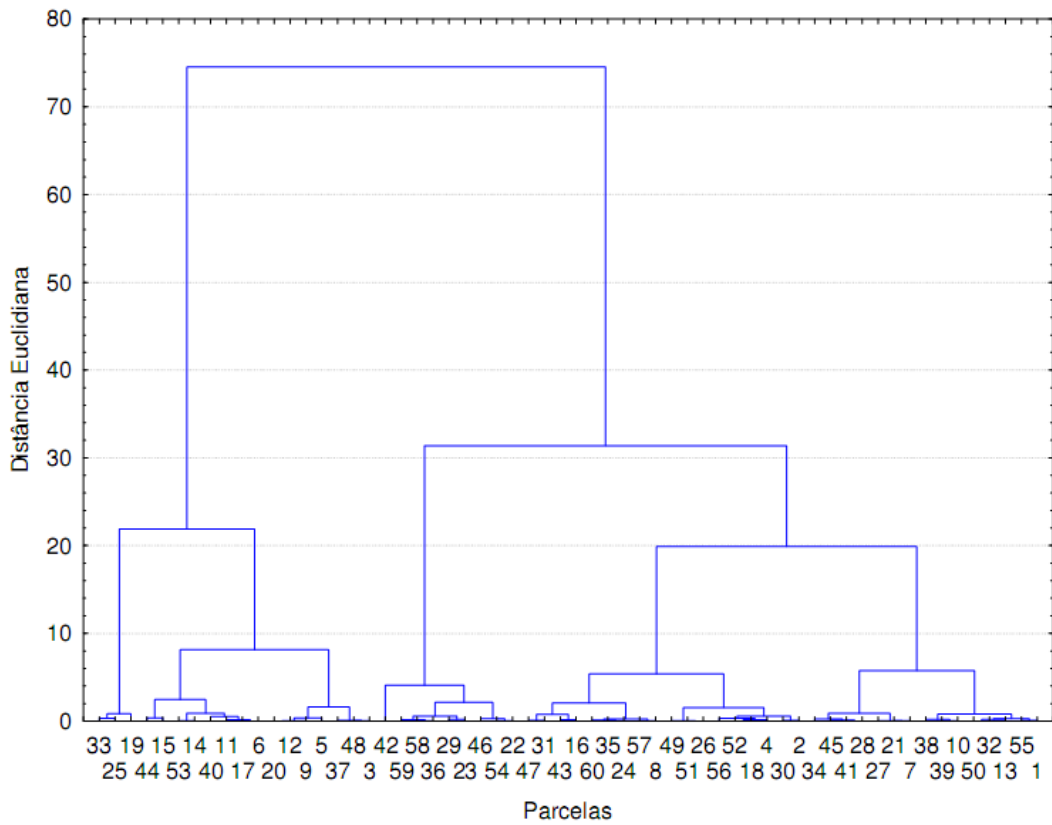


Figura 36. Dendrograma relativo à análise de agrupamento dos valores de SPAD do feijoeiro aos 13 DAE.

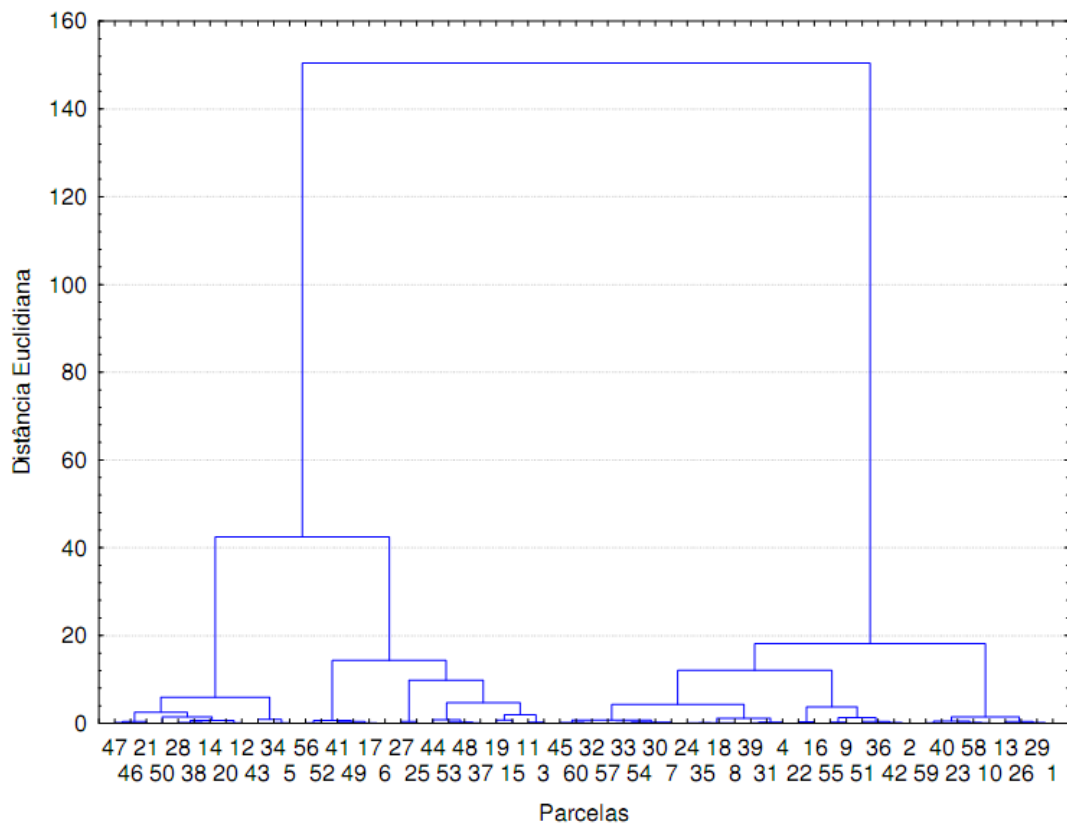


Figura 37. Dendrograma relativo à análise de agrupamento dos valores de SPAD do feijoeiro aos 21 DAE.

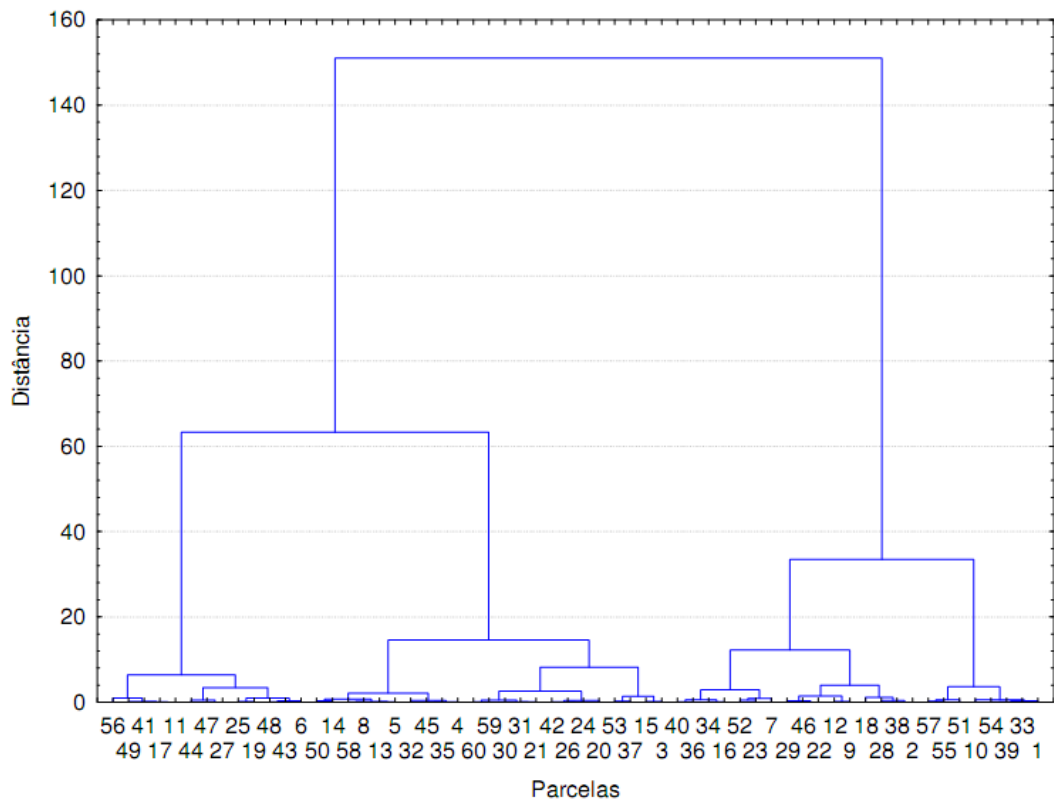


Figura 38. Dendrograma relativo à análise de agrupamento dos valores de SPAD do feijoeiro aos 26 DAE.

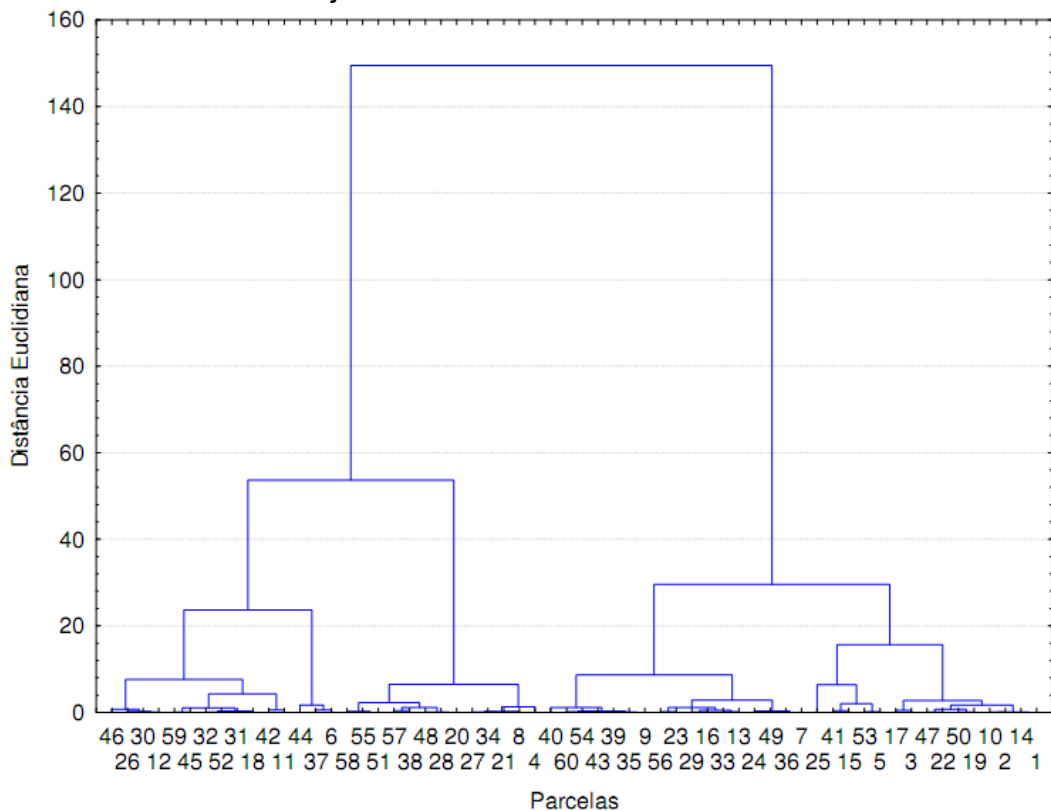


Figura 39. Dendrograma relativo à análise de agrupamento dos valores de SPAD do feijoeiro aos 33 DAE.

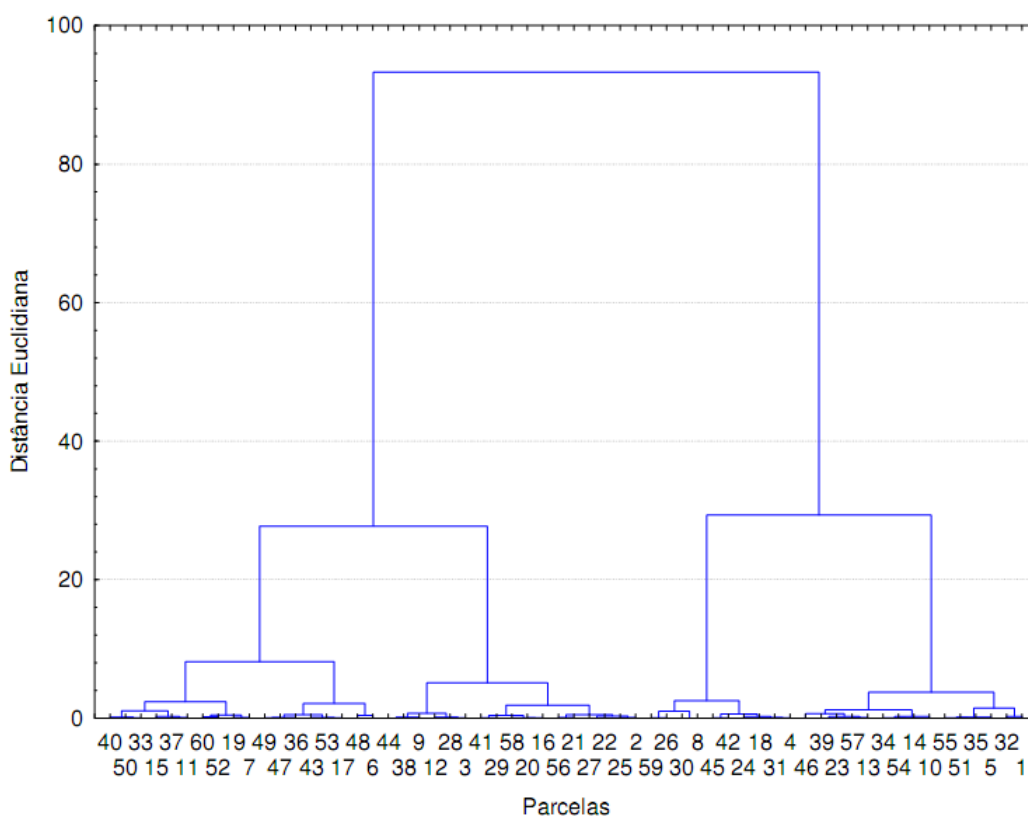


Figura 40. Dendrograma relativo à análise de agrupamento dos valores de SPAD do feijoeiro aos 41 DAE.

Foram determinados o valor médio e o desvio padrão dos valores SPAD para cada classe e para cada época (Tabela 11).

Tabela 11. Valor médio e o desvio padrão para cada classe de valores SPAD e para cada época

	Classe 1	Classe 2	Classe 3
Época		13 DAE	
média ± desvio padrão (número de parcelas)	37,30 ± 1,48 (11)	40,16 ± 0,71 (26)	42,40 ± 0,91 (23)
Época		21 DAE	
média ± desvio padrão (número de parcelas)	29,67 ± 1,45 (16)	32,99 ± 0,68 (12)	36,30 ± 0,92 (32)
Época		26 DAE	
média ± desvio padrão (número de parcelas)	30,99 ± 1,05 (17)	34,89 ± 1,06 (25)	39,17 ± 1,35 (18)
Época		33 DAE	
média ± desvio padrão (número de parcelas)	38,99 ± 1,48 (23)	42,37 ± 1,11 (22)	47,21 ± 1,91 (15)
Época		41 DAE	
média ± desvio padrão (número de parcelas)	37,43 ± 1,09 (25)	40,83 ± 0,96 (35)	---

Aos 13 DAE, foram calculados índices de vegetação para 48 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental, faltando assim 12 parcelas. Das 48 parcelas, sete parcelas pertencem à Classe 1, 20 parcelas pertencem à Classe 2 e 21 parcelas pertencem à Classe 3.

Dos 96 classificadores testados, somente um classificador, com base em quatro combinações, três imagens originais do visível (R, G e B) e uma do infravermelho próximo (NIR<sub>R</sub>), apresentou estimativa do coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade (Tabela 12), com classificação razoável.

Este resultado não razoável (número de classificadores e classificação razoável) pode estar relacionado à tecnologia empregada ser mais apto a discriminar teores de N e clorofila foliar onde este está deficiente, fato não observado em campo. Resultados semelhantes foram encontrados por Sant'Ana et al. (2010).

O resultado também pode estar relacionado com o estágio de desenvolvimento do feijoeiro, no início, apesar das unidades experimentais terem sido submetidas a diferentes doses de N na semeadura, estas diferenças tiveram pouca influência na resposta dos teores de clorofila foliar.

Tabela 12. Classificadores selecionados para discriminar o teor de clorofila foliar com base na estimativa do coeficiente Kappa aos 13 DAE

Imagem	Combinações	Kappa
Original	R, G, B e NIR <sub>R</sub>	0,2216 *

\*: significativo ao nível de 5% de probabilidade, pelo teste Z; R: banda do vermelho; G: banda do verde; B: banda do azul; NIR<sub>R</sub>: imagem do infravermelho.

Aos 21 DAE, foram calculados índices de vegetação para 59 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental, faltando uma parcela. Das 59 parcelas, 16 parcelas pertencem à Classe 1, 12 parcelas pertencem à Classe 2 e 31 parcelas pertencem à Classe 3.

Dos 96 classificadores testados, 58 apresentaram coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade (Tabela 13), indicando uma classificação melhor que o acaso. Dos 58 classificadores, 54 classificadores foram estatisticamente iguais e melhores ao nível de significância de 5%. Os 54 coeficientes Kappas variaram de 0,2130 a

0,4724. Assim, os melhores classificadores foram os que obtiveram valores de estimativas do coeficiente Kappa acima de 0,40, modelo mais simples e menor tempo computacional. Então, o melhor classificador foi o que utilizou combinação de duas imagens originais do visível, R e B (Kappa = 0,4724\*\*).

O medidor portátil de clorofila SPAD 502 utiliza a radiação eletromagnética do vermelho para determinar o teor de clorofila foliar e a do infravermelho próximo para compensar diferenças na espessura da folha e teor de água (ZOTARELLI et al., 2002). No entanto, o pico de absorção das clorofilas presentes nas folhas não é só na banda vermelha. As clorofilas a e b são os pigmentos que mais influenciam a radiação eletromagnética na região do visível, com dois picos de absorção, o maior na banda do vermelho e o menor na banda do azul, respectivamente (LIMA et al., 2011), favorecendo um melhor resultado para o classificador que utilizou as bandas do vermelho (R) e azul (B).

Tabela 13. Classificadores selecionados para discriminar o teor de clorofila foliar com base na estimativa do coeficiente Kappa aos 21 DAE

Imagens	Combinações	Kappa
Originais	R e B	0,4724**a
	R, G e B	0,4186**a
	G e R	0,3985**a
	NDVI e MCARI1	0,3732**a
	RS e MCARI1	0,3688**a
	NIR <sub>R</sub>	0,3650**a
	RS, NDVI e MCARI1	0,3632**a
	B	0,3608**a
	RS, GNDVI e MCARI1	0,3604**a
	GNDVI e MCARI1	0,3549**a
	NDVI, GNDVI e MCARI1	0,3484**a
	R, G, B e NIR <sub>R</sub>	0,3447**a
	G	0,3329**a
	G e B	0,3140**a
	RS, NDVI, GNDVI e MCARI1	0,2954**a
	RS e GNDVI	0,2669**a
	GNDVI	0,2575**a
	RS, NDVI e GNDVI	0,2514**a
	NDVI e GNDVI	0,2450**a
	Originais segmentadas	G e B
R, G, B e NIR <sub>R</sub>		0,4007**a
R e B		0,3680**a
B		0,3405**a
NDVI e MCARI1		0,3084**a
GNDVI e MCARI1		0,3084**a
NIR <sub>R</sub>		0,2838**a
R, G e B		0,2828**a
RS e MCARI1		0,2628**a
G e R		0,2277**a
NDVI, GNDVI e MCARI1		0,2247*a
RS, NDVI e MCARI1		0,2130*a

\*\* e \*: significativo ao nível de 1% e 5% de probabilidade, respectivamente, pelo teste Z; Os coeficientes kappa seguidos de uma mesma letra não diferiram pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade; R: banda do vermelho; G: banda do verde; B: banda do azul; NIR<sub>R</sub>: imagem do infravermelho; RS: Índice de vegetação razão simples; NDVI: Índice de vegetação diferença normalizada; GNDVI: Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde; MCARI1: Índice de absorção de clorofila modificado.

Continuação da Tabela 13

Imagens	Combinações	Kappa
Reflectância	RS, NDVI e MCARI1	0,3617**a
	G	0,2915**a
	R, G, B e NIR <sub>R</sub>	0,2706**a
	NDVI e MCARI1	0,2655**a
	RS, NDVI e GNDVI	0,2582**a
	RS e NDVI	0,2364*a
	GNDVI e MCARI1	0,2063*b
	NDVI, GNDVI e MCARI1	0,2052*b
	R e G	0,1980*b
	RS e GNDVI	0,1914*b
Reflectância segmentadas	GNDVI e MCARI1	0,4491**a
	RS, NDVI, GNDVI e MCARI1	0,4426**a
	R e G	0,4100**a
	NDVI, GNDVI e MCARI1	0,3945**a
	RS, GNDVI e MCARI1	0,3896**a
	RS, NDVI e GNDVI	0,3843**a
	RS, NDVI e MCARI1	0,3737**a
	RS e NDVI	0,3552**a
	NDVI e MCARI1	0,3374**a
	RS e GNDVI	0,3190**a
	R, G e B	0,3104**a
	R, G, B e NIR <sub>R</sub>	0,3029**a
	NDVI e GNDVI	0,3002**a
	G	0,2915**a
	R e B	0,2447**a
	R	0,2302**a
	G e B	0,2193**a

\*\* e \*: significativo ao nível de 1% e 5% de probabilidade, respectivamente, pelo teste Z; Os coeficientes kappa seguidos de uma mesma letra não diferiram pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade; R: banda do vermelho; G: banda do verde; B: banda do azul; NIR<sub>R</sub>: imagem do infravermelho; RS: Índice de vegetação razão simples; NDVI: Índice de vegetação diferença normalizada; GNDVI: Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde; MCARI1: Índice de absorção de clorofila modificado.

Aos 26 DAE, foram calculados índices de vegetação para 54 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental. Das 54 parcelas, 14 parcelas pertencem à Classe 1, 23 parcelas pertencem à Classe 2 e 17 parcelas pertencem à Classe 3.

Dos 96 classificadores testados, quatro apresentaram coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade (Tabela 14). A qualidade das classificações foi considerada razoável (LANDIS; KOCH, 1977).

Observa-se a importância do efeito combinado de mais de um índice de vegetação para a discriminação das classes de teor de clorofila foliar, já que dos quatro classificadores selecionados, três utilizaram como entrada um vetor de característica com pelo menos duas variáveis.

Como os classificadores foram estatisticamente iguais pelo teste Z ao nível de significância de 5%, o melhor classificador para esta época foi o que utilizou a combinação de três índices, MCARI1, NDVI e RS, em imagens originais (Kappa = 0,2453\*\*), por apresentarem modelo mais simples (em imagens originais e com menor número de índices) e menor tempo computacional. Este utilizou a combinação de três índices, sendo que dois índices relacionados com a estrutura do dossel (RS e NDVI) e um índice relacionado com a deficiência de clorofila (MCARI1).

Tabela 14. Classificadores selecionados para discriminar o teor de clorofila foliar com base na estimativa do coeficiente Kappa aos 26 DAE

Imagens	Combinações	Kappa
Originais	MCARI1, NDVI e RS	0,2453**a
	MCARI1, NDVI, GNDVI e RS	0,2038*a
Reflectância	G e B	0,2088*a
	R	0,2038*a

\*\* e \*: significativo ao nível de 1% e 5% de probabilidade, respectivamente, pelo teste Z; Os coeficientes kappa seguidos de uma mesma letra não diferiram pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade; R: banda do vermelho; G: banda do verde; B: banda do azul; RS: Índice de vegetação razão simples; NDVI: Índice de vegetação diferença normalizada; GNDVI: Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde; MCARI1: Índice de absorção de clorofila modificado.

Aos 33 DAE, foram calculados índices de vegetação para 59 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental. Das 59 parcelas, 23 parcelas pertencem à Classe 1, 22 parcelas pertencem à Classe 2 e 14 parcelas pertencem à Classe 3.

Dos 96 classificadores testados, sete apresentaram coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade (Tabela 15).

A qualidade das classificações foi considerada razoável. Assim, os melhores classificadores foram os que apresentaram modelo mais simples e menor tempo computacional. Como os classificadores foram estatisticamente iguais pelo teste Z ao nível de significância de 5%, o melhor classificador para esta época foi o que utilizou a combinação de três índices, MCARI1, NDVI e RS (Kappa = 0,2538\*\*), em imagens originais. Este classificador também foi capaz de discriminar o teor de clorofila foliar em função da estrutura do dossel (NDVI e RS) e da deficiência de clorofila (MCARI1).

Tabela 15. Classificadores selecionados para discriminar o teor de clorofila foliar com base na estimativa do coeficiente Kappa aos 33 DAE

Imagens	Combinações	Kappa
Originais	MCARI1, NDVI e RS	0,2538**a
	R, G, B e NIR <sub>R</sub>	0,3639**a
Reflectância	MCARI1, GNDVI e RS	0,3579**a
	MCARI1	0,3092**a
	MCARI1, NDVI e GNDVI	0,2898**a
	MCARI1, NDVI, GNDVI e RS	0,2528**a
	NIR <sub>R</sub>	0,2442**a

\*\* : significativo ao nível de 1% de probabilidade, pelo teste Z; Os coeficientes kappa seguidos de uma mesma letra não diferiram pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade; R: banda do vermelho; G: banda do verde; B: banda do azul; NIR<sub>R</sub>: imagem do infravermelho; RS: Índice de vegetação razão simples; NDVI: Índice de vegetação diferença normalizada; GNDVI: Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde; MCARI1: Índice de absorção de clorofila modificado.

Aos 41 DAE, foram calculados índices de vegetação para 58 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental. Das 58 parcelas cobertas, 24 parcelas pertencem à Classe 1 e 34 parcelas pertencem à Classe 2.

Dos 96 classificadores testados, cinco apresentaram coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade (Tabela 16).

Tabela 16. Classificadores selecionados para discriminar o teor de clorofila foliar com base na estimativa do coeficiente Kappa aos 41 DAE

Imagens	Combinações	Kappa
Originais	R e B	0,3289**a
	NDVI e RS	0,3241**a
Originais segmentadas	R e G	0,2844*a
	NDVI e GNDVI	0,2633*a
Reflectância	R, G e B	0,2717*a

\*\* e \*: significativo ao nível de 1% e 5% de probabilidade, respectivamente, pelo teste Z; Os coeficientes kappa seguidos de uma mesma letra não diferiram pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade; R: banda do vermelho; G: banda do verde; B: banda do azul; NDVI: Índice de vegetação diferença normalizada; GNDVI: Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde.

Conforme o limiar de Landis e Koch (1977), a qualidade das classificações foi considerada razoável. Então, os melhores classificadores foram os que apresentaram modelo mais simples e menor tempo computacional. Como os classificadores foram estatisticamente iguais pelo teste Z ao nível de significância de 5%, o melhor classificador para o teor de clorofila foliar foi o que utilizou a combinação de duas bandas do visível, R e B (Kappa = 0,3289\*\*), em imagens originais.

De acordo com os resultados, a melhor época para discriminar o teor de clorofila foliar foi aos 21 DAE, antes da época tradicionalmente utilizada para a realização da adubação em cobertura que é realizada aos 25 a 30 DAE (RIBEIRO et al., 1999). Este resultado pode estar relacionado ao índice de área foliar, nesta época as parcelas apresentavam valores deste índice menor que dois. Quando o índice de área foliar atinge valores entre dois e três, aumentos de índice de área foliar não influenciarão na resposta da cultura na região do visível (HABOUDANE et al., 2004).

Para corrigir esta limitação, diversos autores testaram novos índices de vegetação e combinações de índices de vegetação tradicionais, e relataram que estes novos índices e combinações foram mais sensíveis a variações do teor de N foliar e do teor de clorofila foliar do que utilizando os índices tradicionais individuais (como o NDVI), pois são capazes de minimizar o efeito do índice de área foliar e do solo e maximizar o teor de clorofila foliar (EITEL, et al., 2008; EITEL, et al., 2009; VINCINI; FRAZZI, 2011).

Resultados semelhantes foram encontrados nesta pesquisa, apesar de não serem as melhores épocas para discriminar teor de clorofila foliar, aos 26 e

33 DAE, onde todas as parcelas apresentaram valores de índice de área foliar acima de dois, houve uma tendência dos melhores resultados serem para os classificadores que utilizaram combinações de índices.

#### 4.5. Discriminação das classes de produtividade de grãos do feijoeiro

A produtividade de grãos aos 95 DAE apresentou distribuição normal pelo teste de Kolmogorov-Smirnov ( $p > 0,20$ ), conforme Figura 41.

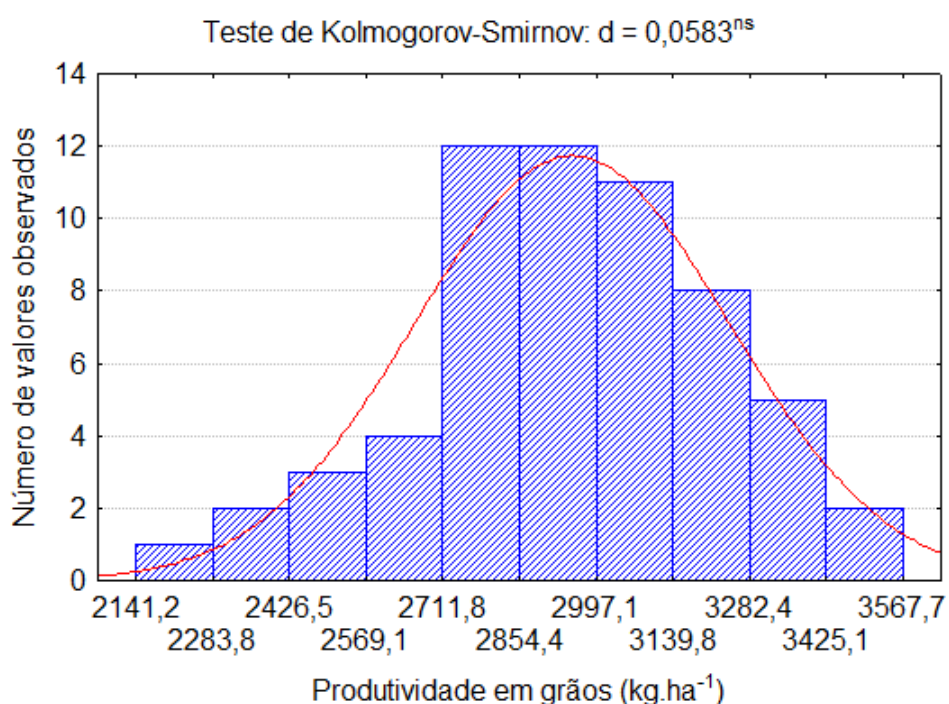


Figura 41. Histograma da produtividade de grãos do feijoeiro aos 95 DAE.

O dendrograma relativo à análise de agrupamento dos valores de produtividade do feijoeiro está representado na Figura 42. As 60 parcelas foram agrupadas em quatro classes de produtividade.

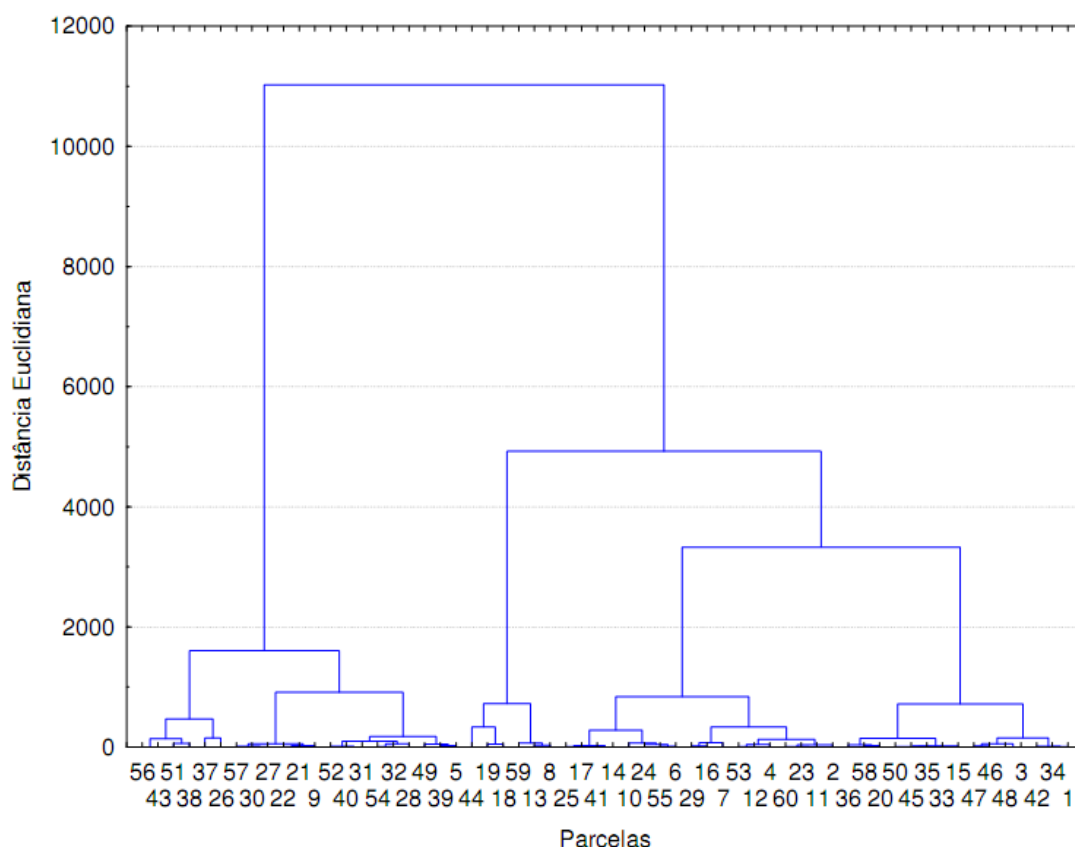


Figura 42. Dendrograma relativo à análise de agrupamento dos valores de produtividades de grãos do feijoeiro aos 95 DAE.

O número de classes foi definido com base no ponto de corte escolhido no dendrograma, onde a distância euclidiana deu o maior salto. Para cada uma das quatro classes, foram determinados o valor médio e o desvio padrão (Tabela 17).

Tabela 17. Valor médio e o desvio padrão para cada classe de produtividade em grãos do feijoeiro aos 95 DAE

	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4
Época				
média ±				
desvio padrão	2377,96±	2765,23±	3016,78±	3301,54±
(número de	143,01	67,82	80,98	106,30
parcelas)	(6)	(18)	(21)	(15)

Aos 13 DAE, foram calculados índices de vegetação para 48 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental. Das 48 parcelas, seis parcelas pertencem à Classe 1, 13 parcelas pertencem à Classe 2, 18 parcelas pertencem à Classe 3 e 11 parcelas pertencem à Classe 4.

Dos 96 classificadores testados aos 13 DAE para produtividade, somente um obteve valor da estimativa do coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade para a produtividade (Tabela 18). O coeficiente Kappa diferente de zero indica que o acerto obtido pelo classificador é maior do que o obtido por acaso.

Este classificador foi capaz de discriminar as três classes de produtividade em grãos do feijoeiro utilizando como entrada um vetor de característica com uma banda do verde, em imagem segmentada, sendo assim, o melhor classificador para discriminar produtividade em grãos aos 13 DAE.

De acordo com os limiares de Landis e Koch (1977), a qualidade das classificações, foi considerada razoável (quando o valor da estimativa do coeficiente Kappa está entre 0,20 e 0,39).

A qualidade razoável pode estar relacionada com o estágio de desenvolvimento do feijoeiro. No início de desenvolvimento, em função da baixa porcentagem de cobertura do solo pelas plantas, houve influência da reflectância do solo, principalmente na banda do vermelho (valores mais altos que as bandas do azul e verde), e conseqüentemente nos índices de vegetação que utilizam esta banda, e por esta razão, o melhor resultado para esta época utilizou imagens segmentadas, onde se retirou o efeito do solo.

Tabela 18. Classificador selecionado para discriminar a produtividade com base na estimativa do coeficiente Kappa aos 13 DAE

Imagem	Banda	Kappa
Original segmentada	G	0,2254**

\*\* : significativo ao nível de 1% de probabilidade, pelo teste Z; G: banda do verde.

Aos 21 DAE, foram calculados índices de vegetação para 59 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental, faltando uma parcela. Das 59 parcelas, seis parcelas pertencem à Classe 1, 18 parcelas pertencem à Classe 2, 20 parcelas pertencem à Classe 3 e 15 parcelas pertencem à Classe 4.

Dos 96 classificadores testados, nenhum apresentou coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade para a produtividade em grãos, indicando uma classificação pior que o acaso.

Aos 26 DAE, foram calculados índices de vegetação para 54 parcelas, pois as imagens não conseguiram cobrir toda a área experimental. Das 54 parcelas, seis parcelas pertencem à Classe 1, 17 parcelas pertencem à Classe 2, 19 parcelas pertencem à Classe 3 e 12 parcelas pertencem à Classe 4.

Dos 96 classificadores testados, sete apresentaram coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade para a produtividade em grãos (Tabela 19).

Tabela 19. Classificadores selecionados para discriminar a produtividade com base na estimativa do coeficiente Kappa aos 26 DAE

Imagens	Combinações	Kappa
Originais	R e G	0,2087*a
	R, G e B	0,2339**a
Originais segmentadas	MCARI1, GNDVI e RS	0,1959*a
	MCARI1 e GNDVI	0,1848*a
	NDVI e GNDVI	0,2232**a
Reflectância	NDVI, GNDVI e RS	0,2073*a
	R e G	0,2059*a

\*\* e \*: significativo ao nível de 1% e 5% de probabilidade, respectivamente, pelo teste Z; Os coeficientes kappa seguidos de uma mesma letra não diferiram pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade; R: banda do vermelho; G: banda do verde; B: banda do azul; RS: Índice de vegetação razão simples; NDVI: Índice de vegetação diferença normalizada; GNDVI: Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde; MCARI1: Índice de absorção de clorofila modificado.

Observa-se a importância do efeito combinado de mais de um índice de vegetação para a discriminação das classes de produtividade em grãos aos 26 DAE, já que todos os classificadores selecionados utilizaram como entrada um vetor de característica com pelo menos dois índices ou duas bandas.

A qualidade das classificações variou entre ruim e razoável, sendo assim, os melhores classificadores para discriminar a produtividade nesta época foram os que obtiveram qualidade razoável. Como os classificadores foram estatisticamente iguais pelo teste Z ao nível de significância de 5%, o melhor classificador para esta época foi o que utilizou a combinação de duas bandas do visível, R e G (Kappa = 0,2087\*\*), em imagens originais, pois apresentaram estimativas do coeficiente Kappa acima de 0,20 (qualidade razoável), modelo mais simples e menor tempo computacional.

Aos 34 e 41 DAE, dos 96 classificadores testados para cada época, nenhum apresentou coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade.

Aos 68 DAE foram calculados índices de vegetação para as 60 parcelas. Dos 96 classificadores testados, somente um apresentou coeficiente Kappa estatisticamente diferente de zero pelo teste Z ao nível de 5% de probabilidade (Tabela 20).

Este classificador foi capaz de discriminar as quatro classes de produtividade em grãos utilizando combinações de dois índices, MCARI1 e GNDVI, em imagens de reflectância segmentadas, com qualidade razoável.

Tabela 20. Classificadores selecionados para discriminar a produtividade com base na estimativa do coeficiente Kappa aos 68 DAE

Imagens	Combinações	Kappa
Reflectância segmentadas	MCARI1 e GNDVI	0,1657*

\*: significativo ao nível de 5% de probabilidade, pelo teste Z; GNDVI: Índice de vegetação diferença normalizado utilizando a banda do verde; MCARI1: Índice de absorção de clorofila modificado.

Para discriminar as classes de produtividade, os resultados indicaram que os classificadores testados no início de desenvolvimento do feijoeiro, ou seja, aos 13 e 26 DAE, foram os melhores. Entretanto, em termos agronômicos, estas épocas (início de desenvolvimento do feijoeiro) não são recomendadas para discriminar classes de produtividades de grãos do feijoeiro, pois o feijão é uma cultura plástica, com alta compensação dentre outros.

Resultados semelhantes foram observados em sementes de colza por Piekarczyk et al. (2011). Estudaram a relação entre os índices de vegetação derivados de dados radiométricos e de imagens e a produtividade, em diferentes dias após a semeadura. Segundo esses autores, os índices de vegetação adquiridos no início de desenvolvimento da planta (antes do início da floração) apresentaram as melhores relações com a produtividade (coeficiente de determinação igual a 0,87).

## 5. CONCLUSÕES

- Os classificadores demonstraram serem eficientes na discriminação das classes de teores de N e clorofila foliar e produtividade do feijoeiro, com base em diferentes combinações de bandas e índices de vegetação obtidos a partir de imagens originais, segmentadas e reflectâncias, utilizando um sistema de sensoriamento remoto suborbital de baixo custo, em diferentes estádios de desenvolvimento.
- A época recomendada para se obter imagens e discriminar as classes de teor de N foliar foi aos 13 DAE. Os melhores classificadores para esta época utilizaram como entrada dois índices em imagens reflectância segmentada, um índice relacionado com a estrutura do dossel (RS e NDVI) e outro relacionado com a deficiência de clorofila (MCARI1 e GNDVI), com o Kappa variando entre 0,3119 a 0,2582.
- Para discriminar as classes de teor de clorofila foliar, a melhor época foi aos 21 DAE. O melhor classificador para esta época utilizou como entrada duas imagens originais R e B, com Kappa de 0,4724.
- Para discriminar as classes de produtividade, os classificadores testados no início de desenvolvimento do feijoeiro, ou seja, aos 13 e 26 DAE, foram as mais recomendadas. O melhor classificador aos 13 DAE utilizou como entrada uma banda do verde, em imagem segmentada, com Kappa de 0,2254. O melhor classificador aos 26 DAE utilizou a combinação de duas bandas do visível, R e G, em imagens originais, com Kappa de 0,2087.
- Houve tendência dos classificadores selecionados utilizarem como entrada um vetor característica com mais de um índice ou banda, demonstrando a importância do efeito combinado para as determinações das classes das variáveis. Entretanto, não houve tendência de um mesmo classificador para os diferentes estádios e para as variáveis.
- O sistema de calibração radiométrica foi capaz de corrigir as variações nas intensidades dos pixels causadas pelas mudanças de iluminação do ambiente.
- Os modelos de regressão dos índices de vegetação em função do logarítmico do índice de área foliar foram os que tenderam apresentar os melhores ajustes para explicar a relação em estudo, ou seja, maiores

valores para o teste F da regressão e maiores valores dos coeficientes de determinação.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABRAHÃO, S.A.; PINTO, F.A.C.; QUEIROZ, D.A.; SANTOS, N.T.; GLERIANI, J.M.; ALVES, E.A. Índices de vegetação de base espectral para discriminar doses de nitrogênio em capim-tanzânia. **R. Bras. Zootec.**, v.38, n.9, 2009a.
- ABRAHÃO, S.A.; PINTO, F.A.C.; QUEIROZ, D.A.; ALVES, E.A. Multivariate Classifier for Nitrogen Status Determination Using Spectral Indices. In: ASABE Annual International Meeting, **Proceedings...** Reno, Nevada, 2009b.
- ALLSOPP HELIKITES LIMITED. Disponível em: <[http://www.allsophelikites.com/index.php?mod=page&id\\_pag=5](http://www.allsophelikites.com/index.php?mod=page&id_pag=5)>. Acesso em: 30 abr. 2008.
- ALVES, E.A. **Variabilidade espacial e temporal da qualidade do café cereja produzido na região das serras de Minas**. 2009. 121 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2009.
- ANDRADE, M.J.B. **Cultivo do feijão da primeira e segunda safras na região sul de Minas Gerais – Calagem e adubação**. EMBRAPA Arroz e Feijão, n.6, ISSN 1679-8869, 2005.
- BANNARI, A.; STAENZ, K.; HABOUDANE, D.; KHURSHID, K.S. Sensitivity analysis of chlorophyll indices to soil optical properties using ground reflectance data. p. 120–123. In: Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS 2006). **Proceedings...** Denver, CO, 2006.
- BARET, F.; GUYOT, G.; MAJOR, D. J. Crop biomass evaluation using radiometric measurements. **Photogrammetria**, v. 43, n. 5, p. 241-256, 1989.
- BORÉM, A.; CARNEIRO, J.E.S. A cultura. In: VIEIRA, C.; PAULA JÚNIOR, T.J.; BORÉM, A. (ed.). **Feijão**. 2ª edição atualizada – Viçosa: UFV, 2006. p. 13-18.
- BREMNER, J.M.; MULVANEY, C.S. Nitrogen total. In: PAGE, A.L. (Ed.). **Methods of soil analysis**. Madison: Soil Science Society of America, 1982. p.595-624.
- BRITO, M.M.P. et al. Marcha de absorção do nitrogênio do solo, do fertilizante e da fixação simbiótica em feijão-caupi (*Vigna unguiculata*(L.) WALP.) e feijão-comum (*Phaseolus vulgaris*L.) determinada com uso de <sup>15</sup>N. **Revista Brasileira Ciência do Solo**, v. 33, p. 895-905, 2009.
- BUSSAB, W.O.; MORETTIN, P.A. **Estatística Básica**. 5. ed. São Paulo: Saraiva, 2002. 540 p.
- CASSINI, S.T.A.; FRANCO, M.C. Fixação biológica de Nitrogênio: microbiologia, fatores ambientais e genéticos. In: VIEIRA, C.; PAULA JÚNIOR, T.J.; BORÉM, A. (ed.). **Feijão**. 2ª edição atualizada – Viçosa: UFV, 2006. p. 143-170.
- CHEN, P.; HABOUDANE, D.; TREMBLAY, N.; WANG, J.; VIGNEAULT, P.; LI, B. New spectral indicator assessing the efficiency of crop nitrogen treatment in corn and wheat. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 9, p. 1987-1997, 2010.
- CONAB 2011**. Acompanhamento da Safra Brasileira: grãos, sétimo levantamento, abril 2011. Disponível em:

<[http://www.cnpt.embrapa.br/obs\\_trigo/conab/levantamento%20Conab-ABR-2011.pdf](http://www.cnpt.embrapa.br/obs_trigo/conab/levantamento%20Conab-ABR-2011.pdf)>. Acesso em: 5 maio de 2011.

CONGALTON, R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, 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**, v.49, n.1, p.69-74, 1983.

COSTA, C.; DWYER, L.M.; DUTILLEUL, P.; STEWART, D.W.; MA, B.L.; SMITH, D.L. Inter-relationships of applied nitrogen, spad, and yield of leafy and non-leafy maize genotypes. **Journal of Plant Nutrition**, v. 24, n. 8, p.1173 - 1194, 2001.

DAUGHTRY, C.S.T.; WALTHALL, C.L.; KIM, M.S.; BROWN DE COLSTOUN, E.; MCMURTREY III, J.E. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. **Remote Sensing of the Environment**, v. 74, n.2, p.229-239, 2000.

DIKER, K.; BAUSCH, W. C. Potencial of use of nitrogen reflectance index to estimate plant parameters and yield of maize. **Biosystem Engineering**, v.84, n. 4, p. 437-447, 2003.

EITEL, J.U.H.; LONG, D.S.; GESSLER, P.E.; HUNT, E.R. Combined spectral index to improve ground-based estimates of nitrogen status in dryland wheat. **Agronomy journal**,v. 100, n. 6, p. 1694-1702, 2008.

EITEL, J.U.H.; LONG, D.S.; GESSLER, P.E.; HUNT, E.R.; BROWN, D.J. Sensitivity of ground-based remote sensing estimates of wheat chlorophyll content to variation in soil reflectance. **SSSAJ**,v. 73, n. 5, 2009.

EPIPHANIO, J.C.N.; GLERIANI, J.M.; FORMAGGIO, A.R.; RUDORFF, B.F.T. Índices de vegetação no sensoriamento remoto da cultura do feijão. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.31, p.445-454, 1996.

**FAOSTAT 2011**. Food and Agricultural commodities production. Disponível em: <<http://faostat.fao.org/site/339/default.aspx>>. Acesso em: 11 de julho de 2011.

FUJIFILM 2011. Manual do usuário da câmera FINEPIX Z20fd.

GILABERT, M.A.; GONZALES-PIQUERAS, J.; GARCIA-HARO, F.J.; MELIA, J.A. generalized soil-adjusted vegetation index. **Remote Sens. Environ.**, v.1, n. 82, p. 303–310, 2002.

GITELSON, A.A.; KAUFMAN, Y.J.; MERZLYAK, M.N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v.58, p.289-298, 1996.

GITELSON, A.A. Wide Dynamic Range Vegetation Index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. **Journal Plant Physiology**, v. 161, n. 2, p. 165 - 173, 2004.

GLERIANI, J.M. **Influência do solo de fundo e da geometria da radiação na resposta espectral da cultura do feijão**. 1994. 87 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - INPE, São José dos Campos, 1994.

HABOUDANE, D.; MILLER, J.R.; TREMBLAY, N.; ZARCO-TEJADA, P.J.; DEXTRAZE, L. Integration of hyperspectral vegetation indices for prediction of

- crop chlorophyll content for application to precision agriculture. **Remote Sens. Environ.**, v.81, n.2-3, p.416-426, 2002.
- HABOUDANE, D.; MILLER, J.R.; PATTEY, E.; ZARCO-TEJADA, P.J.; STRACHAN, I. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. **Remote Sens. Environ.**, n. 90, p. 337–352, 2004.
- HEROLD, M; ROBERTS, D. Spectral characteristics of asphalt road aging and deterioration: implications for remote-sensing applications. **Applied Optics**, v. 44, n. 20, 2005.
- HOFFMAN, R.; VIEIRA, S. **Análise de Regressão – Uma Introdução à Econometria**, Editora Hucitec, SP, 1983.
- 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.
- HUETE, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of the Environment**, v.1, n. 25, p. 295–309, 1988.
- HUNT, E.R., JR.; HIVELY, W.D.; FUJIKAWA, S.J.; LINDEN, D.S.; DAUGHTRY, C.S.T.; MCCARTY, G.W. Acquisition of NIR-Green-Blue Digital Photographs from Unmanned Aircraft for Crop Monitoring. **Remote Sens.**, v.2, p.290-305, 2010.
- IBGE 2011.** Levantamento Sistemático da Produção Agrícola. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/indicadores/agropecuaria/lspa/>>. Acesso em: 5 maio de 2011.
- JENSEN, T.; APAN, A.; YOUNG, F.; ZELLER, L. Detecting the attributes of a wheat crop using digital imagery acquired from a low-altitude platform. **Computers and Electronics in Agriculture**, v.59, p.66-77, 2007.
- JOHNSON, R.A.; WICHERN, D.W. **Applied multivariate statistical analysis**. Prentice Hall, New Jersey, 816p. 1998.
- KIM, M. S.; DAUGHTRY, C.S.T.; CHAPPELLE, E.W.; MCMURTREY, J.E. The use of high spectral resolution bands for estimating absorbed photosynthetically active radiation (APAR). In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON PHYSICAL MEASUREMENTS AND SIGNATURES IN REMOTE SENSING, 6. Toulouse, **Proceedings...** France: CNES Editions, 1994. p. 299–306.
- LANDIS, J.R.; KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v.33, 1977.
- LELONG, C.C.D.; BURGER, P.; JUBELIN, G.; ROUX, B.; LABBÉ, S.; BARET, F. Assessment of Unmanned Aerial Vehicles Imagery for Quantitative Monitoring of Wheat Crop in Small Plots. **Sensors**, v. 8, n.5, p.3557-3585, 2008.
- LI, F.; MIAO, Y.; HENNIG, S.D.; GNYP, M.L.; CHEN, X; JIA, L.; BARETH, G. Evaluating hyperspectral vegetation indices for estimating nitrogen concentration of winter wheat at different growth stages. **Precision Agriculture**, v.11, n.4, p.335-357, 2010.
- LIU, M.; LIU, X.; LI, M.; FANG, M.; CHI, W. Neural-network model for estimating leaf chlorophyll concentration in rice under stress from heavy metals using four spectral indices. **Biosystems Engineering**, v.106, n. 3, p. 223-233, 2010a.

LIU, J.; PATTEY, E.; MILLER, J.R.; MCNAIRN, H.; SMITH, A.; HU, B. Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use efficiency model. **Remote Sensing of Environment**, v.114, n. 6, p. 1167-1177, 2010b.

MARTINEZ, H.E.P; CARVALHO, J.G; SOUZA, R.B. Diagnose Foliar. In: RIBEIRO, A.C.; GUIMARÃES, P.T.G; ALVAREZ V., V.H. **Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais. 5ª aproximação.** Comissão de Fertilidade do Solo do Estado de Minas Gerais. CFSEMG, Viçosa, 1999. 359 p.

MENESES, P. R. Fundamentos da Radiometria Óptica Espectral. In: MENESES, P. R.; MADEIRA NETTO, J. S. (Ed.). **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais.** Brasília: UnB; Planaltina: EmbrapaCerrados, 2001. cap.1. p.15-39.

MEYER, G.E.; MEHTA, T.; KOCHER, M.F.; MORTENSEN, D.A.; SAMAL, A. Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying. **Transactionsofthe ASAE**, v.41, n.4, 1998.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação.** 3 ed., Viçosa: Ed. UFV, 2005. 320p.

OTSU,NOBUYUKI. A threshold selection method from gray-level histograms. **IEEE Transactionson Systems**, v. 9, n. 1, p. 62-66, 1979.

ORTIZ, J.L. **Emprego do geoprocessamento no estudo da relação entre potencial produtivo de um povoamento de eucalipto e atributos do solo e do relevo.** 2003. 205 f. Dissertação (Mestrado em Recursos Florestais) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2003.

PAVANI, L.C.; LOPES, A.S.; PEREIRA, G.T. Desenvolvimento da cultura do feijoeiro submetida a dois sistemas de manejo de irrigação e de cultivo. **ActaScientiarum Agronomy**, v.31, n.3, 2009.

PEARSON, R.L.; MILLER, R.D. Remote mapping of starting crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrassprairie. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIROMENT, 8., Ann Arbor, 1972. **Proceedings...** Ann Arbor: MI, ERIM, 1972. v.2, p.1355-1373.

PIEKARCZYK, J.; SULEWSK A, H.; SZYMAŃSKA, G.Winter oilseed-rape yield estimates fromhyperspectral radiometer measurements. **QuaestionesGeographicae**, v. 30, n. 1, p. 77-84, 2011.

PIRES, A.A.; ARAÚJO, G.A.A.; MIRANDA, G.V.; BERGER, P.G.; FERREIRA, A.C.B.; ZAMPIROLI, P.D.; LEITE, U.T. Rendimento de grãos, componentes do rendimento e índice SPAD do feijoeiro (*Phaseolusvulgaris* L.) em função de época de aplicação e do parcelamento da aplicação foliar de molibdênio. **Ciênc. agrotec.**,v. 28, n. 5, p.1092-1098, 2004.

PONZONI, F. J. Comportamento espectral da vegetação. In: MENESES, P. R.; MADEIRA NETTO, J. S. (Ed.). **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais.**Brasília, DF: UnB; Planaltina: Embrapa Cerrados, 2001, cap. 5, p. 157-195.

RIBEIRO, A.C.; GUIMARÃES, P.T.G; ALVAREZ V., V.H. **Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais. 5ª aproximação.**

- Comissão de Fertilidade do Solo do Estado de Minas Gerais. CFSEMG, Viçosa, 1999. 359 p.
- QUEIROZ, D. M.; DIAS, G. P.; MANTOVANI, E. C. Agricultura de Precisão na Produção de Grãos. In: BORÉM, A.; GIUDICE, M. P.; QUEIROZ, D. M.; MANTOVANI, E. C.; FERREIRA, L. R.; VALLE, F. X. R.; GOMIDE, R. L. (Ed.). **Agricultura de Precisão**. Viçosa: UFV, 2000. p.1-41.
- RAMALHO, M.A.P.; ABREU, A.F.B. **Como obter com sucesso na cultura do feijoeiro no Estado de Minas Gerais**.Circular técnica 50, EMBRAPA, ISSN 1678-9636, 2002.
- ROSELEM, C.A; MARUBAYASHI, O.M. **Seja o doutor do seu feijoeiro**. Arquivo do agrônomo - Nº 7. Encarte de informações agronômicas - Nº 68 , 1994.
- ROSENFELD, G.H.; FITZPATRICK-LINS, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.52, n.2, p.223-227, 1986.
- RONDEAUX, G., STEVEN, M., AND BARET, F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v.1,n.55,p.95-107, 1996.
- ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W.; HARLAN, J.C. **Monitoring the vernal advancement of retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation**. NASA/GSFC, Type III, Final Report, Greenbelt, MD, 1974, 371p.
- SANT'ANA, E.V.P.; DOS SANTOS, A.B.; DA SILVEIRA, P.M. Adubação nitrogenada na produtividade, leitura SPAD e teor de nitrogênio em folhas de feijoeiro. **Pesq. Agropec. Trop.**, v. 40, n. 4, p. 491-496, 2010.
- 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 of Plant Physiology**, v. 148, p. 523 - 529, 1996.
- SELLERS, P. J. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. **International Journal Remote Sensing**, v. 6, n. 8, p. 1335 - 1372, 1985.
- SILVA JR, M.C. **Detecção do efeito da adubação nitrogenada em *Brachiariadecumbes* utilizando técnicas de sensoriamento remoto**. 2006. 96 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2006.
- 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. **Pesq. agropec. bras.**, v. 38, n. 9, p. 1083-1087, 2003.
- SOUSA, R.C.A; KUX, H.J.H.Comportamento espectral e alvos urbanos: simulação com as bandas espectrais do satélite CBERS. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XII., 2005, Goiânia. **Anais...Goiânia**, p. 1099-1106, 2005.
- STONE, L.F.; SILVA, G.M.; MOREIRA, J.A.A. Uso do clorofilômetro SPAD-502 na estimativa do nitrogênio foliar específico e da produtividade do feijoeiro. In: Congresso nacional de pesquisa de feijão, 7., 2002, Viçosa. **Anais... Viçosa**: UFV, p 743-746, 2002.

- VIEIRA, C. Cultivos consorciados. In: VIEIRA, C.; PAULA JÚNIOR, T.J.; BORÉM, A. (ed.). **Feijão**. 2ª edição atualizada – Viçosa: UFV, 2006. p. 493-528.
- VIEIRA, C.; VIEIRA, R.F. Épocas de plantio de feijão e proposta de nomenclatura para designá-las. **Revista Ceres**, v.42, n. 244, p. 685-688, 1995.
- VINCINI, M.; FRAZZI, E. Comparing narrow and broad-band vegetation indices to estimate leaf chlorophyll content in planophile crop canopies. **Precision Agriculture**, v.12, n.3, p.334-344, 2011.
- WU, C.; NIU, Z.; TANG, Q.; HUANG, W. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 148, n. 8-9, p. 1230-1241, 2008.
- WU, C.; NIU, Z.; WANG, J.; GAO, S.; HUANG, W. Predicting leaf area index in wheat using angular vegetation indices derived from in situ canopy measurements. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 36, n. 4, p. 301-312, 2010.
- YANG, C.; ANDERSON, G. L. Airborne Videography to identify spatial plant growth variability for grain sorghum. Characterizing Plant Growth. **Precision Agriculture**, v.1, p.67-79, 1999.
- YODER, B. J.; WARING, R. H. The Normalized Difference Vegetation Index of small Douglas-Fir canopies with varying chlorophyll concentrations. **Remote Sensing of Environment**, v. 48, p. 81–91, 1994.
- ZHAO, D.; REDDY, K.R.; KAKANI, V.G.; READ, J.J.; KOTI, S. Canopy reflectance in cotton for growth assessment and lint yield prediction. **Europ. J. Agronomy**, v.26, p. 335–344, 2007.