

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE MARINGÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
DEPARTAMENTO DE AGRONOMIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA

LUÍS GUILHERME TEIXEIRA CRUSIOL

Dados multi e hiperespectrais da cultura da soja (*Glycine Max* L.) e sua relação
com doses de gesso e calcário no solo

Maringá

2017

LUÍS GUILHERME TEIXEIRA CRUSIOL

Dados multi e hiperespectrais da cultura da soja (*Glycine Max* L.) e sua relação
com doses de gesso e calcário no solo

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Agronomia do Departamento de Agronomia, Centro de Ciências Agrárias da Universidade Estadual de Maringá, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Agronomia.

Área de concentração: Solos e Nutrição de Plantas.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Rafael Nanni

Maringá

2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
(Biblioteca Central - UEM, Maringá, PR, Brasil)

C957d Crusiol, Luís Guilherme Teixeira
Dados multi e hiperespectrais da cultura da soja
(*Glycine Max* L.) e sua relação com doses de gesso e
calcário no solo / Luís Guilherme Teixeira Crusiol.
-- Maringá, 2017.
102 f. : il., tabs., grafs., figs., color.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Rafael Nanni.
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual
de Maringá, Centro de Ciências Agrárias, Departa-
mento de Agronomia, Programa da Pós-Graduação em
Agronomia, 2017.

1. Soja - Calagem. 2. Soja - Gessagem. 3. Soja -
Índices de vegetação. 3. Soja - Espectrorradiome-
tria. I. Nanni, Marcos Rafael, orient. II. Univer-
sidade Estadual de Maringá. Centro de Ciências Agrá-
rias. Departamento de Agronomia. Programa de Pós-
Graduação em Agronomia. III. Título.

CDD 21. ed. 633.34

MGC-002014

FOLHA DE APROVAÇÃO

LUÍS GUILHERME TEIXEIRA CRUSIOL

Dados multi e hiperespectrais da cultura da soja (*Glycine Max* L.) e sua relação com doses de gesso e calcário no solo

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Agronomia do Departamento de Agronomia, Centro de Ciências Agrárias da Universidade Estadual de Maringá, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Agronomia pela Comissão Julgadora composta pelos membros:

COMISSÃO JULGADORA

Prof. Dr. Marcos Rafael Nanni
(Presidente – Orientador)
Universidade Estadual de Maringá (UEM)
Departamento de Agronomia

Prof. Dr. Osvaldo Coelho Pereira Neto
Universidade Estadual de Londrina (UEL)
Departamento de Geociências

Dr. José Renato Bouças Farias
Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA SOJA)

Aprovado em: 07 de fevereiro de 2017.
Local da defesa: Laboratório “GALeS”, Bloco J 57, sala 004, *campus* da Universidade Estadual de Maringá.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos que de alguma forma contribuíram para que os objetivos propostos fossem alcançados.

Agradeço à Pós Graduação em Agronomia – PGA, pela possibilidade de desenvolvimento do mestrado.

Agradeço ao CNPq, pela concessão de bolsa de estudo durante a realização da Pós Graduação.

Agradeço, sobretudo, ao meu orientador e amigo Marcos Rafael Nanni, pelos ensinamentos, ajuda, conselhos, direcionamentos e orientações ao longo dos últimos anos.

Agradeço enormemente a todos os colegas do laboratório GALEs, em especial ao Renato Furlanetto, Guilherme Capristo Silva, Everson Cezar, Anderson Gualberto e Aline Gasparotto pelos ensinamentos, conselhos e ajuda durante o desenvolvimento do mestrado.

Agradeço à Embrapa Soja, às equipes de ecofisiologia e agrometeorologia. Saúdo especialmente os colegas José Renato Farias e Rubson Sibaldelli, reconhecendo a amizade e ensinamentos a mim despendidos desde o período de iniciação científica.

Agradeço aos Professores Carlos Hirata e Osvaldo Coelho, do departamento de geociências da Universidade Estadual de Londrina – UEL, pelos ensinamentos e conselhos transferidos desde o período de graduação em Geografia.

Agradeço à Cocamar, pela disponibilização do local de instalação e condução do experimento. Ao colega Evandro Minato e ao Professor Marcelo Augusto Batista, pela parceria estabelecida para a realização do presente trabalho e pelos conselhos e direcionamentos propostos durante a execução do mesmo.

Agradeço à Luana, pelo amor, carinho e ajuda; ao Pedro, pela ajuda, amizade e parceria; à minha mãe, pelo apoio e dedicação em tudo e desde sempre; e à Vó Lília, pelo apoio e exemplo de vida.

Dados multi e hiperespectrais da cultura da soja (*Glycine Max* L.) e sua relação com doses de gesso e calcário no solo

RESUMO

No Brasil a necessidade de correção da acidez do solo é um problema recorrente e constitui-se em um fator limitante de produtividade. Assim, a aplicação de gesso e calcário é uma prática recomendada no intuito de elevar o pH do solo e permitir melhor condicionamento deste. Geotecnologias têm sido cada vez mais utilizadas no sistema de produção agrícola. O sensoriamento remoto apresenta potencial para avaliar as condições dos cultivos agrícolas de forma rápida, com baixos custos e fornecendo resultados quase que simultâneos quando comparado com métodos convencionais. O objetivo geral do presente trabalho foi avaliar o comportamento espectral, por meio de espectrorradiometria de campo e imagens digitais obtidas por meio de VANT, de plantas de soja cultivadas sob diferentes doses de gesso e calcário no solo. Os objetivos específicos foram: identificar o período de desenvolvimento da cultura da soja que melhor expressa alterações em seu comportamento espectral em função de doses de gesso e calcário no solo; avaliar a aplicação de índices de vegetação gerados a partir das bandas vermelho, verde e infravermelho próximo na avaliação de plantas de soja cultivadas sob diferentes doses de gesso e calcário no solo; estabelecer a correlação entre informações obtidas por meio de sensor hiperespectral em nível de campo e imagens digitais obtidas por VANT em nível aéreo e estabelecer a melhor época e o melhor índice de vegetação para as referidas avaliações. O experimento foi instalado em campo com delineamento experimental de blocos ao acaso (DBC) com parcelas subdivididas em esquema fatorial 4x4 com 4 repetições. Nas parcelas estão as doses de calcário (0, 2,60, 5,35 e 8,10 ton ha⁻¹) e nas subparcelas as doses de gesso agrícola (0, 4, 8 e 12 ton ha⁻¹). Os dados espectrorradiométricos foram coletados por meio de dois sensores remotos: espectrorradiômetro, com resolução espectral de 3 nm entre 350 e 1400 nm e 30 nm entre 1400 e 2500 nm, em nível terrestre; e duas câmeras fotográficas multiespectrais sensíveis à radiação visível e infravermelho, com resolução radiométrica de 8 bits, equipadas com filtros ópticos para selecionar os comprimentos de onda incidentes, acoplada a um VANT, em nível aéreo. Os dados foram processados em ambiente Excel e SPRING, sendo gerados seis índices de vegetação (NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI). As avaliações ocorreram em oito datas: aos 27, 38, 48, 58, 63, 68, 83, 96 dias após a emergência (DAE) com uso do espectrorradiômetro sendo que nas três últimas avaliações foram utilizadas também as câmeras multiespectrais acopladas ao VANT. Como resultados, não houve resposta significativa do comportamento espectral da cultura da soja à gessagem. Todavia, a calagem mostrou-se passível de ser detectada via sensoriamento remoto. Ressalta-se que a avaliação da influência da calagem foi expressa no período R5.2 da cultura da soja, com R² superiores a 0,85 para a variável calcário para os índices NDVI, RNIR e RVI. Quando avaliada a correlação de Pearson entre os dois

sensores, poucos tratamentos apresentaram significância ao teste t e muitas correlações negativas foram obtidas.

Palavras-chave: Soja, calagem, gessagem, índice de vegetação, espectrorradiometria, imagens aéreas.

Multispectral and hyperspectral data of soybean (*Glycine Max* L.) due to gypsum and lime applications

ABSTRACT

In Brazil the need for soil correction is a recurring problem and constitutes a limiting factor of productivity. Therefore, it is recommend the application of gypsum and lime to rise the soil pH and allow better agricultural use. Thus, geotechnologies have been increasingly use in the agriculture system production. The remote sensing provides faster and low cost results in comparison to conventional methods. This study aimed to evaluate the spectral behavior of soybean plants cultivated under different gypsum and lime doses in soil, by field spectroradiometry and digital images obtained by UAV. As to specific goals: identify which soybean crop development stage better express the spectral behavior due to gypsum and lime application; evaluate the applicability of vegetation index generated from red, green and near infrared bands, due to the evaluation of soybean plants under different gypsum and lime doses; establish the correlation between information obtained by field hyperspectral sensor and by UAV digital images, and set up the best development crop stage and the best vegetation index to these evaluations. The experiment was installed in field with experimental design of randomized blocks, with plots subdivided in 4x4 factorial scheme with 4 replications. The plots correspond to lime doses (0, 2.60, 5.35 e 8.10 ton/ha) and the split plots rates of gypsum (0, 4, 8 e 12 ton/ha). Two remote sensors collected the spectroradiometry data: spectroradiometer, with a 3 nm between 350 and 1400 nm and 30 nm between 1400 e 2500 nm spectral resolution at ground level; and two multispectral Vis/NIR digital cameras, with radiometric resolution of 8 bits, equipped with optical filters to select the incident radiation, attached to UAV at aerial level. The obtained data were processed by the Excel and SPRING software and six vegetation index were generated (NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI). The evaluations occurred in eight different periods: 27, 38, 48, 58, 63, 68, 83, 96 days after emergence (DAE) using the spectroradiometer. Besides that, in the 68, 83, 96 DAE also used multispectral cameras attached to UAV. The results show no significant spectral behavior of soybean crop to the gypsum application. On the other hand, lime application may be possible to be detect by remote sensing. Stands out that the lime influence was expressed at the R5.2 soybean development stage, with R^2

superior than 0.85 (NDVI, RNIR and RVI). Few treatments were significant to t test at Pearson correlation and many negative correlations were obtained when the ground and aerial sensors were compared.

Key words: Soybean, lime, gypsum, vegetation index, spectroradiometry, aerial images.

LISTA DE ABREVIATURAS

ANAVA –	Análise de Variância
CCD –	<i>Couple Charge Device</i>
CONAB –	Companhia Nacional de Abastecimento
DAE –	Dias Após a Emergência
EMBRAPA –	Empresa Brasileira de Agropecuária
GNDVI –	Índice de vegetação da diferença de verde normalizado
GNIR –	Razão entre o verde e infravermelho próximo
GRVI –	Razão entre infravermelho próximo e o verde
IAPAR –	Instituto Agrônômico do Paraná
INPE –	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IVs	Índices de Vegetação
ND –	Números Digitais
NDVI –	Índice de vegetação da diferença normalizada
RGB –	Vermelho, Verde e Azul / <i>Red Green and Blue</i>
REM –	Radiação Eletromagnética
RNIR –	Razão entre o vermelho e infravermelho próximo
RVI –	Razão entre o infravermelho próximo e vermelho
SIGs –	Sistemas de Informação Geográficas
SPRING –	Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas
SWIR –	<i>Short Wave Infrared</i>
USDA –	<i>United States Department of Agriculture</i>
VANT –	Veículo Aéreo Não Tripulado
Vis/NIR –	Visível/Infravermelho Próximo

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Comportamento espectral de folha de vegetação verde e sadia.....	10
Figura 2. Exemplo de curva espectral da cultura da soja obtida por meio do espectrorradiômetro aos 68 DAE.....	11
Figura 3. Fluxograma do processo metodológico.	18
Figura 4. Imagem do experimento instalado e com plantas de soja em desenvolvimento.....	19
Figura 5. Croqui da área experimental com delineamento dos blocos, parcelas e subparcelas com dimensões métricas e suas respectivas doses de gesso e calcário	19
Figura 6. Temperatura do ar mínima, média e máxima (°C), precipitação pluviométrica acumulada (mm), diariamente. Maringá – PR. Outubro de 2015 a janeiro de 2016.....	21
Figura 7. Sistema operacional em campo do Fieldspec 3 Jr.....	22
Figura 8. Acessório ASD Plant Probe.	23
Figura 9. Câmera fotográfica multiespectral Fujifilm S200 EXR.....	25
Figura 10. Filtro óptico de 760 nm (esquerda) e UV-IR-CUT (direita).	25
Figura 11. Câmera digital posicionada em frente à esfera integradora.	26
Figura 12. Posicionamento da câmera fotográfica multiespectral (esquerda) e espectrorradiômetro (direita) em ambiente controlado.....	27
Figura 13. Curva espectral transmitida por meio dos filtros ópticos avaliados.....	28
Figura 14. Veículo aéreo não tripulado utilizado	31
Figura 15. Sistema operacional do VANT utilizado.	32
Figura 16. Correlação de Pearson entre número digital e fator de reflectância para as bandas vermelho (a), verde (b) e infravermelho próximo (c).....	34
Figura 17. Fator de reflectância médio das folhas de soja das interações de doses de gesso e calcário aos 27 DAE (a), 38 DAE (b), 48 DAE (c), 58 DAE (d), 63 DAE (e), 68 DAE (f), 83 DAE (g) e 96 DAE (h).....	39
Figura 18. Fator de reflectância médio das folhas de soja nas oito datas de avaliação para as interações de gesso e calcário: 0cal 0ges (a); 0cal 4ges (b); 0 cal 8ges (c); 0cal 12ges (d); 2,6cal	

0ges (e) 2,6cal 4ges (f); 2,6cal 8ges (g); 2,6cal 12ges (h); 5,35cal 0ges (i); 5,35cal 4ges (j); 5,35cal 8ges (k); 5,35cal 12ges (l); 8,1cal 0ges (m); 8,1cal 4ges (n); 8,1 cal 8ges (o) e 8,1cal 12ges (p). 46

Figura 19. Regressão linear entre valores de índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro e doses de calcário aos 68 DAE 53

Figura 20. Regressão quadrática entre valores de índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro e doses de calcário no desdobramento 4 das doses de gesso aos 68 DAE... 55

Figura 21. Relação entre disponibilidade de elementos no solo e valores de pH..... 62

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Classificação dos estádios vegetativos do desenvolvimento da soja.....	4
Tabela 2. Classificação dos estádios reprodutivos do desenvolvimento da soja.....	4
Tabela 3. Características químicas do solo em 06/2014, anteriormente à instalação do experimento, em diferentes profundidades.....	21
Tabela 4. Média, desvio padrão e coeficiente de variação (%) de números digitais das bandas vermelho, verde e azul das duas câmeras avaliadas adquiridos com uso da esfera integradora. ..	35
Tabela 5. Estádios de desenvolvimento (ED) de plantas de soja nas avaliações nos dias após a emergência (DAE).....	47
Tabela 6 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 27 DAE.	48
Tabela 7 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 38 DAE.	49
Tabela 8 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 48 DAE.	50
Tabela 9 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 58 DAE.	51
Tabela 10 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 63 DAE.	51
Tabela 11 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro aos 68 DAE.	52
Tabela 12 – Estimativa de parâmetros, erro padrão da média e teste t para os coeficientes da regressão dos modelos lineares ajustados aos 68 DAE entre índice de vegetação do espectrorradiômetro e doses de calcário.....	53

Tabela 13 – Análise de variância (teste F) e de regressão da variável calcário nas diferentes doses de gesso e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro aos 68 DAE.....	54
Tabela 14 – Estimativa de parâmetros, erro padrão da média e teste t para os coeficientes da regressão dos modelos quadráticos ajustados aos 68 DAE entre índice de vegetação do espectrorradiômetro e doses de calcário na dose 4 de gesso aos 68 DAE.....	55
Tabela 15 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio de imagens digitais aos 68 DAE.....	56
Tabela 16 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio de imagens digitais aos 83 DAE.....	57
Tabela 17 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro aos 83 DAE.	58
Tabela 18 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro aos 96 DAE.	59
Tabela 19 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio de imagens digitais aos 96 DAE.....	59
Tabela 20 – Coeficientes Pearson e teste t entre os índices de vegetação obtidos por meio de imagens e espectrorradiômetro aos 68 DAE.	64
Tabela 21 – Correlação linear de Pearson e teste t entre os índices de vegetação obtidos por meio de imagens e espectrorradiômetro aos 83 DAE.....	65
Tabela 22 – Correlação linear de Pearson e teste t entre os índices de vegetação obtidos por meio de imagens e espectrorradiômetro aos 96 DAE.....	67

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	1
2. REFERENCIAL TEÓRICO.....	3
2.1. Cultura da soja.....	3
2.1.1. Histórico	3
2.1.2. Características.....	3
2.1.3. Necessidades hídrica e térmica da cultura da soja.....	5
2.1.4. Importância econômica.....	5
2.2. Teores de calcário e gesso no solo e seus efeitos na cultura da soja	5
2.3. Sensoriamento remoto	7
2.3.1. Princípio	7
2.3.2. Níveis de aquisição de dados.....	8
2.3.3. Tipos de sensores.....	8
2.3.4. Resoluções de sensores remotos.....	8
2.4. Comportamento espectral da vegetação	9
2.5. Sensoriamento remoto aplicado à cultura da soja	12
2.6. Monitoramento agrícola por meio da utilização de VANTs	13
2.7. Calibração radiométrica de câmera digital para uso em VANT.....	14
2.8. Geoprocessamento.....	15
2.9. Processamento digital de imagem	16
2.10. Índices de vegetação.....	17
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	17
3.1. Implantação do experimento	18
3.2. Caracterização da área de estudo.....	20

3.3. Aquisição de dados espectrorradiométricos	22
3.3.1. Aquisição de dados espectrais por meio de espectrorradiômetro.....	22
3.3.2. Aquisição de dados por meio de câmera fotográfica multiespectral	24
3.3.2.1. Calibração radiométrica de câmera fotográfica multiespectral	26
3.3.2.2. Processamento de dados multiespectrais.....	28
3.4. Geração de índices de vegetação	29
3.5. Veículo aéreo não tripulado – VANT utilizado.....	31
3.6. Datas de avaliações.....	32
3.7. Avaliação dos estádios de desenvolvimento	32
3.8. Análise dos dados	32
3.9. Análise estatística	33
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	34
4.1. Calibração de câmeras digitais	34
4.1.1. Correção do efeito <i>vignetting</i>	35
4.2. Comportamento espectral das interações de doses de gesso e calcário nas datas de avaliação	36
4.3. Comportamento espectral das interações de doses de gesso e calcário avaliadas	40
4.4. Avaliação da relação entre as interações de doses de gesso e calcário e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro e por meio de câmeras digitais	47
4.5. Avaliação da relação entre os índices de vegetação obtidos com uso do espectrorradiômetro e câmeras digitais	64
5. CONCLUSÕES	70
REFERÊNCIAS	71
APÊNDICES	81

1. INTRODUÇÃO

Atualmente observa-se uma configuração cada vez mais dinâmica no sistema de produção agrícola, o que torna necessário que as técnicas, produtos e serviços de fomento sejam também cada vez mais dinâmicos, ágeis, precisos e confiáveis. Dessa forma, possibilita-se melhor gerenciamento das áreas produtivas, podendo levar à redução de custos de produção bem como aumento da produtividade.

Nesse sentido, geotecnologias têm sido cada vez mais utilizadas no sistema de produção agrícola. O sensoriamento remoto, por meio do estudo da interação da radiação eletromagnética com a planta e o sensor, permite avaliar as condições dos cultivos agrícolas de forma rápida, com baixos custos e fornecendo resultados quase que simultâneos quando comparado com métodos convencionais.

No Brasil a necessidade de correção do solo é um problema recorrente e constitui-se em um fator limitante de produtividade. Dessa maneira, a aplicação de gesso e, sobretudo, calcário é uma prática bastante recomendada no intuito de elevar o pH do solo e permitir melhor condicionamento deste. Ocorre, contudo, que as avaliações de solo e recomendações de corretivos agrícolas são realizadas por meio de análise de solo, procedimento com custo relativamente elevado e que necessita de elevado tempo para sua realização. Assim, no âmbito da tão falada e recente agricultura de precisão, a análise individualizada das áreas produtivas e utilização de novas ferramentas tecnológicas apresentam potencial para contribuir com a melhoria do sistema produtivo agrícola.

Contudo, não existem pesquisas que avaliem o comportamento espectral de culturas agrícolas em relação às doses de gesso e calcário aplicadas ao solo. Assim, o presente trabalho apresenta a hipótese de, uma vez que o desenvolvimento da cultura da soja está relacionado à dinâmica do solo, sendo a calagem e gessagem fatores determinantes para sua regulação, seu comportamento fisiológico pode se dar de forma diferenciada de acordo com a aplicação de calcário e gesso, podendo resultar em comportamentos espectrais diferenciados. Logo, seria possível relacionar o manejo das doses de calcário e gesso no solo ao comportamento espectral da cultura da soja.

O objetivo geral foi avaliar os efeitos da calagem e gessagem no comportamento espectral de plantas de soja por meio de espectrorradiometria de campo e imagens digitais obtidas por meio de veículo aéreo não tripulado – VANT.

Em relação aos objetivos específicos estabeleceu-se: identificar o período de desenvolvimento da cultura da soja que melhor expressa alterações em seu comportamento espectral em função de doses de gesso e calcário no solo; analisar a aplicação de índices de vegetação gerados a partir das bandas vermelho, verde e infravermelho próximo na avaliação de plantas de soja cultivadas sob diferentes doses de gesso e calcário no solo; estabelecer a correlação entre informações obtidas por meio de sensor hiperespectral em nível de campo e imagens digitais obtidas por VANT em nível aéreo e indicar a melhor época e o melhor índice de vegetação para as referidas avaliações.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. Cultura da soja

2.1.1. Histórico

A soja (*Glycine Max* L.) tem sua origem no continente asiático, sobretudo na porção leste, região da China. A evolução das plantas de soja se deu pelo cruzamento natural entre espécies e, posteriormente, por meio de técnicas de melhoramento, ocorreu gradativa domesticação. Embora a soja esteja presente no cotidiano asiático a mais de 5000 anos, permaneceu praticamente desconhecida mundialmente até meados do século XX quando foi introduzida nos EUA como forrageira e, então, como cultivo comercial (EMBRAPA 2004).

A introdução da soja no Brasil se deu no final do século XIX, mais precisamente em 1882, na região oeste da Bahia por meio de materiais provenientes dos EUA. Uma vez que as condições de iluminação do oeste da Bahia diferiam das condições de cultivo nos EUA, a produção de soja naquela região mostrou-se inviável. Anos mais tarde, cultivares de soja foram avaliadas no Estado de São Paulo e então no Estado do Rio Grande do Sul onde, enfim, encontrou condições favoráveis ao seu desenvolvimento (EMBRAPA, 2004).

Ainda de acordo com EMBRAPA (2004) a utilização da soja se deu inicialmente como forrageira. Contudo, nos anos 60, por meio de incentivos fiscais, houve intenso incremento das áreas semeadas e a soja passou a ser cultivada com fins comerciais, sendo considerada uma das culturas agrícolas de maior importância para o país. Como destacado por EMBRAPA (2004) “É conquista da pesquisa brasileira o desenvolvimento de cultivares adaptadas às baixas latitudes dos climas tropicais”, o que tornou possível o cultivo de soja em todo o território brasileiro.

2.1.2. Características

De acordo com Farias et al. (2007), o ciclo de desenvolvimento da soja pode ser dividido em vegetativo e reprodutivo. No período vegetativo estão compreendidos a emergência, abertura completa dos cotilédones e desenvolvimento da planta antes do florescimento. Já no período reprodutivo estão compreendidos o florescimento, o desenvolvimento das vagens, o desenvolvimento dos grãos e a maturação das plantas. A metodologia de classificação dos estádios de desenvolvimento da cultura da soja adotada pela EMBRAPA baseia-se no sistema proposto por Fehr e Caviness (1977).

Assim, os estádios vegetativos são representados pela letra ‘V’, seguido pelas letras ‘E’ ou ‘C’ e por números, como apresentado na tabela 1. Os estádios reprodutivos são representados pela letra ‘R’ seguido de números, conforme apresentado na tabela 2.

Tabela 1. Classificação dos estádios vegetativos do desenvolvimento da soja.

Estádio	Denominação	Descrição
VE	Emergência	Cotilédones acima da superfície do solo
VC	Cotilédone	Cotilédones completamente abertos
V1	Primeiro nó	Folhas unifolioladas completamente desenvolvidas
V2	Segundo nó	Primeira folha trifoliolada completamente desenvolvida
V3	Terceiro nó	Segunda folha trifoliolada completamente desenvolvida
V4	Quarto nó	Terceira folha trifoliolada completamente desenvolvida
V5	Quinto nó	Quarta folha trifoliolada completamente desenvolvida
Vn	Enésimo nó	Ante-enésima folha trifoliolada completamente desenvolvida

Fonte: adaptado de Farias et al. (2007).

Tabela 2. Classificação dos estádios reprodutivos do desenvolvimento da soja.

Estádio	Denominação	Descrição
R1	Início do florescimento	Uma flor aberta em qualquer nó do caule
R2	Florescimento pleno	Uma flor aberta num dos 2 últimos nós do caule com folha completamente desenvolvida
R3	Início da formação da vagem	Vagem com 5 mm de comprimento num dos 4 últimos nós do caule com folha completamente desenvolvida
R4	Vagem completamente desenvolvida	Vagem com 2 cm de comprimento num dos 4 últimos nós do caule com folha completamente desenvolvida
R5	Início do enchimento de grãos	Grão com 3 mm de comprimento em vagem num dos 4 últimos nós do caule com folha completamente desenvolvida
R6	Grão cheio ou completo	Vagem contendo grãos verdes preenchendo as cavidades da vagem de um dos 4 últimos nós do caule com folha completamente desenvolvida
R7	Início da maturação	Uma vagem normal do caule com coloração de madura
R8	Maturação plena	95% das vagens com coloração madura

Fonte: Adaptado de Farias et al. (2007).

O estágio R5 pode ser subdividido, sendo seguido de numeral de 1 a 5, equivalentes à porcentagem de formação dos grãos, de 0 a 100%,

2.1.3. Necessidades hídrica e térmica da cultura da soja

A cultura da soja possui necessidades climáticas específicas para seu desenvolvimento pleno. De acordo com EMBRAPA (2011) ao longo do ciclo produtivo são necessários entre 450 e 800 mm de água. Ainda de acordo com EMBRAPA (2011), a soja está adaptada a temperaturas entre 20 e 30°C, sendo a temperatura ideal para seu bom desenvolvimento em torno dos 30 °C.

2.1.4. Importância econômica

O Brasil figura entre os maiores produtores mundiais de soja. Para a safra 2016/2017 estima-se que a produção nacional de grãos supere a marca dos 210 milhões de toneladas, o que pode representar aumento 13 a 15% em relação à safra anterior (CONAB, 2016).

Em relação à área plantada são estimados incrementos na ordem de 0,6 a 2,7% em relação à safra anterior, totalizando aproximadamente 34 milhões de hectares cultivados. Embora seja esperado pequeno aumento na área plantada com soja, expressivos aumentos percentuais no volume de produção são estimados: entre 6,7 e 9% em relação à 2015/2016, totalizando produção entre 101,86 e 104,02 milhões de toneladas. O aumento na produção com relativa manutenção das áreas cultivadas com soja é explicado pelo aumento na produtividade, estimada em 3.046 Kg ha⁻¹, representando aumento de 6,1% (CONAB, 2016).

Contrapondo a produção brasileira de grãos à produção mundial, estima-se que a área nacional plantada represente 28% do total mundial (121,8 milhões de hectares), com participação de 31% de toda a soja produzida mundialmente (330,43 milhões de toneladas). Estima-se maior produtividade da soja cultivada no Brasil em relação a soja cultivada no restante do mundo (2.710 Kg ha⁻¹) (USDA, 2016).

2.2. Teores de calcário e gesso no solo e seus efeitos na cultura da soja

Dentre as diversas classes de solo com seus respectivos atributos químicos e físicos pode-se afirmar que no Brasil solos ácidos, com valores de baixo pH, constituem um problema recorrente da produção agrícola. Baixos valores de pH interferem diretamente nas reações

químicas ocorridas no solo levando a impactos negativos nos valores de produtividade de culturas agrícolas (CORRÊA et al., 2009; CAIRES et al., 2003).

Além de baixo pH, esses solos apresentam alta concentração de alumínio e manganês, e podem apresentar baixas concentrações de cálcio, magnésio e potássio. Tais fatores comprometem o pleno desenvolvimento de cultivos agrícolas (SOUSA et al., 2007).

Nesse sentido, diversos autores afirmam que uma prática fundamental para o aumento da produtividade é a correção da acidez do solo, a partir da elevação do pH, por meio da calagem (CAIRES et al., 2001). O calcário, quando aplicado, atua na neutralização principalmente do alumínio presente no solo, promovendo a elevação do pH. Contudo, embora o calcário esteja diretamente associado ao aumento do pH, a aplicação de gesso permite também melhor condicionamento do solo por meio da liberação de cálcio e enxofre, atuando de forma complementar à função do calcário. Nesse sentido, destaca-se que a interação entre doses de gesso e de calcário possa promover melhor manejo dos nutrientes presentes no solo, promovendo a neutralização de elementos tóxicos às plantas, elevando o pH e podendo resultar em melhores valores de produção agrícola.

Embora os efeitos do gesso e calcário na cultura da soja estejam bastante estabelecidos, a interferência destes sobre os valores de produtividade em sistema de plantio direto ainda encontra divergências na literatura científica. Embora algumas pesquisas apontem para falta de resposta da soja à aplicação de gesso e calcário (CAIRES et al., 1999; CAIRES et al., 1998; MOREIRA et al., 2001; LIMA et al., 2009; RAMPIM et al., 2011) outros autores indicam que a relação entre corretivos e produtividade de soja seja positiva (CAIRES et al., 2001; CORRÊA et al., 2009; PAULETTI et al., 2014; ZANDONA et al., 2015).

Contudo, mesmo frente aos resultados divergentes da resposta da soja à aplicação de gesso e calcário salienta-se o papel fundamental desses dois corretivos para neutralização do alumínio tóxico e correção da acidez do solo (SORATTO e CRUSCIOL, 2008). Nesse sentido, melhor utilização de corretivos agrícolas e melhores critérios para recomendação de calagem no solo podem contribuir para aumento significativo nos valores de produtividade (CORRÊA et al., 2009; CAIRES et al., 1999).

Não existe, contudo, estudos que avaliem o comportamento espectral de plantas de soja submetidas à gessagem e calagem. Assim, caso observada relação funcional entre o comportamento espectral de plantas de soja e doses de gesso e calcário no solo, tornar-se-ia possível o manejo desses corretivos por meio de sensores remotos, tornando mais rápido e menos oneroso o processo convencional de avaliação, hoje realizado por meio de análise de solo (NANNI e DEMATTÊ, 2006).

2.3. Sensoriamento remoto

2.3.1. Princípio

O sensoriamento remoto pode ser compreendido como conjunto de técnicas que permite o estudo de objetos dispostos na superfície terrestre por meio de sua interação com a radiação eletromagnética – REM sem a necessidade de contato direto com eles (NOVO, 2010).

A principal fonte de REM é o sol. Contudo, atualmente, diferentes fontes luminosas são utilizadas como emissores de REM para estudo em sensoriamento remoto. A interação da REM com alvos de interesse se dá majoritariamente por sua absorção, transmissão e reflexão, de forma que se permite a aquisição de grandezas denominadas respectivamente de absorbância, transmitância e reflectância (MOREIRA, 2011).

Para que informações sobre os alvos de interesse sejam passíveis de serem adquiridas é preciso que ocorra a quantificação da interação REM – alvo de interesse. Dessa forma, utiliza-se valores reflectância. O fator de reflectância de um determinado objeto é dado pela razão do fluxo de REM emitido por ele, chamado de radiância, pelo fluxo de REM emitido por uma superfície padrão, de referência (MOREIRA, 2011).

A REM pode ser decomposta em diferentes comprimentos de onda (bandas) os quais fazem parte do chamado espectro eletromagnético. Para cada um desses comprimentos de onda existe um comportamento espectral de absorção, transmissão e reflexão por parte dos diversos alvos de interesse (FONSECA e FERNANDES, 2004). Dentre os comprimentos de onda de maior importância para o sensoriamento remoto aplicado à vegetação estão os compreendidos entre 400 e 700 nm, denominado espectro visível e entre 700 e 1100 nm, chamado de infravermelho próximo (MOREIRA, 2011).

2.3.2. Níveis de aquisição de dados

A aquisição de informações espectrais sobre alvos de interesse pode se dar de diferentes formas: laboratorial, com sensores instalados no interior de laboratórios; nível terrestre, com sensores operados em condições de campo; nível aéreo / suborbital, com sensores acoplados a aeronaves e, recentemente, acoplados a veículos aéreos não tripulados – VANTs; e orbital, por meio de sensores a bordo de satélites (NOVO, 2010).

2.3.3. Tipos de sensores

Além da diferenciação de acordo com o nível de operação, os sensores remotos podem ser classificados de acordo com seu princípio de funcionamento, forma de registro interno da REM incidente e produto final. De acordo com Moreira (2011), os mesmos podem ser classificados em:

- Ativos x Passivos: Sensores passivos são aqueles que dependem da REM emitida pelo sol para que possam captar informações espectrais. Já os sensores ativos são aqueles que possuem sua própria fonte de REM, podendo ser operados mesmo em condições de ausência de iluminação solar.

- Multiespectrais x Hiperspectrais: Sensores multiespectrais registram a REM incidente em poucas bandas do espectro eletromagnético, normalmente três (RGB). Já sensores hiperspectrais registram a REM incidente em um elevado número de bandas, podendo chegar a mais 300 no caso de espectrorradiômetros.

- Imageadores x Não imageadores: Sensores imageadores disponibilizam as informações espectrais coletadas em forma de imagem, sendo que cada pixel da imagem contém um valor específico que representa essa informação adquirida. Já sensores não imageadores apresentam as informações espectrais em forma de gráficos ou tabelas.

2.3.4. Resoluções de sensores remotos

Sensores remotos podem também apresentar diferenciações entre si de acordo com suas resoluções, são elas: espacial, espectral, radiométrica e temporal. Segundo Jensen (2009) essas resoluções podem ser definidas como:

A resolução espacial é restrita a sensores imageadores e diz respeito à área, em unidade métrica, que cada pixel contido na imagem representa. O tamanho do pixel é fundamental para interpretação visual de imagens e distinção das feições espectrais dos alvos de interesse uma vez que quanto maior o tamanho do pixel, maior a quantidade de elementos imageados e agrupados em um mesmo pixel e, portanto representado por um único valor espectral.

A resolução espectral está relacionada ao intervalo espectral abrangido por cada banda espectral, sendo que quanto maior o intervalo, menor a resolução espectral.

A resolução radiométrica é resultado do número de níveis nos quais comprimentos de onda específicos da REM incidente são distribuídos no sensor. Esses níveis de distribuição são chamados de níveis de cinza ou números digitais – ND. Dessa forma, quanto maior a resolução radiométrica, maior fracionamento da REM e consequentemente maior possibilidade de caracterização espectral dos alvos de interesse.

Por fim, a resolução temporal refere-se ao tempo necessário para aquisição de informações espectrais subsequentes em uma mesma área, podendo ser chamada também de tempo de revisita do sensor. Essa resolução é importante uma vez que grande parte dos alvos avaliados por meio de sensoriamento remoto apresentam alterações com o decorrer do tempo.

2.4. Comportamento espectral da vegetação

Em estudos de alvos agrícolas por sensoriamento remoto, dentre os diferentes comprimentos de onda do espectro eletromagnético, estabelece-se que a faixa que se estende dos 350 aos 2500 nm seja a que melhor permite a caracterização, avaliação e estudo dos mesmos, uma vez que esse intervalo espectral está associado ao comportamento fisiológico e estrutura celular da vegetação (JENSEN, 2009).

A figura 1 apresenta o comportamento espectral da vegetação na porção visível, infravermelho próximo e médio com suas principais características de absorção e reflexão da REM.

Do total de REM incidente na vegetação, cerca de 50% são absorvidos pela mesma, sendo utilizados em processos internos da planta. Sobre os 50% restante, podem ocorrer processos de transmissão e reflexão da REM. A absorção da REM pela vegetação é fortemente

influenciada pelos pigmentos, espaços internos ocupados por água e ar, e estruturas celulares (MOREIRA, 2011).

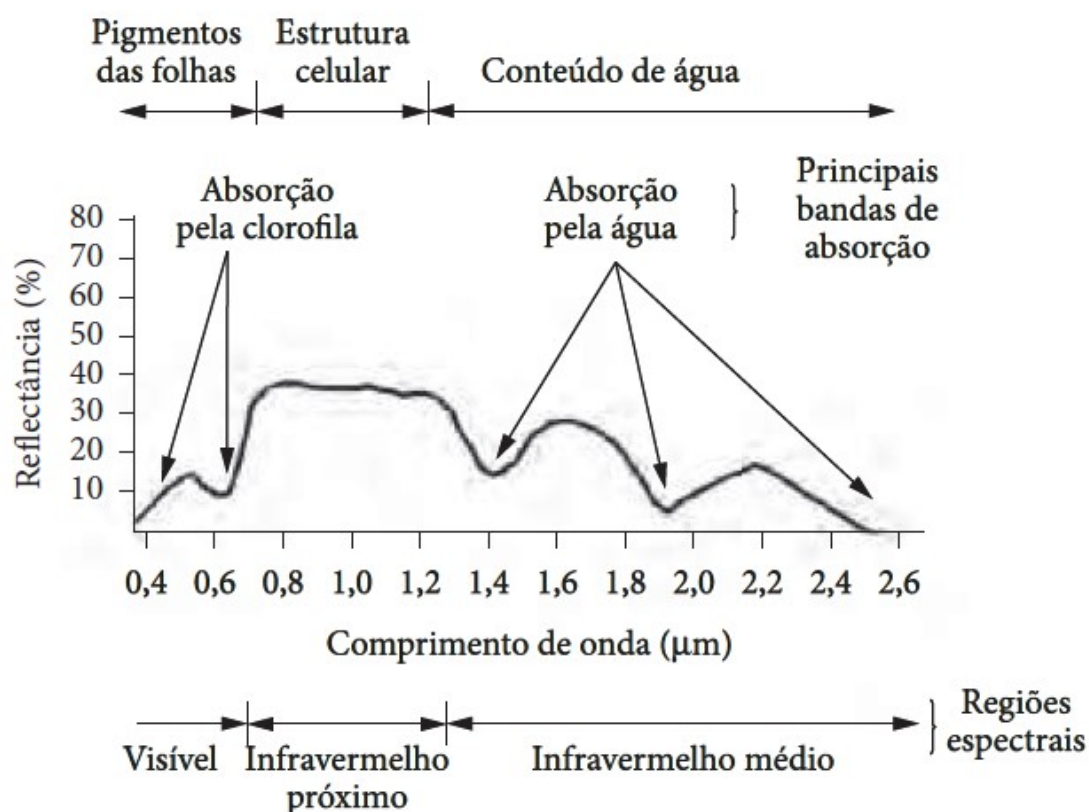


Figura 1. Comportamento espectral de folha de vegetação verde e sadia.

Fonte: adaptada de Moreira, 2011.

O comportamento espectral da vegetação na porção visível do espectro eletromagnético (400 a 720 nm) está associado ao processo de fotossíntese, ocorrendo, portanto, maior absorção da REM (PONZONI et al., 2012). No mesmo sentido, Jensen (2009) afirma que os intervalos compreendidos entre os 450 e 520 nm e entre os 630 a 690 nm configuram-se como ótimas regiões de observação da absorção da REM pela clorofila.

Já na porção infravermelho próximo do espectro eletromagnético (720 a 1100 nm) ocorre maior reflexão da REM. Quando sadia, a vegetação tende a apresentar reflectância entre 40 e 60% nessa região do espectro. Essa alta reflectância está associada ao maior volume energético presente nesses comprimentos de onda de forma que, se absorvidos, poderiam levar ao

aquecimento elevado das folhas, podendo ocasionar o colapso das suas estruturas internas. Assim, as folhas apresentam mecanismos de reflexão e transmissão da REM nos comprimentos de onda do infravermelho próximo, o que permite melhor balanço térmico das mesmas (JENSEN, 2009).

Ainda em relação a REM do espectro infravermelho próximo, sua interação com a folha está relacionada às estruturas celulares foliares e o espalhamento interno da radiação no interior da mesma. Dessa forma, nessa faixa do espectro eletromagnético os valores de reflectância são praticamente constantes (PONZONI et al., 2012).

A figura 2 apresenta um exemplo de curva espectral de planta de soja em condições de campo aos 68 DAE.

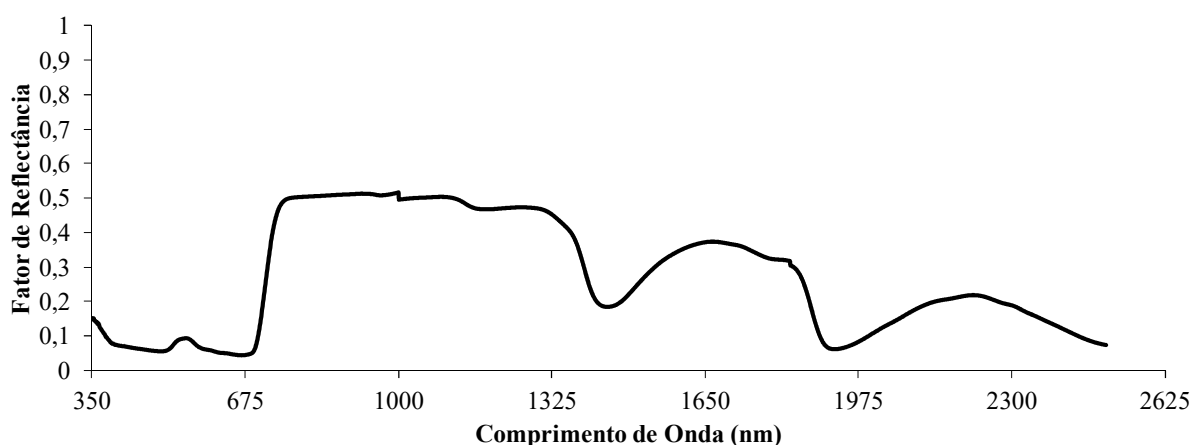


Figura 2. Exemplo de curva espectral da cultura da soja obtida por meio do espectrorradiômetro aos 68 DAE.

Por fim, o comportamento espectral da vegetação na porção infravermelho médio do espectro eletromagnético está diretamente relacionado ao conteúdo de água presente nas folhas. Assim como na porção visível, na porção infravermelho médio são observados baixos valores de reflectância, sendo que o aumento dos teores de água na folha pode repercutir em maiores valores de reflectância (PONZONI et al., 2012).

2.5. Sensoriamento remoto aplicado à cultura da soja

A avaliação das condições dos diferentes cultivos agrícolas tem sido um dos principais objetivos do sensoriamento remoto aplicado ao estudo da vegetação. Esse tipo de avaliação faz-se importante uma vez que as técnicas utilizadas permitem o levantamento de dados de grandes extensões de área cultivada e em curto espaço de tempo, permitindo melhor conhecimento das áreas produtivas, melhor planejamento das atividades e tomada de decisões antecipadas, podendo resultar em menores custos de produção, constituindo-se importante ferramenta para diversos setores ligados ao agronegócio.

Na literatura, grande parte das pesquisas em sensoriamento remoto se utiliza de imagens orbitais com o objetivo de identificar e mapear áreas agrícolas. A identificação de áreas agrícolas tem sido realizada tanto em áreas de menor extensão territorial (CRUSIOL et al., 2016 C; ZHONG et al., 2014) quanto em áreas que ocupam grandes porções continentais (XIN et al., 2013). Além disso, a estimativa dos valores de produtividade da cultura da soja por meio de imagens orbitais tem merecido destaque por grande parte dos pesquisadores (JOHNSON, 2014; BOLTON e FRIEDL, 2013; LOBELL et al., 2015). Somado a esses resultados, sensores orbitais vem sendo utilizados buscando relacionar o comportamento espectral da cultura da soja aos seus parâmetros biofísicos (KROSS et al., 2015).

No entanto, em relação à soja, sensores remotos operados em nível laboratorial e em campo são amplamente utilizados objetivando: identificar e diferenciar cultivares com maior e menor suscetibilidade à deficiência hídrica (CARVALHO et al., 2015; CRUSIOL et al., 2016 A); cultivares com maior adaptabilidade à elevadas concentrações de ozônio (GHULAM et al., 2015); relacionar parâmetros agronômicos como área foliar, altura de plantas e produtividade à seu comportamento espectral (THENKABAIL et al., 2000; GROFF et al., 2013); e identificar plantas invasoras (KOGER et al., 2003).

Apesar de ser um tema amplamente estudado pela comunidade científica, observa-se deficiência nas pesquisas que avaliem o comportamento espectral da soja em relação à disponibilidade de nutrientes no solo.

2.6. Monitoramento agrícola por meio da utilização de VANTs

Atualmente, os VANTs têm sido utilizados para aquisição de informações de interesse em diferentes áreas do conhecimento, como monitoramento florestal (GETZIN et al., 2014, AICARDI et al., 2016, MERINO et al., 2012, ZHANG et al., 2016), geologia (BEMIS et al., 2014, VASUKI et al., 2014), geomorfologia (OLEIRE-OLTMANN et al., 2012), monitoramento marinho (VENTURA et al., 2016), dinâmica glacial (IMMERZEEL et al., 2014) entre outros. Contudo, observa-se que é no monitoramento agrícola que o uso de VANTs tem sido expressivamente empregado.

VANTs equipados com câmeras digitais são bastante eficientes na aquisição de informações espectrais devido ao baixo peso do sensor (LELONG et al., 2008), a possibilidade de obtenção de imagens com elevada resolução espacial (BERNI et al., 2009), a não limitação a imagens orbitais as quais podem apresentar resoluções temporais diferentes além da possibilidade de ocorrência de nuvens (XIANG e TIAN 2011), e ao baixo custo quando comparadas a alguns sensores disponíveis no mercado.

Aplicados ao monitoramento agrícola observa-se ampla utilização das já mencionadas câmeras digitais (HUNT Jr. et al., 2010; LEBOURGEOIS et al., 2008). Dessa forma, por avaliações realizadas utilizando VANTs, diversos trabalhos abordam a interferência dos teores de nitrogênio no comportamento espectral da cultura do milho (ZAMAN-ALLAH et al., 2015; QUEMADA et al., 2014) e do trigo (HONKAVAARA et al., 2013; LELONG et al., 2008) além de monitoramento de fruticultura (BERNI et al., 2009; ZARCO-TEJADA et al., 2012; GONZÁLES-DUGO et al., 2013).

Em relação ao cultivo da soja, câmeras acopladas à VANTs vêm sendo utilizadas na avaliação da infestação de plantas daninhas (SAMSEEMOUNG et al., 2012), avaliação da atuação de herbicidas nessa cultura (YUN et al., 2016) e relação entre o comportamento espectral da cultura e valores de produtividade (YU et al., 2016; HUANG et al., 2016). Assim como câmeras digitais, sensores hiperespectrais acoplados a plataformas aéreas também apresentam uso na avaliação de parâmetros agronômicos da cultura da soja, como índice de área foliar e conteúdo de clorofila (HABOUDANE et al., 2004; 2002).

Uma vez que a utilização de VANTs está intimamente relacionada ao monitoramento agrícola, é preciso enfatizar que o comportamento espectral da vegetação sofre alterações ao longo de seu desenvolvimento, necessitando, portanto, de imageamento multitemporal. Contudo, tem-se observado que diversos pesquisadores e setores ligados ao agronegócio têm desenvolvido seus voos de imageamento utilizando diferentes metodologias para processamento das imagens e obtendo diferentes e estranhos resultados. Uma vez que as condições atmosféricas e de iluminação interferem diretamente na aquisição de imagens, a calibração dos sensores acoplados a VANTs se torna extremamente importante, devendo ser realizada a cada missão de voo.

2.7. Calibração radiométrica de câmera digital para uso em VANT

Câmeras digitais são comumente equipadas com detector interno *Couple Charge Device* – CCD, o qual é sensível, em teoria, à radiação eletromagnética entre 350 e 1100 nm (LEBOURGEOIS et al., 2008). Para selecionar os comprimentos de onda incidentes no sensor, filtros ópticos intercambiáveis são amplamente utilizados por diferentes autores (HUNT Jr., et al. 2010, LELONG et al., 2008, NEBIKER et al., 2008).

A resposta espectral de sensores remotos é a chave para o entendimento dos dados obtidos, levando a melhores formas de processamento dos mesmos (BARSÍ et al., 2014). Em câmeras digitais comumente equipadas com detector CCD a radiação incidente é distribuída nos pixels da imagem obtida e, então, convertida em sinal elétrico, sendo que a saída dos dados se dá em forma de número digital – ND (MANGOLD et al., 2013). Contudo, ressalta-se que é necessária maior atenção na relação existente entre ND e radiância (KUUSK e PAAS, 2007), sobretudo em relação à banda infravermelho, que pode apresentar limitações de uso e processamento (LALIBERTE et al., 2011).

Valores de números digitais podem sofrer alterações de acordo com as condições atmosféricas e de iluminação no momento do voo de aquisição de imagens (HONKAVAARA et al., 2009), fato que impede que os mesmos sejam considerados como unidade quantitativa. Somente o conhecimento do comportamento radiométrico de cada pixel torna possível a obtenção de informações espectrais fidedignas sobre alvos de interesse (KELCEY e LUCIEER, 2012; DEL POZO et al., 2014).

O pré-requisito para a aquisição de informações espectrais quantitativas é a calibração radiométrica do sensor utilizado. A razão da radiância de um alvo de interesse e da radiância de um alvo padrão resulta em valores de reflectância permitindo, por meio dessa razão, a integração de dados espectrais provenientes de diferentes sistemas e sensores remotos (SHAEPMAN-STRUB et al., 2006) além de melhor caracterizar espectralmente alvos de interesse uma vez que se elimina as interferências atmosféricas e de iluminação (HONKAVAARA et al., 2009).

A calibração de câmeras digitais vem sendo estudada em laboratório por mais de 30 anos (CLARCK e FRYER, 1998, FRASER, 1997, 1998, HEALEY, 1994). Contudo, considerando as diferenças de condições de operação existentes entre laboratório e campo, a calibração não deve ser desenvolvida somente em ambiente controlado (HONKAVAARA et al., 2009). Coletas de campo contribuem positivamente para a relação existente entre radiância / reflectância, enfatizando que o número de alvos de calibração possuem relação direta com a qualidade dos modelos obtidos (SMITH e MILTON, 1999). Os modelos de calibração devem ser especificamente ajustados para cada necessidade. Assim, cada câmera tem seu próprio modelo, devendo ser evitado o uso de modelos iguais em câmeras diferentes (WITHAGEN et al., 2007).

A calibração de sensores em diferentes níveis de operação é de interesse de diversos autores: nível orbital (PONZONI et al., 2008, BARSÍ et al., 2014, MISHRA et al., 2014), nível aéreo, com sensores embarcados em aeronaves (ZHANG, 2000, QUEMADA et al., 2014) e nível aéreo, com sensores acoplados a VANTs (BERNI et al., 2009, LEBOURGEOIS et al., 2008, SANSEEMOUNG et al., 2012, HONKAVAARA et al., 2009, 2013, LALIBERT et al., 2011, ZARCO-TEJADA et al., 2012).

2.8. Geoprocessamento

Geoprocessamento pode ser entendido como um conjunto de ferramentas e tecnologias que promovem a extração e/ou tratamento de informações de objetos e/ou fenômenos localizados geograficamente, de modo que o cruzamento de tais informações possa levar ao melhor aproveitamento dos dados (MOREIRA, 2011).

Parte inerente ao geoprocessamento é a associação de informações geolocalizadas a imagens georreferenciadas obtidas por meio de sensores orbitais, suborbitais e aéreos. Dessa forma, além da localização geográfica de objetos e fenômenos, torna-se possível a identificação

visual e caracterização espectral dos mesmos. A ferramenta mais divulgada do geoprocessamento para manusear dados geográficos são os sistemas de informações geográficas – SIGs.

Dentre os principais SIGs está o SPRING, desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, no ano de 1991. Esse software permite o tratamento de imagens, extração de informações, desenvolvimento de mapas temáticos, cadastrais, redes e modelos numéricos do terreno (CAMARA et al., 1996).

2.9. Processamento digital de imagem

Historicamente o processamento digital de imagens esteve atrelado a imagens provenientes de sensores orbitais. Contudo, com o desenvolvimento recente de plataformas aéreas e sensores de baixo peso, o processamento de imagens tem sido aplicado também em imagens provenientes de sensores aerotransportados, como câmeras acopladas à VANTs.

O processamento digital de imagens caracteriza-se como um conjunto de técnicas que permite melhor identificação e extração de informações dispostas nas imagens de sensoriamento remoto (CRÓSTA, 1999). De acordo com Jensen (2009), o olho humano é sensível a uma porção muito limitada da REM que interage com os diversos objetos dispostos na superfície terrestre, não sendo, portanto, apto a reconhecer padrões inerentes às imagens. Desse modo, criam-se barreiras à interpretação das imagens, as quais podem ser removidas a partir do processamento digital de imagens.

Para tanto, parte fundamental do processamento de imagens é a atribuição de coordenadas geográficas aos pixels dispostos nas linhas e colunas, promovendo o georreferenciamento. Assim, as informações contidas nas imagens passam a ser informações geolocalizadas (FLORENZANO, 2011).

Somado ao georreferenciamento, outra importante ferramenta do processamento de imagens é a aplicação de operações aritméticas nas bandas da imagem. Dessa forma, por meio da adição, subtração, multiplicação e/ou divisão de bandas espectrais, são geradas novas imagens, cujos pixels apresentam novas configurações (FONSECA e FERNANDES, 2004).

Um dos principais produtos do processamento digital de imagens é a geração e aplicação de índices de vegetação.

2.10. Índices de vegetação

Índices de vegetação – IVs podem ser definidos como razões entre bandas espectrais de uma mesma imagem (FONSECA e FERNANDES, 2004). O objetivo principal dos IVs consiste em ressaltar o comportamento espectral da vegetação (MOREIRA, 2011).

Uma vez que a vegetação sadia apresenta baixa reflectância na porção visível do espectro eletromagnético e elevada reflectância na porção infravermelho próximo essas diferenças podem ser realçadas por meio de IVs.

De acordo com Jensen (2009), os índices de vegetação (medidas radiométricas adimensionais) devem priorizar a maximização da sensibilidade à parâmetros biofísicos da vegetação; a normalização de efeitos de iluminação e condições atmosféricas; e a normalização de efeitos como variações no substrato, topografia, solo e vegetação senescente, de forma que esses IVs possam ser aplicados em diferentes condições vegetais, permitindo avaliações espaciais e temporais.

Na literatura são encontrados inúmeros IVs. Muitos desses índices são redundantes e expressam comportamento semelhante da vegetação. Contudo, dentre todos os IVs, a grande maioria se utiliza dos valores espectrais das bandas verde, vermelho e infravermelho próximo por melhor expressarem o comportamento espectral da vegetação (JENSEN, 2009).

3. MATERIAL E MÉTODOS

O procedimento metodológico e os materiais utilizados no presente trabalho estão descritos abaixo. Na figura 3 está apresentado o fluxograma contendo as principais etapas de condução e desenvolvimento da pesquisa bem como os sensores remotos utilizados para tal finalidade.

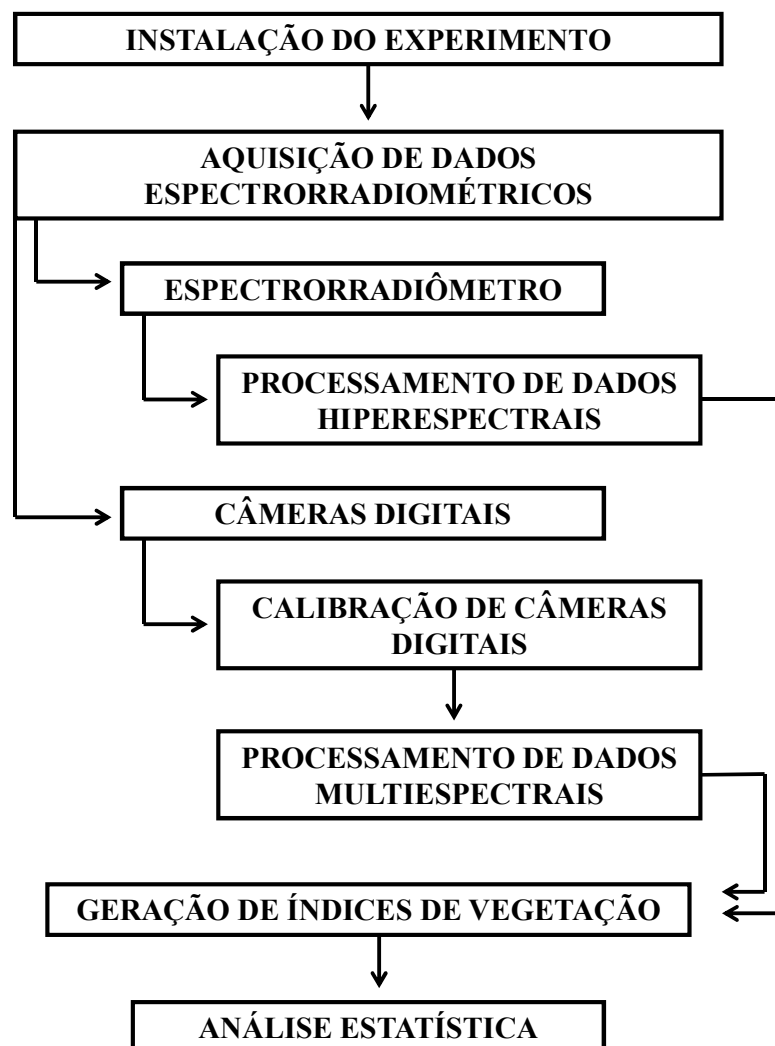


Figura 3. Fluxograma do processo metodológico.

3.1. Implantação do experimento

O experimento (figura 4) foi instalado e conduzido na Unidade de Difusão de Tecnologias da Cocamar Cooperativa Agroindustrial, município de Floresta, Estado do Paraná, Brasil, localizado a 23° 35' 41" sul e 52° 04' 01" oeste, com altitude de aproximadamente 400 metros em relação ao nível do mar.

O delineamento experimental foi de blocos ao acaso (DBC) com parcelas subdivididas em esquema fatorial 4x4 com 4 repetições. Nas parcelas estão as doses de calcário dolomítico (0, 2,60, 5,35 e 8,10 ton ha⁻¹) e nas subparcelas as doses de gesso agrícola (0, 4, 8 e 12 ton ha⁻¹). As

dimensões de cada subparcela, 16 em cada bloco, 64 no total, são 5 x 10 metros, representando 50 m² e totalizando 3,2 ha de área experimental (figura 5).



Figura 4. Imagem do experimento instalado e com plantas de soja em desenvolvimento.

	10 m	10 m	10 m	10 m		10 m	10 m	10 m	10 m		E S T R A D A
5 m	12 ³⁶	0 ³⁵	4 ³⁴	8 ³³	2.6	4 ⁴	8 ³	0 ²	12 ¹	0	
5 m	8 ³⁷	4 ³⁸	0 ³⁹	12 ⁴⁰	8.10	0 ⁵	4 ⁶	12 ⁷	8 ⁸	5.35	
3 m											
5 m	4 ⁴⁴	8 ⁴³	12 ⁴²	0 ⁴¹	0	8 ¹²	12 ¹¹	4 ¹⁰	0 ⁹	2.6	
5 m	0 ⁴⁵	12 ⁴⁶	8 ⁴⁷	4 ⁴⁸	5.35	12 ¹³	0 ¹⁴	8 ¹⁵	4 ¹⁶	8.10	
3 m											
5 m	4 ⁵²	8 ⁵¹	12 ⁵⁰	0 ⁴⁹	2.6	8 ²⁰	4 ¹⁹	0 ¹⁸	12 ¹⁷	0	
5 m	0 ⁵³	4 ⁵⁴	8 ⁵⁵	12 ⁵⁶	8.10	4 ²¹	12 ²²	8 ²³	0 ²⁴	5.35	
3 m											
5 m	12 ⁶⁰	0 ⁵⁹	4 ⁵⁸	8 ⁵⁷	0	0 ²⁸	8 ²⁷	12 ²⁶	4 ²⁵	2.6	
5 m	8 ⁶¹	12 ⁶²	0 ⁶³	4 ⁶⁴	5.35	12 ²⁹	0 ³⁰	4 ³¹	8 ³²	8.10	

G1	0	ton Gesso	C1	V% 50	0	ton Calc
G2	4	ton Gesso	C2	V%70	2.60	ton Calc
G3	8	ton Gesso	C3	V% 90	5.35	ton Calc
G4	12	ton Gesso	C4	V%110	8.10	ton Calc

Figura 5. Croqui da área experimental com delineamento dos blocos, parcelas e subparcelas com dimensões métricas e suas respectivas doses de gesso e calcário.

O processo de preparo do solo, com aplicação de gesso e calcário foi realizado na data de 06/10/2014. Inicialmente aplicou-se o calcário e, em seguida, as doses de gesso para cada parcela.

Para o cultivo da soja, foi utilizada a cultivar Nidera 5909, de ciclo precoce e hábito de crescimento indeterminado. A semeadura ocorreu no dia 09/10/2015, a emergência no dia 14/10/2015. A colheita ocorreu no dia 02/02/2016 e foi realizada na área central de cada parcela evitando-se efeitos de bordadura.

3.2. Caracterização da área de estudo

O município de Floresta está inserido no clima subtropical (Cfa), de acordo com a classificação climática de Köppen (IAPAR).

A sigla Cfa representa o

“clima subtropical; temperatura média no mês mais frio inferior a 18°C (mesotérmico) e temperatura média no mês mais quente acima de 22°C, com verões quentes, geadas pouco frequentes e tendência de concentração das chuvas nos meses de verão, contudo sem estação seca definida”

A figura 6 apresenta o comportamento da temperatura do ar e dos volumes de precipitação na área de estudo no período de desenvolvimento da cultura da soja. Os dados climáticos são provenientes da estação meteorológica localizada em Maringá – PR, município próximo à área de estudo, com latitude 23° 24’ sul, longitude 51° 55’ oeste e altitude de 553 metros em relação ao nível do mar.

Conforme apresentado na figura 6, a temperatura média do ar manteve-se entre 20 e 30 °C e os volumes de precipitação pluviométrica totalizaram 1271 mm. Apesar das condições climáticas, com elevados volumes de chuva, o cultivo da soja foi realizado seguindo as recomendações de temperatura e disponibilidade hídrica.

De acordo com Bhering e Santos (2008), o solo da área de estudo é classificado como Latossolo Vermelho distroférrico, com textura muito argilosa (77,2% argila). A tabela 3 apresenta as propriedades químicas do solo em diferentes profundidades em momento anterior a gessagem e calagem.

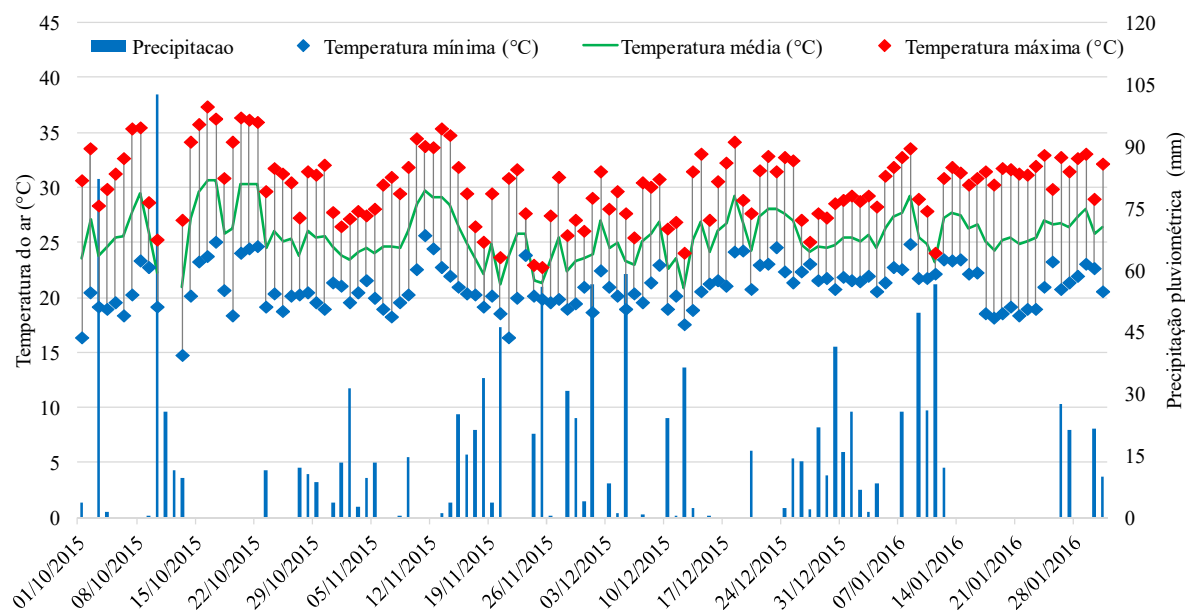


Figura 6. Temperatura do ar mínima, média e máxima (°C), precipitação pluviométrica acumulada (mm), diariamente. Maringá – PR. Outubro de 2015 a janeiro de 2016.

Fonte: Agritempo.

Tabela 3. Características químicas do solo em 06/2014, anteriormente à instalação do experimento, em diferentes profundidades.

Profundidade	pH ¹	pH ²	MO ³	P ⁴	K ⁺	Ca ²⁺	Mg ²⁺	H ⁺ +Al ³⁺	Al ³⁺	V
(m)	CaCl ₂	H ₂ O	g dm ³	mg dm ³	-----	-----	cmol _e dm ³	-----	-----	%
0,00-0,10	4,9	5,5	21,4	11,3	0,25	4,1	1,8	5,4	0,1	53,25
0,10-0,20	4,9	5,5	14,0	3,7	0,06	3,4	1,4	5,1	0,0	48,80
0,20-0,40	5,1	5,8	12,3	2,3	0,06	3,3	1,5	4,6	0,0	50,98
0,40-0,60	5,0	5,6	10,2	2,2	0,04	2,8	1,5	4,6	0,0	48,38
0,60-0,80	4,7	5,2	10,0	2,0	0,04	2,9	1,4	5,6	0,2	44,00

¹pH em CaCl (0,01 mol L⁻¹), ²pH em água, ³Matéria Orgânica, ⁴P extraído por solução de Mehlich-1 e ⁵V = saturação por bases. P e K extraídos com Mehlich-1; Ca, Mg e Al extraídos com KCl 1,0 mol L⁻¹; pH determinado em CaCl₂ 0,01 mol L⁻¹ 1:2,5; H+Al determinado pelo método SMP.

Fonte: Adaptado de Minato (2016).

3.3. Aquisição de dados espectrorradiométricos

Foram utilizados dois sensores remotos em dois níveis de aquisição de dados: espectrorradiômetro, com elevada resolução espectral e câmera fotográfica multiespectral Vis/NIR acoplada a um veículo aéreo não tripulado – VANT.

3.3.1. Aquisição de dados espectrais por meio de espectrorradiômetro

Realizada por meio do espectrorradiômetro Fieldspec 3 Jr (figura 7), fabricado pela ASD Inc., com resolução espectral de 3 nm na faixa que se estende dos 350 aos 1400 nm e 30 nm entre 1400 e 2500 nm.



Figura 7. Sistema operacional em campo do Fieldspec 3 Jr.

O sensor hiperespectral utilizado capta valores espectrais nas porções Vis/NIR do espectro eletromagnético por meio de um detector CCD e na porção *SWIR* por meio do detector *InGaAs photodiode*. Conectado ao Fieldspec 3 Jr. por meio de um cabo de fibra ótica está o acessório ASD Plant Probe (figura 8), que possui fonte luminosa própria e realiza o completo isolamento de fonte luminosa externa, evitando-se interferência de feições espectrais de alvos adjacentes. O funcionamento do espectrorradiômetro é configurado e coordenado pelo micro computador a ele conectado, onde são também armazenados os dados espectrais coletados.



Figura 8. Acessório ASD Plant Probe.

O padrão de reflectância foi obtido por meio de placa Spectralon (Labsphere ®) contida no próprio acessório ASD Plant Probe. Posteriormente, ainda por meio do referido acessório, posicionou-se a face adaxial da folha em avaliação sobre um fundo de cor negra e opaco, também contido no acessório ASD Plant Probe.

Buscando evitar variações locais em virtude da idade das folhas, avaliou-se sempre a folha central do terceiro trifólio totalmente expandido do ápice para a base. Em cada parcela experimental foram coletados dados espectrais de cinco plantas escolhidas aleatoriamente, sendo que cada coleta espectral é resultado de outras 30 leituras realizadas internamente pelo sensor, garantindo maior confiabilidade aos resultados obtidos.

Os dados hiperespectrais foram armazenados no microcomputador e, posteriormente, exportados e convertidos da extensão .asd para .txt por meio do software Viewspect Pro (ASD, 2008).

Os valores de reflectância foram então separados nas bandas vermelho, verde, azul e infravermelho próximo, o que permite a normalização dos dados obtidos com consequente eliminação de possíveis ruídos (NANNI e DEMATTÊ, 2006).

3.3.2. Aquisição de dados por meio de câmera fotográfica multiespectral

Os dados foram adquiridos por meio de duas câmeras multiespectrais Fujifilm S200-EXR idênticas (figura 9), acopladas a um VANT. Dessa forma, tornou-se possível a obtenção de imagens na porção visível e infravermelho próximo simultaneamente, como descrito adiante.

As câmeras utilizadas são equipadas com detector interno *charge-coupled device* – CCD, com sensibilidade à radiação eletromagnética entre 350 e 1100 nm (LEBOURGEOIS et al., 2008) e diferem das câmeras comuns por não apresentarem filtro interno de bloqueio à radiação infravermelho. A resolução radiométrica é 8 bits, 256 números digitais ou níveis de cinza, distribuídos em três canais: *red* (vermelho), *green* (verde) e *blue* (azul).

No processo de tomada das imagens, visando evitar variações inerentes ao sensor utilizado, o foco da câmera foi travado, e o balanço de branco foi personalizado e padronizado para as condições de iluminação do ambiente de aquisição. As imagens foram tomadas em formato RAW, tamanho *Large 4:3* com 4000x3000 pixels e o ISO utilizado foi de 800. O ISO escolhido deveu-se à qualidade das imagens obtidas. De acordo com Lalibert et al. (2011), o número digital pode apresentar variações de acordo com o ISO utilizado. Assim, padronizou-se o ISO 800 para todas as avaliações realizadas.

A Fujifilm S200-EXR foi configurada no modo EXR, que controla a abertura do diafragma e o tempo de abertura do obturador de acordo com a quantidade de radiação incidente para sensibilização do detector CCD.



Figura 9. Câmera fotográfica multiespectral Fujifilm S200 EXR.

Para selecionar os comprimentos de onda incidentes nas câmeras fotográficas utilizaram-se filtros ópticos (HUNT Jr. et al., 2010, LELONG et al., 2008, NEBIKER et al., 2008). Equipou-se cada uma das câmeras utilizadas respectivamente com os filtros ópticos: UV-IR-CUT, filtro que bloqueia a passagem da radiação ultravioleta e infravermelho, permitindo apenas a transmissão de valores espectrais na faixa visível; e 760 nm, filtro que permite apenas a passagem da radiação do espectro infravermelho com comprimentos de onda superiores a 760 nm (figura 10).



Figura 10. Filtro óptico de 760 nm (esquerda) e UV-IR-CUT (direita).

Antes das câmeras serem acopladas ao VANT e levadas a campo, realizou-se a calibração radiométrica das mesmas com o intuito de avaliar a correlação entre esses sensores e o sensor hiperespectral, assegurando a aquisição de valores espectrais fidedignos, compatíveis com a realidade espectral dos alvos avaliados.

3.3.2.1. Calibração radiométrica de câmera fotográfica multiespectral

Inicialmente, com o objetivo de checar a resposta radiométrica, ambas as câmeras foram avaliadas utilizando esfera integradora óptica, considerada emissora e distribuidora homogênea de luminosidade, modelo UMKK-280, fabricada pela Gigahertz Optik Inc., conforme apresentado na figura 11.

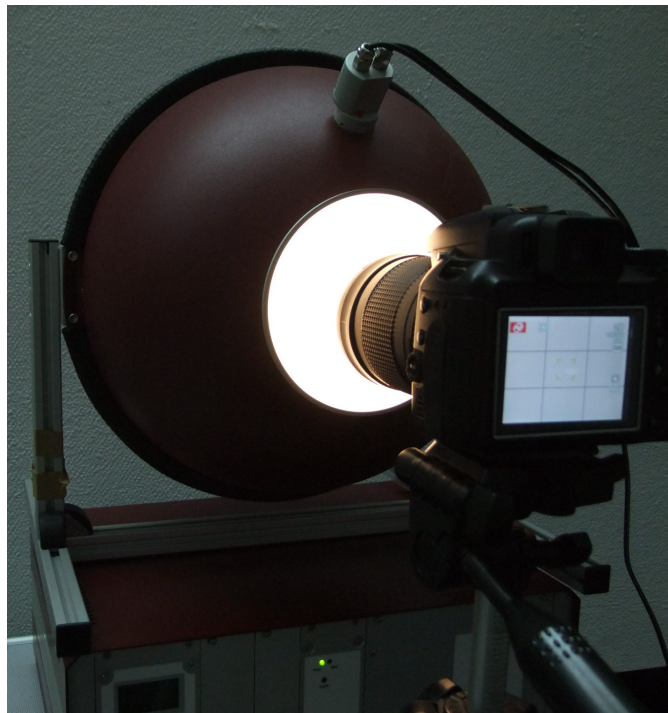


Figura 11. Câmera digital posicionada em frente à esfera integradora.

Os sensores utilizados foram operados em ambiente completamente isolado de fonte luminosa externa, possuindo teto, piso, paredes e demais acessórios em cor negra. Durante o processo de aquisição de dados espectrais a temperatura ambiente foi mantida em 17 °C.

Realizou-se uma tomada de foto com cada uma das câmeras com total ausência de luz e com as respectivas lentes cobertas com corpo negro. Dessa forma foi possível estimar o ruído interno ou *noise* das câmeras utilizadas, sendo, portanto, possível a aquisição de um valor de *offset* o qual foi, por sua vez, subtraído das avaliações subsequentes (KELCEY e LUCIEER, 2012).

Posteriormente, na presença de fonte luminosa (lâmpada halógena de 600W) e com geometria de 30° entre essa e os alvos de referência para calibração posicionou-se a lente da

câmera utilizada a 25 cm dos alvos de referência, e a lente de 8° do Fieldspec 3 Jr. a 8 cm distante dos mesmos (figura 12).



Figura 12. Posicionamento da câmera fotográfica multiespectral (esquerda) e espectrorradiômetro (direita) em ambiente controlado.

Foram utilizadas seis lonas de cores e tonalidades diferentes como alvos de referência para calibração: vermelho, verde, azul, amarelo, cinza escuro e cinza claro. As lonas utilizadas em laboratório para captação de valores espectrais por meio do Fieldspec 3 Jr. possuem dimensão de 30x30 cm; já as utilizadas para tomada de imagens multiespectrais possuem dimensão 5x5 cm, sendo que as 6 lonas foram alocadas em uma mesma placa com o intuito de não proporcionar diferença de iluminação entre os alvos.

Realizou-se uma fotografia dos alvos de referência com cada um dos filtros utilizados e coletaram-se valores de reflectância dos alvos de referência com o espectrorradiômetro. Como padrão de reflectância utilizou-se placa Spectralon (Labsphere ®).

A eficiência dos filtros foi avaliada por meio do espectrorradiômetro (figura 13). Para tanto, em condições controladas, obteve-se o valor padrão de reflectância por meio da Placa Spectralon e, posteriormente, posicionou-se cada um dos filtros sobre a lente do espectrorradiômetro, registrando-se apenas valores espectrais transmitidos por cada um deles.

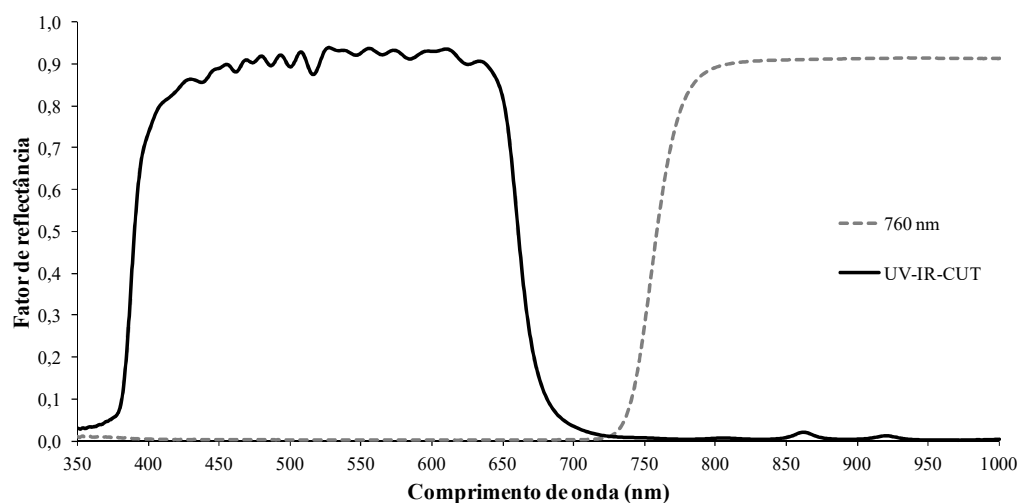


Figura 13. Curva espectral transmitida por meio dos filtros ópticos avaliados.

Em câmeras digitais as bandas vermelho, verde e azul podem apresentar sensibilidade à radiação infravermelho (BOBBE et al., 1995, ZIGADLO et al., 2001) sendo a banda vermelho a que apresenta maior sensibilidade à essa radiação (HUNT Jr. et al., 2010).

Assim, as imagens obtidas com filtro óptico de 760 nm foram processadas por meio da equalização dos valores dos pixels das bandas vermelho, verde e azul, de acordo com CRUSIOL et al. B (2016).

Por fim, as imagens obtidas foram convertidas do formato RAW para .TIFF, realizou-se a extração dos valores de números digitais – ND dos alvos de calibração e estabeleceu-se a correlação entre a média dos NDs e dos valores de reflectância dos alvos de referência para as bandas vermelho, verde e infravermelho próximo.

3.3.2.2. Processamento de dados multiespectrais

As imagens adquiridas em campo foram exportadas e convertidas do formato .RAW para .TIFF por meio do software FinePixViewer, fornecido pela própria Fujifilm.

O processamento digital de imagens foi realizado por meio do software Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas – SPRING 5.2.6 (CAMARA et al., 1996), disponibilizado gratuitamente online pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE.

Com a utilização de um GPS HiPer II (Topcon ®), coletou-se em campo as coordenadas de pontos de controle e dos limites de cada uma das parcelas experimentais. Posteriormente, em ambiente SPRING, realizou-se o georreferenciamento das imagens obtidas utilizando o sistema de projeção *WGS 84*. A primeira imagem foi georreferenciada por meio dos pontos de controle coletados em campo. Já as imagens subsequentes foram registradas tendo como base a imagem de referência inicial, selecionando-se pontos em comum em ambas as imagens. Por fim, ainda em ambiente SPRING, elaborou-se um grid de todas as parcelas experimentais, possibilitando a identificação das mesmas nas imagens obtidas.

Após a realização do georreferenciamento de imagens extraiu-se os NDs de cada uma das parcelas experimentais em cada data de avaliação. Em cada parcela foram realizadas cinco amostragens de NDs nas bandas vermelho, verde e infravermelho próximo adquiridos em uma janela de 3x3 pixels, totalizando 45 pixels por parcela. Os valores de NDs foram exportados em formato .txt para posterior processamento.

A conversão dos valores de NDs para reflectância foi realizada por meio da aplicação de um modelo de calibração desenvolvido especificamente para cada avaliação. Para tanto, em cada data de avaliação, lonas de cor vermelha, verde e azul, de dimensões 5 x 5 metros foram levadas a campo e por meio de seus NDs em condições de campo e seus valores de reflectância em laboratório os modelos de calibração foram gerados.

3.4. Geração de índices de vegetação

Existem divergências na literatura científica sobre os comprimentos de onda limites de cada banda espectral. Dessa forma, embora as bandas espectrais não possam ser delimitadas rigorosamente, estabelece-se que a banda vermelho está compreendida entre 620 e 700 nm, a verde entre 500 e 578 nm e a infravermelho próximo entre 700 e 1000 nm (MOREIRA, 2011).

Realizou-se a média dos dados hiperespectrais de cada parcela experimental nas bandas verde (500 e 578 nm), vermelho (620 e 700 nm) e infravermelho próximo (760 e 1100 nm, uma vez que a aquisição de imagens multiespectrais se deu com uso de filtro óptico 760 nm). O mesmo ocorreu nas imagens multiespectrais: realizou-se a média dos NDs obtidos para as referidas bandas para cada parcela experimental.

A partir dos valores obtidos por meio das câmeras fotográficas multiespectrais e espectrorradiômetro para as bandas vermelho, verde e infravermelho próximo, foram calculados os índices de vegetação – IVs: NDVI (Índice de vegetação da diferença normalizada – ROUSE et al., 1974), GNDVI (Índice de vegetação da diferença de verde normalizado – GITELSON et al., 1996), GNIR (Razão entre verde e infravermelho próximo – BAUSCH e DUKE, 1996), RNIR (Razão entre vermelho e infravermelho próximo – RICHARDSON e WIEGAND, 1977), RVI (Razão entre infravermelho próximo e vermelho – BIRTH e MCVEY, 1968) E GRVI (Razão entre infravermelho próximo e verde – SRIPADA et al., 2006) de acordo com as equações 1, 2, 3 e 4, 5 e 6 respectivamente.

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

Onde,

NDVI = Índice de vegetação da diferença normalizada

NIR = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda infravermelho próximo

Vm = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda do vermelho

$$(2) \quad GNDVI = \frac{NIR - Vd}{NIR + Vd}$$

Onde,

GNDVI = Índice de vegetação da diferença de verde normalizado

NIR = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda infravermelho próximo

Vd = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda do verde

$$(3) \quad GNIR = \frac{Vd}{NIR}$$

Onde,

GNIR = Razão entre o verde e infravermelho próximo

NIR = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda infravermelho próximo

Vd = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda do verde

$$(4) \quad RNIR = \frac{Vm}{NIR}$$

Onde,

RNIR = Razão entre o vermelho e infravermelho próximo

NIR = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda infravermelho próximo

Vm = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda do vermelho

$$(5) \quad RVI = \frac{NIR}{Vm}$$

Onde,

RVI = Razão entre o infravermelho próximo e vermelho

NIR = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda infravermelho próximo

Vm = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda do vermelho

$$(6) \quad \text{GRVI} = \text{NIR} / \text{Vd}$$

Onde,

GRVI = Razão entre infravermelho próximo e o verde

NIR = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda infravermelho próximo

Vd = Reflectância média dos comprimentos de onda da banda do verde

3.5. Veículo aéreo não tripulado – VANT utilizado

Octocóptero modelo DJI S1000 (DJI ®) constituído de fibra de carbono, equipado com motores T-motor 5212 340 kv Brushless (Tiger Motors brushless®) com hélices 17 x 5,5 também constituídas de fibra de carbono (figura 14). O VANT utilizado possui capacidade de carga de 4 kg e autonomia de voo de 20 minutos utilizando bateria LiPo de 16000 mAh, 6 S 22,8 V. O sistema de navegação e controle foi constituído e realizado por meio de placa Pixhawk 3DR (3D Robotics Project) que, por meio de sua plataforma aberta, permite o desenvolvimento de plano de voo. Sistema de telemetria de 900 MHz foi utilizado para controlar a altitude de voo. Informações de posicionamento absoluto foram obtidas por meio de GPS Ublox Lea-6H. Para transmitir o vídeo da câmera para a estação em solo utilizou-se o sistema “*First Person View* (FPV) de 5.8 GHz). O sistema operacional do VANT utilizado está apresentado na figura 15.



Figura 14. Veículo aéreo não tripulado utilizado.



Figura 15. Sistema operacional do VANT utilizado.

3.6. Datas de avaliações

As avaliações por meio do sensor hiperespectral Fieldspec 3 Jr. foram realizadas em oito datas: aos 27, 38, 48, 58, 63, 68, 83, 96 dias após a emergência (DAE). Já as avaliações realizadas por meio de câmeras multiespectral acopladas a VANT foram realizadas em três datas, correspondentes ao período de enchimento de grãos da cultura da soja: aos 68, 83, e 96 DAE.

3.7. Avaliação dos estádios de desenvolvimento

Os estádios de desenvolvimento (ED) da cultura da soja foram avaliados de acordo com a metodologia utilizada por Farias et al. (2007), proposta por Fehr e Cavinnes (1977).

3.8. Análise dos dados

Os dados espectrais foram analisados na seguinte ordem:

- Caracterização espectral das dezesseis interações de doses de gesso e calcário separadamente ao longo das oito datas de avaliação.
- Caracterização espectral das oito datas de avaliação separadamente de cada interação de doses de gesso e calcário.
- Relação entre cada índice de vegetação obtido por meio de sensor hiperespectral nas oito datas de avaliação e doses de gesso e calcário.

- Relação entre cada índice de vegetação obtido por meio de câmeras digitais nas três datas de avaliação e doses de gesso e calcário.

- Correlação entre os índices de vegetação obtidos por meio de sensor hiperespectral e multiespectral nas três datas de avaliação.

3.9. Análise estatística

Para a compreensão do comportamento espectral da cultura avaliada foram elaborados gráficos de cada data de avaliação contendo as 16 interações de doses de gesso e calcário. No eixo *Y* estão apresentados os fatores de reflectância e no eixo *X* estão apresentados os comprimentos de onda (de 400 a 1000 nm). A mesma configuração dos eixos *X* e *Y* foi utilizada para apresentação do comportamento espectral de cada um dos tratamentos nas 8 datas de avaliação.

Aplicou-se aos valores de índice de vegetação, obtidos por meio das câmeras acopladas ao VANT e por meio do espectrorradiômetro, o teste Shapiro-Wilk com o intuito de verificar se os mesmos apresentam distribuição normal e o teste Hartley, para verificação da homogeneidade das variâncias.

Sempre que os pressupostos (testes Shapiro-Wilk e Hartley) foram atendidos os dados de reflectância obtidos pelos dois sistemas sensores foram então submetidos à análise de variância – ANAVA e análise de regressão a 0,15 de significância. Para realização do teste Shapiro-Wilk e análise de regressão foi utilizado o software Sisvar (FERREIRA, 2010); já o teste Hartley foi realizado por meio do software Excel.

Para a análise de regressão procedeu-se o ajuste de modelos lineares e quadráticos. A escolha do modelo se deu de acordo com a significância do teste F.

A relação entre os índices de vegetação obtidos por meio dos dois sistemas sensores foi realizada por meio da correlação de Pearson e posterior aplicação do teste t Student com 0,05 de significância para avaliação das correlações obtidas. Já a relação entre número digital e fator de reflectância, utilizada na calibração das câmeras, foi submetida ao teste t ao nível de 0,01 de significância. Ambas as análises foram realizadas por meio do software Excel.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Calibração de câmeras digitais

Os valores de correlação entre câmera digital e espectrorradiômetro para as bandas vermelho, verde e infravermelho próximo estão dispostos na figura 16.

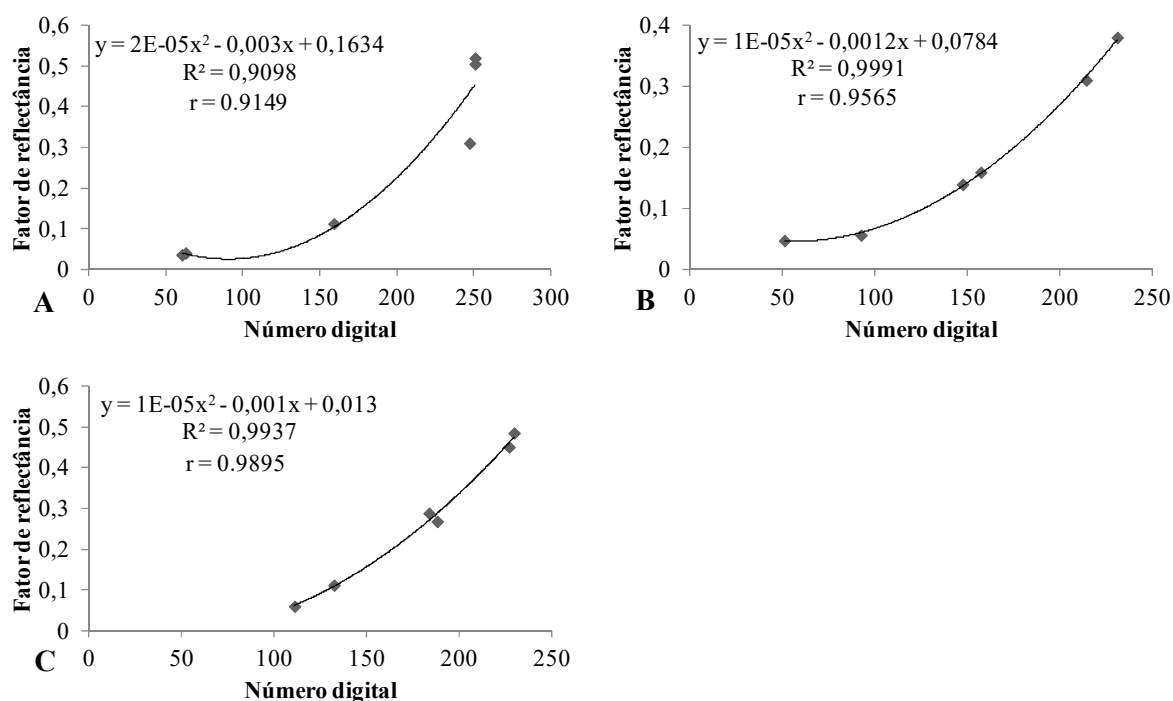


Figura 16. Correlação de Pearson entre número digital e fator de reflectância para as bandas vermelho (a), verde (b) e infravermelho próximo (c).

Por meio dos valores observados na figura 16 fica evidenciada a correlação próxima de 1 entre as câmeras digitais utilizadas e o espectrorradiômetro, sendo que para todas as bandas foram obtidos valores de coeficiente Pearson superiores a 0,91. Cabe afirmar que todos os modelos de regressão obtidos foram significativos ao teste t ao nível de 0,01 de significância.

Câmeras digitais modernas são equipadas internamente com sistema de efeito *gamma* o qual realiza o mapeamento da imagem baseado na radiação incidente no sensor e fornece valores de *output* que simulam o olho humano, melhorando, assim, a qualidade visual da imagem obtida (WITHAGEN et al., 2007).

O efeito *gamma* assume que se um *pixel* recebe o dobro de radiância o mesmo deveria apresentar o dobro do valor de número digital. Contudo, para o olho humano, um objeto que fornece o dobro de radiância não será visualizado com o dobro de brilho. Dessa forma, nas imagens obtidas o efeito *gamma* simula o comportamento do olho humano e, por essa razão, a relação linear entre radiância e número digital é afetada (GEHRKE e GREIWE, 2014) podendo resultar em comportamento não linear (RITCHIE et al., 2008).

Devido a falta de precisão do efeito *gamma* nos modelos de calibração de câmeras e a necessidade de adequação de um modelo que melhor descreva o comportamento dos dados obtidos (WITHAGEN et al., 2007), optou-se pela escolha do modelo polinomial de segunda ordem para conversão dos valores de número digital para reflectância.

4.1.1. Correção do efeito *vignetting*

Valores de média, desvio padrão e coeficiente de variação de números digitais nas bandas vermelho, verde e azul das duas câmeras digitais utilizadas na aquisição de imagem da esfera integradora estão apresentados na tabela 4.

Tabela 4. Média, desvio padrão e coeficiente de variação (%) de números digitais das bandas vermelho, verde e azul das duas câmeras avaliadas adquiridos com uso da esfera integradora.

Câmera digital	Banda espectral	Média	Desvio padrão	Coeficiente de variação (%)
Câmera 1	Vermelho	209.47	1.47	0.70
	Verde	161.89	1.60	0.99
	Azul	111.48	1.56	1.40
Câmera 2	Vermelho	215.07	1.39	0.64
	Verde	168.23	1.37	0.81
	Azul	113.95	1.60	1.40

Conforme proposto por Kelcey and Lucieer (2012) o efeito *vignetting* pode causar interferências radiométricas no detector CCD, causando diminuição dos valores no sentido radial, do centro às bordas da imagem. Contudo, é estabelecido também que a correção do efeito *vignetting* pode causar alterações na resposta radiométrica dos pixels da imagem (LALIBERTE et al., 2011).

Nas imagens obtidas, o baixo coeficiente de variação (tabela 4) dos números digitais das bandas vermelho, verde e azul de 0,64 (mínimo) e 1,4 (máximo) foi observado, o que indica que apesar das imagens apresentarem efeito *vignetting*, a homogeneidade da distribuição dos números digitais nas imagens obtidas foi mantida.

Assim, optou-se pela não correção do efeito *vignetting* uma vez que os números digitais das bandas vermelho, verde e azul coletados por ambas as câmeras com uso da esfera integradora apresentaram baixos coeficientes de variação e homogênea distribuição de NDs no detector CCD.

4.2. Comportamento espectral das interações de doses de gesso e calcário nas datas de avaliação

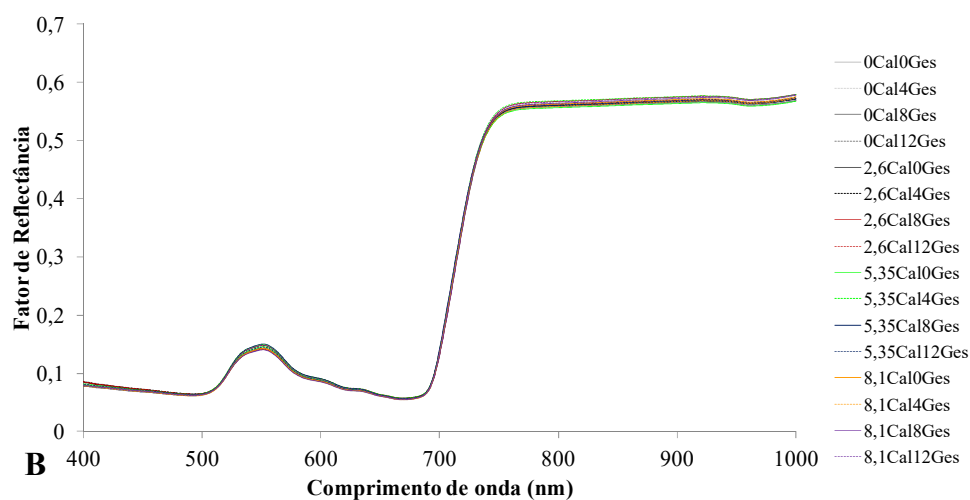
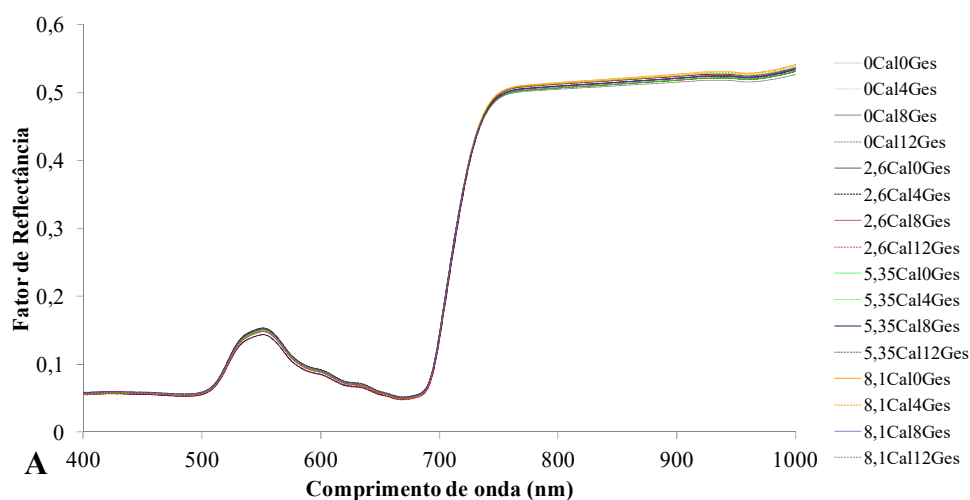
A figura 17 apresenta as curvas espectrais das 16 interações entre doses de gesso e calcário nas 8 datas de avaliação, sendo (a) aos 27 DAE, (b) aos 38 DAE, (c) aos 48 DAE, (d) aos 58 DAE, (e) aos 63 DAE, (f) aos 68 DAE, (g) aos 83 DAE e (h) aos 96 DAE, representados respectivamente pelos estádios de desenvolvimento V4, R2, R3, R4, R5.1, R5.2, R5.4 e R6 (tabela 5).

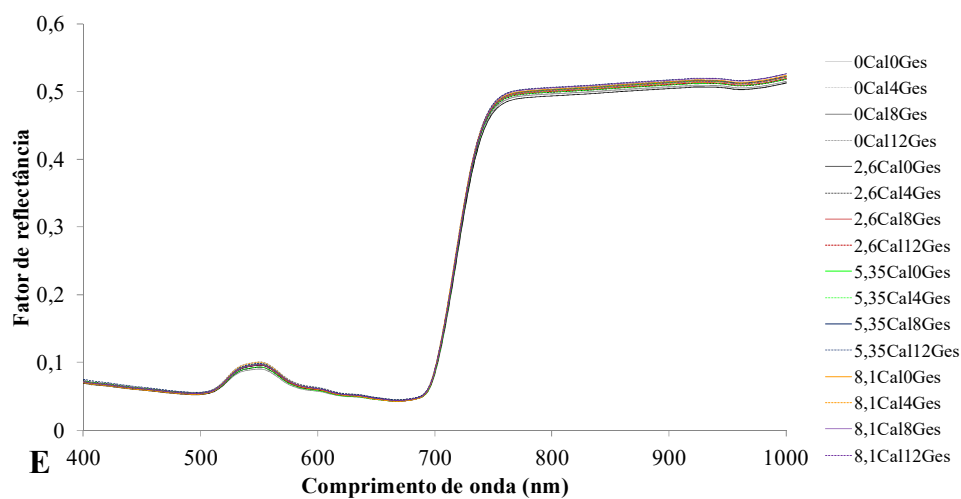
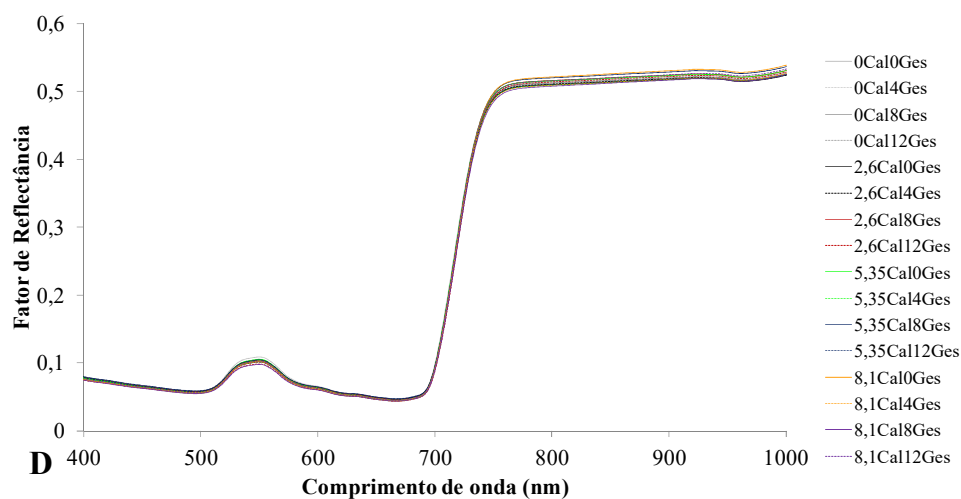
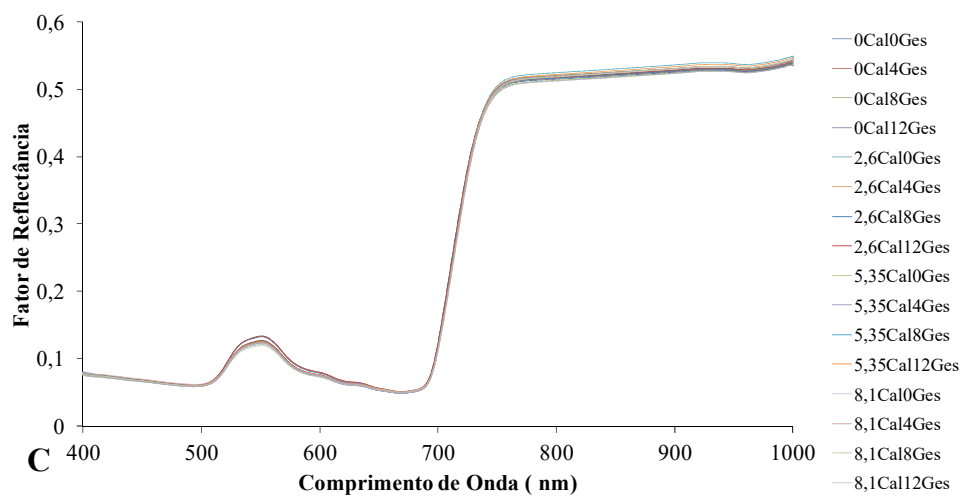
Com base na observação da figura 17 é possível identificar comportamento espectral bastante semelhante entre os tratamentos avaliados. Dentre as oito datas de avaliação a última (96 DAE) apresentou maior diferença visual tanto no espectro visível como infravermelho próximo, sendo que as demais datas apresentaram curvas espectrais sem diferenças visíveis.

Embora técnicas aprofundadas de processamento de dados e modelos estatísticos sejam necessários para melhor avaliação dos alvos de interesse, a avaliação visual das curvas espectrais permite um entendimento rápido sobre o comportamento espectral desses alvos, permitindo a identificação de padrões de reflectância nas porções visível e infravermelho próximo do espectro eletromagnético. Dessa forma, as feições espectrais de culturas agrícolas têm sido avaliadas por diversos autores (GHULAM et al., 2015; GASPAROTTO 2014; CHICATI 2015).

A reflectância na porção visível do espectro eletromagnético está associada diretamente aos pigmentos foliares. Por esse motivo, é intensa a interferência de carotenos, xantofilas, entre outros, sendo que esses estão, na maior parte das vezes, mascarados pela grande influência que a clorofila *a* e *b* exercem (JENSEN, 2009).

Na figura 17 (h) destaca-se que o tratamento sem aplicação de gesso e calcário no solo apresentou valor de reflectância sensivelmente mais elevado na porção visível do espectro. A reflectância nessa região do espectro eletromagnético é um indicativo da ocorrência de situações adversas ao pleno desenvolvimento de plantas (PONZONI et al., 2012). Ainda de acordo com os referidos autores, quando submetida a estresses, as plantas apresentam tendência de promover maior reflexão da REM nessa porção do espectro, resultando em maiores valores de reflectância quando comparadas a plantas sadias.





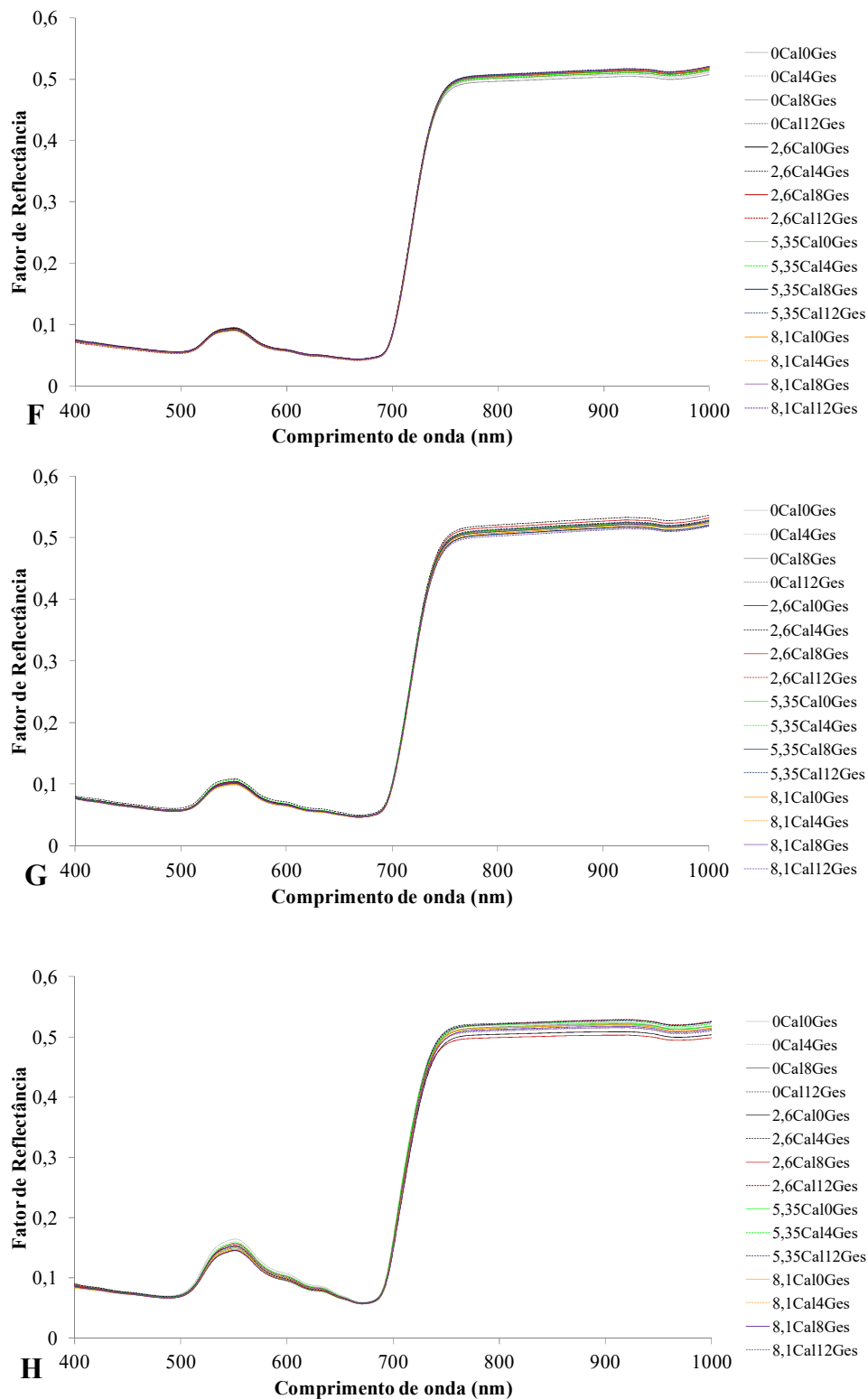


Figura 17. Fator de reflectância médio das folhas de soja das interações de doses de gesso e calcário aos 27 DAE (a), 38 DAE (b), 48 DAE (c), 58 DAE (d), 63 DAE (e), 68 DAE (f), 83 DAE (g) e 96 DAE (h).

Com base na figura 17, para todas as datas de avaliação, é possível observar que as intensidades de reflectância no espectro visível são condizentes com a literatura. Novo (2011) afirma que nessa porção do espectro eletromagnético plantas saudas tendem a apresentar reflectância inferior a 20% e pico próximo aos 550nm, correspondente à cor verde das folhas, com valores inferiores a 20%.

Já na porção infravermelho próximo é possível observar pequenas diferenças nos valores de reflectância. Contudo, não foi possível observar tendência no comportamento espectral dos tratamentos avaliados para essa faixa espectral. Isso porque os valores de reflectância observados não seguem padrão com aumento das doses de gesso e/ou calcário.

Vale ressaltar que a intensidade de reflectância nos espectro infravermelho para todos os tratamentos e para todas as datas de avaliação apresentaram valores entre 40 e 60%, o que, de acordo com Jensen (2009), traduz o comportamento característico de vegetação sadia.

Logo, faz-se necessária a aplicação de índices de vegetação no intuito de tentar identificar e diferenciar as variáveis avaliadas.

4.3. Comportamento espectral das interações de doses de gesso e calcário avaliadas

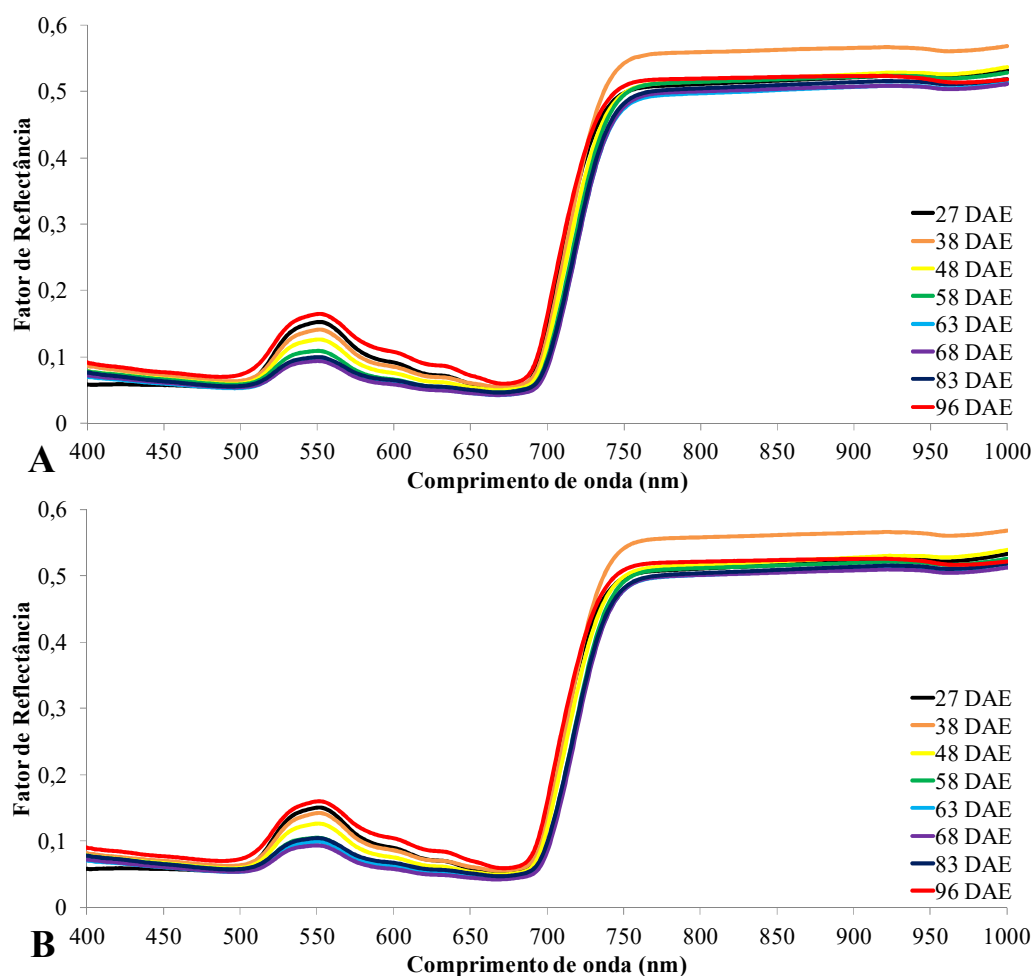
Conforme já apresentado, o espectro visível interage diretamente com os pigmentos presentes nas folhas da vegetação. De acordo com Ponzoni et al. (2012), esses pigmentos são clorofila, carotenos e xantofilas, os quais correspondem respectivamente por 65, 6 e 29% dos pigmentos presentes nos cloroplastos, garantindo assim, o comportamento espectral típico da vegetação nessa faixa do espectro.

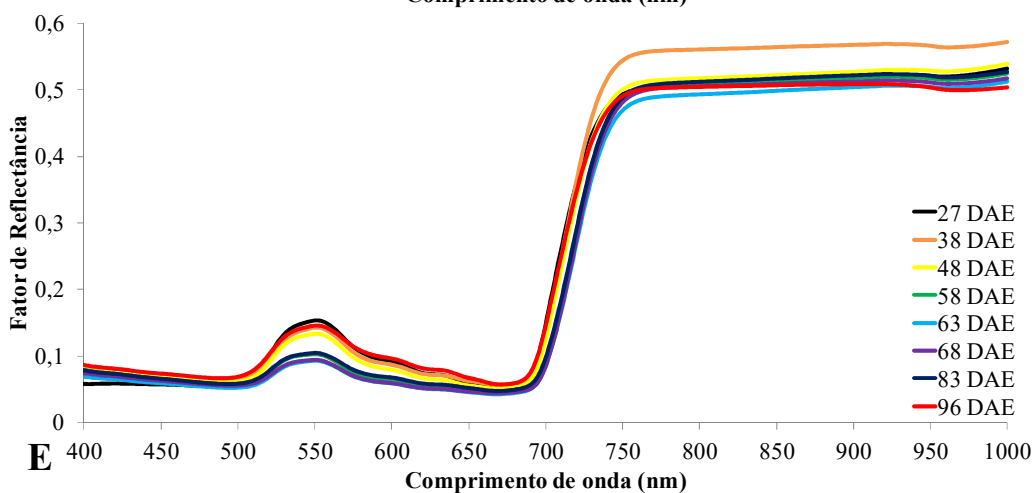
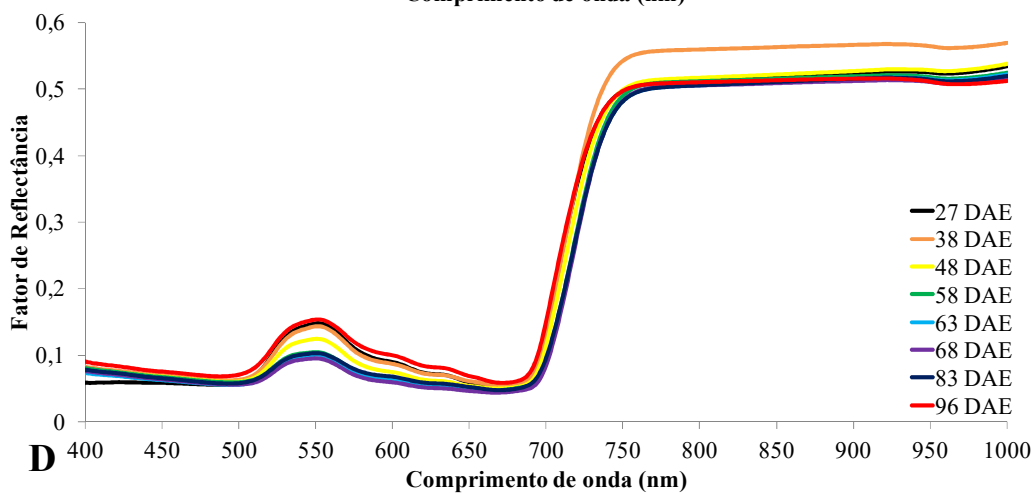
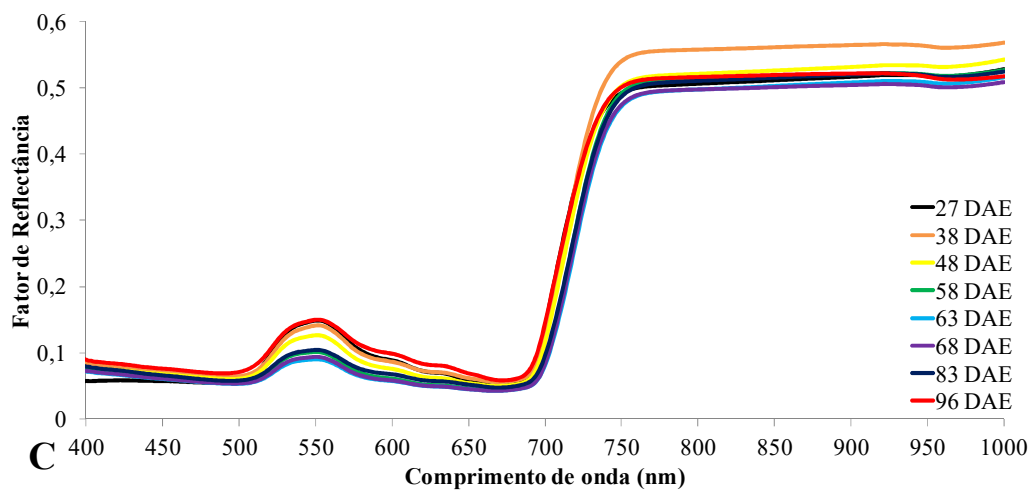
A radiação do espectro visível, aproximadamente entre 400 e 700 nm, também chamada de radiação fotossinteticamente ativa, é responsável pelo processo de fotossíntese promovido pelas plantas (JENSEN, 2009). Para tanto, a radiação absorvida pela planta é convertida em energia para o pleno desenvolvimento das mesmas.

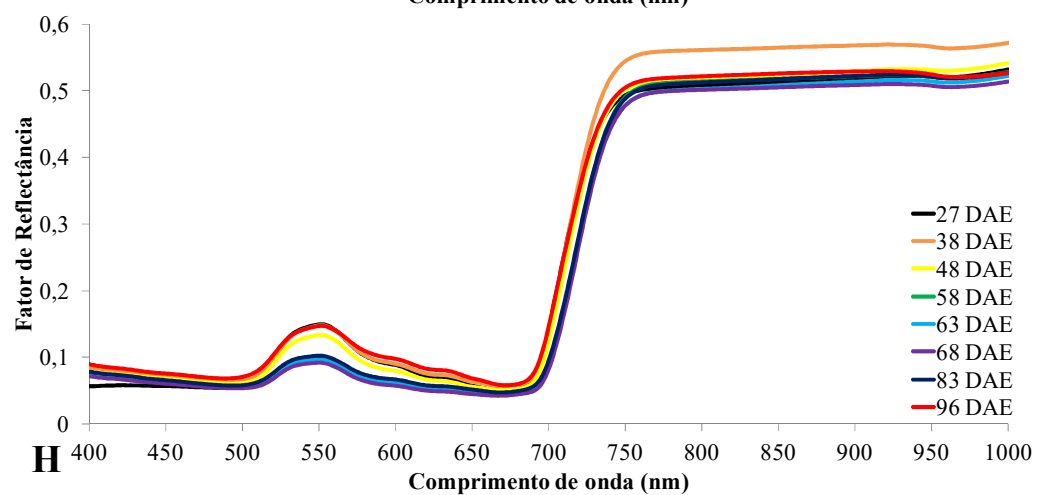
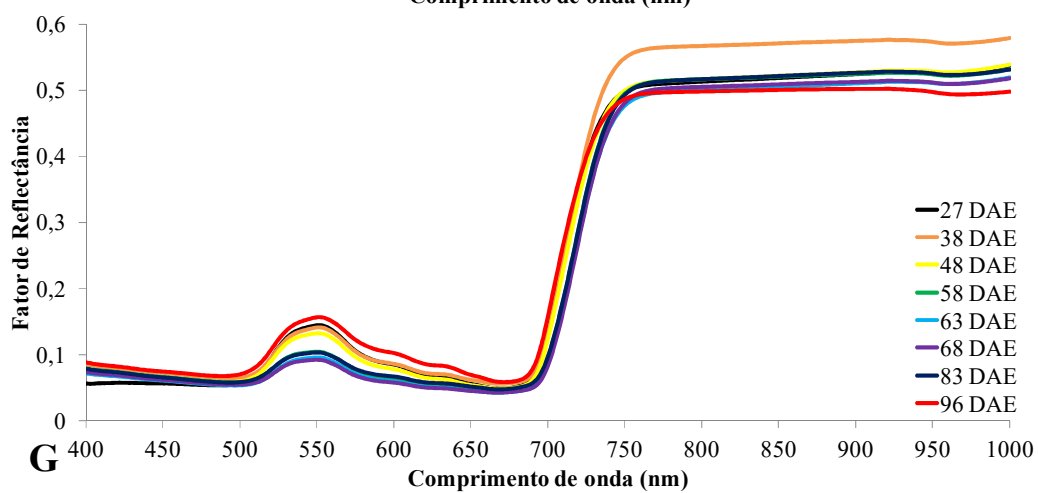
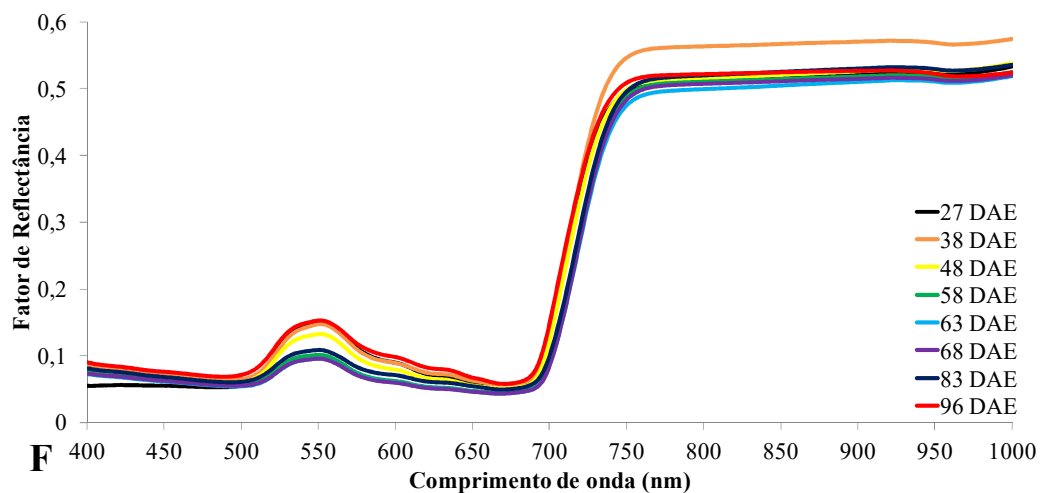
Ocorre, porém, que desde a emergência até seu máximo desenvolvimento as plantas têm sua capacidade fotossintética aumentada resultando em absorção crescente da REM no espectro visível e reflectância cada vez menor nessa faixa espectral. De modo contrário, quando as plantas

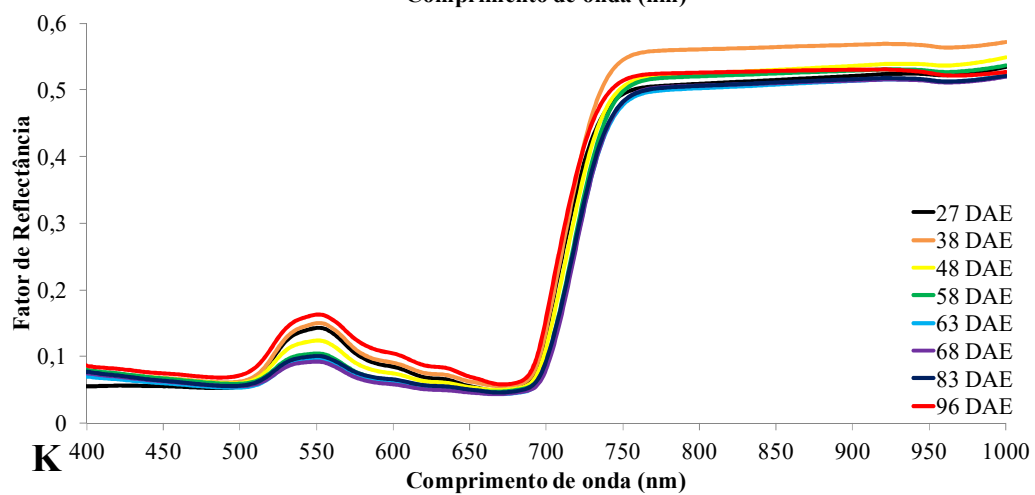
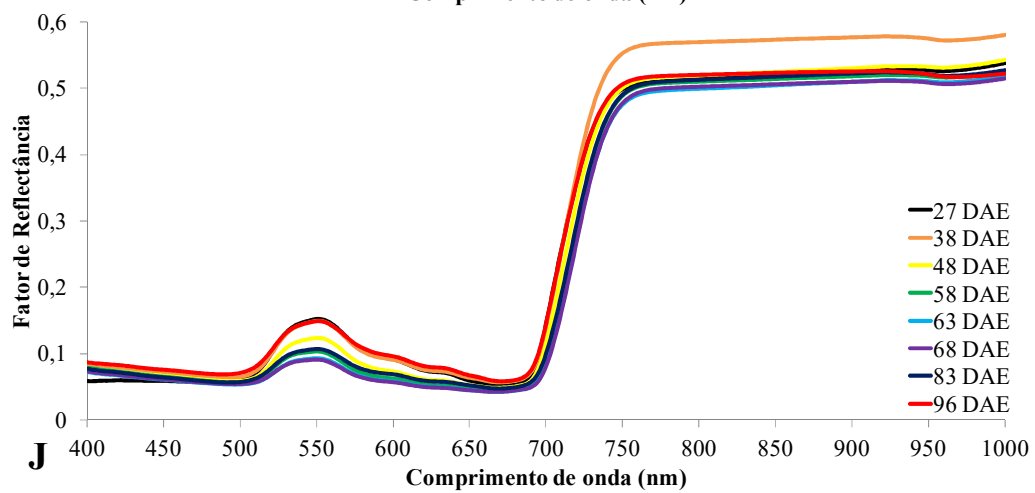
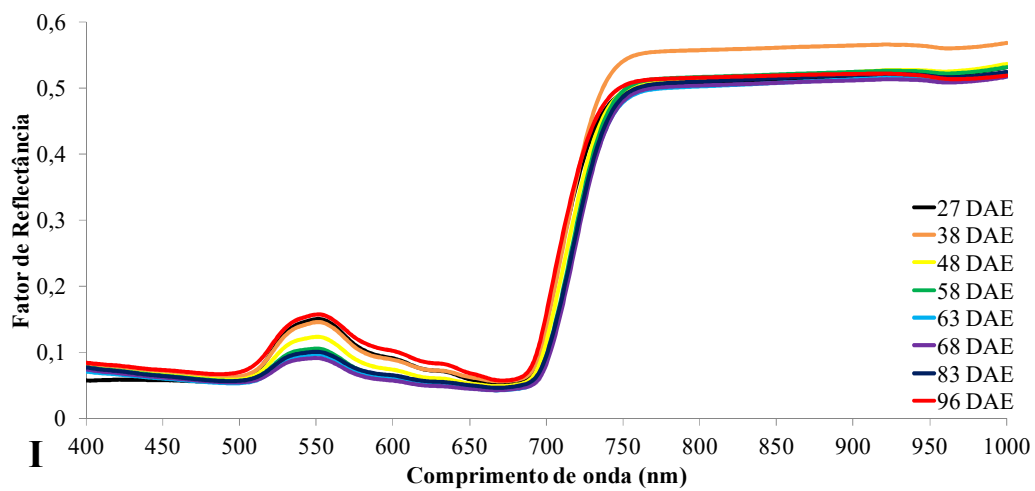
atingem seu pleno desenvolvimento e iniciam seu processo de maturação sua necessidade energética diminui, diminuindo, conseqüentemente, sua atividade fotossintética. Logo, tem-se a diminuição da absorção da radiação visível, ocasionando maior reflectância nesse espectro (MOREIRA, 2011).

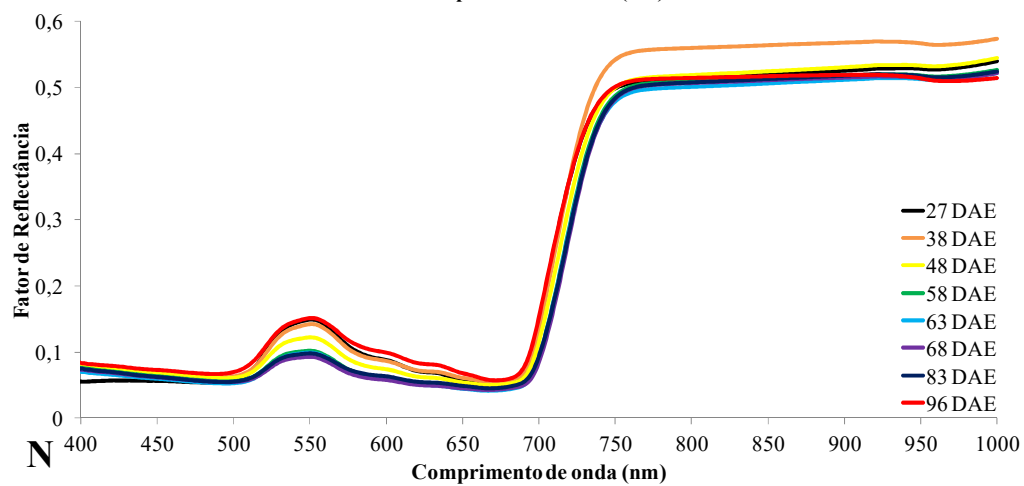
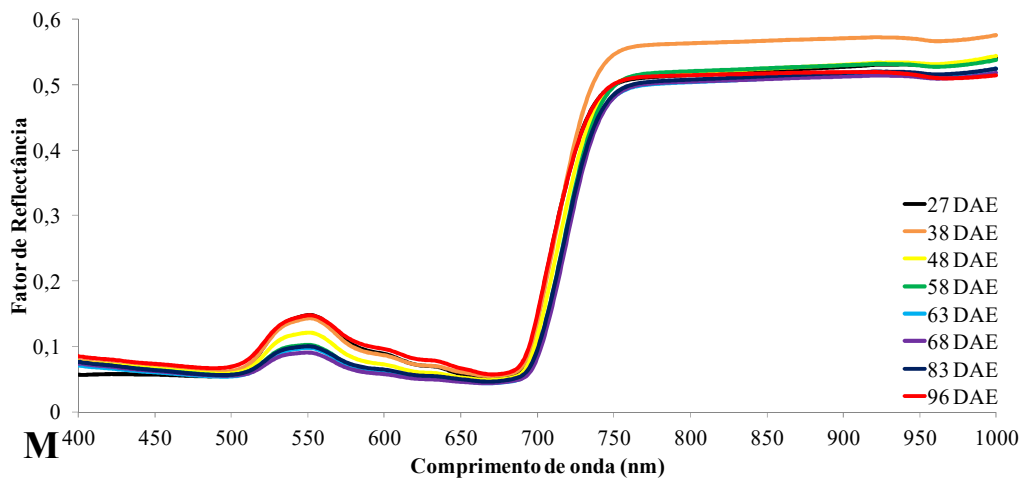
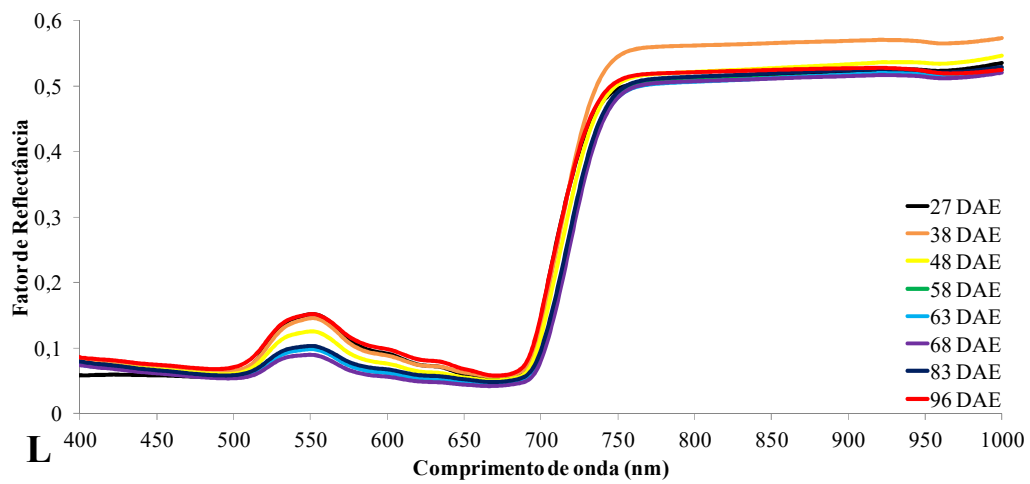
A figura 18 apresenta o comportamento espectral de cada um dos tratamentos avaliados ao longo das oito datas de avaliação. Para todas as interações de doses de gesso e calcário, é possível afirmar que houve desde a primeira avaliação, aos 27 DAE, diminuição progressiva dos valores de reflectância no espectro visível. Essa diminuição prolongou-se até os 83 DAE, sendo que entre os 63 e 83 DAE houve pequena variação dos valores de reflectância. Posteriormente, aos 96 DAE, a reflectância do espectro visível apresentou expressivo aumento, superando, em alguns tratamentos, a reflectância observada nas datas iniciais de avaliação.











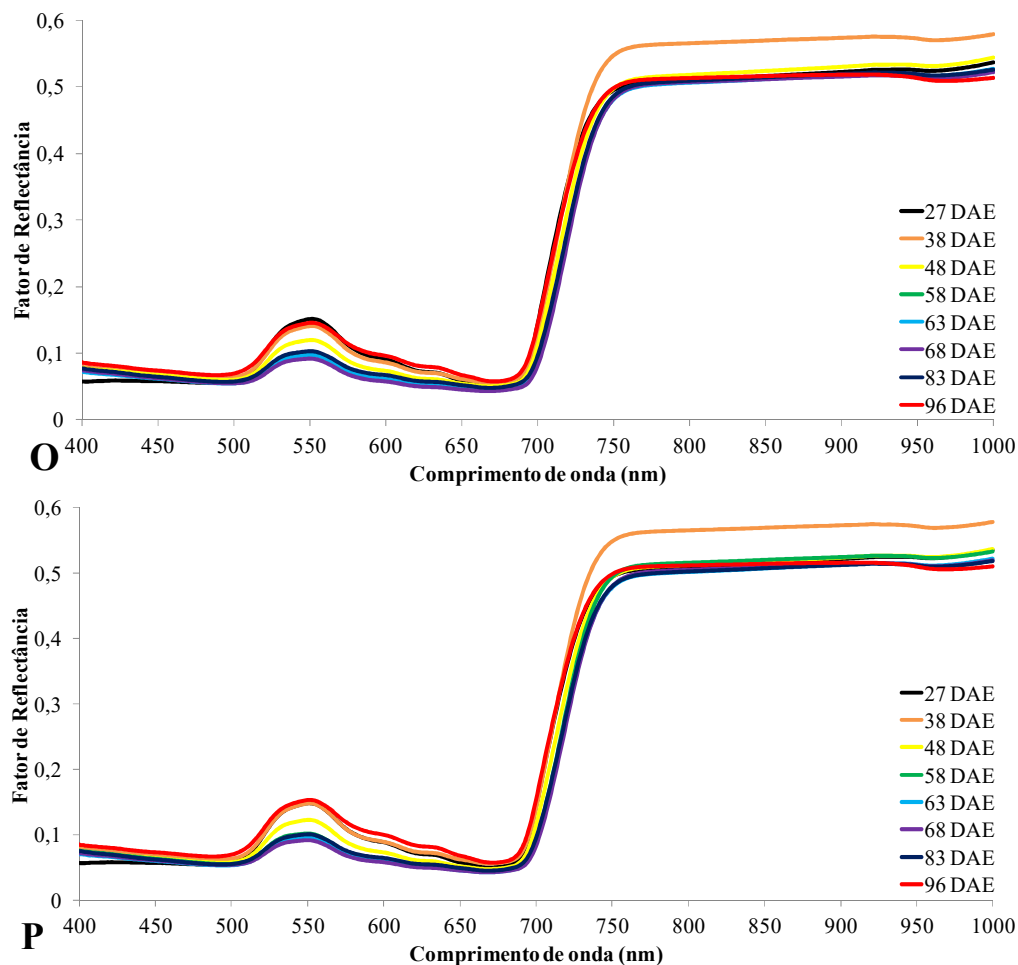


Figura 18. Fator de reflectância médio das folhas de soja nas oito datas de avaliação para as interações de gesso e calcário: 0cal 0ges (a); 0cal 4ges (b); 0 cal 8ges (c); 0cal 12ges (d); 2,6cal 0ges (e) 2,6cal 4ges (f); 2,6cal 8ges (g); 2,6cal 12ges (h); 5,35cal 0ges (i); 5,35cal 4ges (j); 5,35cal 8ges (k); 5,35cal 12ges (l); 8,1cal 0ges (m); 8,1cal 4ges (n); 8,1 cal 8ges (o) e 8,1cal 12ges (p).

Esse comportamento espectraltemporal é explicado pelo desenvolvimento da cultura da soja. De acordo com a tabela 5, entre os 27 e 58 DAE as plantas de soja se desenvolveram desde o estágio V4 até o estágio R4, compreendendo, portanto, o desenvolvimento vegetal até a plena formação das vagens. Entre os 63 e 83 DAE, quando houve relativa estabilização dos valores de reflectância no espectro visível, as plantas de soja estavam no estágio R5, referente ao enchimento de grãos.

Tabela 5. Estádios de desenvolvimento (ED) de plantas de soja nas avaliações nos dias após a emergência (DAE).

DAE	27	38	48	58	63	68	83	96
ED	V4	R2	R3	R4	R5.1	R5.2	R5.4	R6

Já na última data de avaliação, quando os valores de reflectância no espectro visível foram superiores àqueles observados nas demais datas, as plantas de soja encontravam-se no estágio R6, quando o enchimento de grãos está praticamente concluído e iniciar-se-á o processo de maturação.

Já em relação ao infravermelho próximo observou-se que os valores de reflectância praticamente não apresentaram variações, com exceção dos valores observados aos 38 DAE. A interação da vegetação com a REM nessa faixa espectral está diretamente associada à estrutura interna das folhas, resultando no comportamento óptico das mesmas (MOREIRA 2011). Ponzoni et al. (2012) afirmam que no infravermelho próximo a reflectância mostra-se quase constante, fato observado nos valores espectrais de todas as datas de avaliação.

Alterações no padrão de reflectância das folhas nesse intervalo espectral pode ser resultado da submissão das mesmas a algum tipo de estresse (JENSEN, 2009). No entanto, aos 38 DAE quando a reflectância foi nitidamente mais elevada que nas demais datas, não houve diferença entre os tratamentos avaliados, e nas datas subsequentes de avaliação os valores de reflectância apresentaram a mesma configuração que na data inicial e nas datas seguintes.

4.4. Avaliação da relação entre as interações de doses de gesso e calcário e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro e por meio de câmeras digitais

Uma vez que os índices de vegetação têm por objetivo ressaltar o comportamento espectral da vegetação, procederam-se análises de regressão entre os índices de vegetação NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI e os tratamentos avaliados.

Dessa forma, os dados das avaliações realizadas aos 27 DAE estão apresentados na tabela 6. Nessa data de avaliação todos os IVs apresentaram distribuição normal dos erros e homogeneidade de variância.

Tabela 6 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 27 DAE.

27 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	H calc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,946 ^{ns}	14,181 ^{ns}	0,191 ^{ns}	0,298 ^{ns}	0,384 ^{ns}	0,087*
	GNDVI	0,968 ^{ns}	13,942 ^{ns}	0,438 ^{ns}	0,284 ^{ns}	0,389 ^{ns}	0,368 ^{ns}
	RNIR	0,986 ^{ns}	13,417 ^{ns}	0,198 ^{ns}	0,300 ^{ns}	0,387 ^{ns}	0,090*
	GNIR	0,963 ^{ns}	14,019 ^{ns}	0,450 ^{ns}	0,286 ^{ns}	0,390 ^{ns}	0,384 ^{ns}
	RVI	0,955 ^{ns}	18,779 ^{ns}	0,159 ^{ns}	0,283 ^{ns}	0,365 ^{ns}	0,071*
	GRVI	0,901 ^{ns}	14,334 ^{ns}	0,381 ^{ns}	0,275 ^{ns}	0,374 ^{ns}	0,295 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,946 ^{ns}	14,181 ^{ns}	0,628 ^{ns}	0,319 ^{ns}	0,446 ^{ns}	0,801 ^{ns}
	GNDVI	0,968 ^{ns}	13,942 ^{ns}	0,740 ^{ns}	0,715 ^{ns}	0,317 ^{ns}	0,937 ^{ns}
	RNIR	0,986 ^{ns}	13,417 ^{ns}	0,630 ^{ns}	0,327 ^{ns}	0,437 ^{ns}	0,801 ^{ns}
	GNIR	0,963 ^{ns}	14,019 ^{ns}	0,738 ^{ns}	0,742 ^{ns}	0,309 ^{ns}	0,941 ^{ns}
	RVI	0,955 ^{ns}	18,779 ^{ns}	0,630 ^{ns}	0,291 ^{ns}	0,505 ^{ns}	0,811 ^{ns}
	GRVI	0,901 ^{ns}	14,334 ^{ns}	0,759 ^{ns}	0,625 ^{ns}	0,362 ^{ns}	0,937 ^{ns}

* significativo (p valor < 0,15) ; ^{ns} não significativo (p valor > 0,15)

Todos os IVs apresentaram falta de ajuste não significativo (tabela 6). Contudo, os índices NDVI, RNIR e RVI apresentaram valores significativos ao modelo de regressão quadrática para a variável gesso. Porém, esses índices não foram significativos à análise de variância - ANAVA (apêndice 1). Dentre os demais, nenhum IV avaliado foi significativo à ANAVA para as variáveis gesso e calcário e tampouco para a interação de ambas (apêndice 1).

Os dados da ANAVA e análise de regressão das avaliações realizadas aos 38 DAE para os seis IVs utilizados estão apresentados na tabela 7.

Nesta data de avaliação todos os IVs apresentaram homogeneidade das variâncias, porém somente os índices que se utilizam da banda vermelho do espectro eletromagnético (NDVI, RNIR e RVI) apresentaram normalidade dos erros. Nenhum índice apresentou significância para gesso ou para a interação de doses de gesso e calcário (apêndice 2). O NDVI, RNIR e RVI apresentaram significância à regressão quadrática para o tratamento calcário.

Contudo, mesmo esses índices de vegetação tendo apresentado significância à regressão quadrática esses resultados não foram significativos à ANAVA.

Tabela 7 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 38 DAE.

38 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	H calc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,451 ^{ns}	18,166 ^{ns}	0,260 ^{ns}	0,149*	0,195 ^{ns}	0,612 ^{ns}
	GNDVI	0,126*	26,800 ^{ns}	0,274 ^{ns}	0,150 ^{ns}	0,196 ^{ns}	0,705 ^{ns}
	RNIR	0,616 ^{ns}	17,153 ^{ns}	0,258 ^{ns}	0,154 ^{ns}	0,186 ^{ns}	0,614 ^{ns}
	GNIR	0,145*	25,612 ^{ns}	0,272 ^{ns}	0,155 ^{ns}	0,187 ^{ns}	0,703 ^{ns}
	RVI	0,503 ^{ns}	23,921 ^{ns}	0,277 ^{ns}	0,131*	0,252 ^{ns}	0,607 ^{ns}
	GRVI	0,060*	36,200 ^{ns}	0,296 ^{ns}	0,435 ^{ns}	0,558 ^{ns}	0,853 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,451 ^{ns}	18,166 ^{ns}	0,193 ^{ns}	0,411 ^{ns}	0,865 ^{ns}	0,051*
	GNDVI	0,126*	26,800 ^{ns}	0,240 ^{ns}	0,313 ^{ns}	0,816 ^{ns}	0,082*
	RNIR	0,616 ^{ns}	17,153 ^{ns}	0,193 ^{ns}	0,410 ^{ns}	0,880 ^{ns}	0,051*
	GNIR	0,145*	25,612 ^{ns}	0,241 ^{ns}	0,316 ^{ns}	0,834 ^{ns}	0,082*
	RVI	0,503 ^{ns}	23,921 ^{ns}	0,191 ^{ns}	0,416 ^{ns}	0,785 ^{ns}	0,051*
	GRVI	0,060*	36,200 ^{ns}	0,236 ^{ns}	0,304 ^{ns}	0,723 ^{ns}	0,084*

* significativo ($p < 0,15$) ; ^{ns} não significativo ($p \text{ valor} > 0,15$)

A tabela 8 apresenta os pressupostos, ANAVA e os resultados da análise de regressão para o comportamento de índice de vegetação da cultura da soja aos 48 DAE.

Todos os IVs atenderam os pressupostos da ANAVA. Somente para a variável calcário foram observados valores significativos à ANAVA. Contudo, esses mesmos índices apresentaram falta de ajuste significativo para a variável calcário. Para gesso, esses IVs não foram significativos aos modelos de regressão. Seguindo a mesma tendência, a interação de doses de gesso e calcário não se mostrou significativa à ANAVA (apêndice 3) aos 48 DAE.

Tabela 8 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 48 DAE.

48 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	H calc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESO	NDVI	0,475 ^{ns}	12,202 ^{ns}	0,864 ^{ns}	0,433 ^{ns}	0,899 ^{ns}	0,766 ^{ns}
	GNDVI	0,467 ^{ns}	21,704 ^{ns}	0,942 ^{ns}	0,596 ^{ns}	0,955 ^{ns}	0,758 ^{ns}
	RNIR	0,401 ^{ns}	12,836 ^{ns}	0,862 ^{ns}	0,437 ^{ns}	0,882 ^{ns}	0,749 ^{ns}
	GNIR	0,553 ^{ns}	23,847 ^{ns}	0,939 ^{ns}	0,598 ^{ns}	0,965 ^{ns}	0,737 ^{ns}
	RVI	0,292 ^{ns}	18,927 ^{ns}	0,857 ^{ns}	0,398 ^{ns}	0,999 ^{ns}	0,858 ^{ns}
	GRVI	0,375 ^{ns}	30,589 ^{ns}	0,933 ^{ns}	0,552 ^{ns}	0,832 ^{ns}	0,876 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,475 ^{ns}	12,202 ^{ns}	0,016*	0,023*	0,043*	0,062*
	GNDVI	0,467 ^{ns}	21,704 ^{ns}	0,009*	0,013*	0,027*	0,048*
	RNIR	0,401 ^{ns}	12,836 ^{ns}	0,017*	0,022*	0,046*	0,063*
	GNIR	0,553 ^{ns}	23,847 ^{ns}	0,009*	0,012*	0,030*	0,049*
	RVI	0,292 ^{ns}	18,927 ^{ns}	0,016*	0,030*	0,032*	0,056*
	GRVI	0,375 ^{ns}	30,589 ^{ns}	0,008*	0,020*	0,018*	0,043*

* significativo ($p < 0,15$) ; ^{ns} não significativo (p valor $> 0,15$)

Os valores referentes à avaliação realizada aos 58 DAE estão dispostos na tabela 9. Nessa data somente o GRVI não atendeu os pressupostos da ANAVA.

Para a variável gesso, todos os demais IVs apresentaram falta de ajuste não significativa (tabela 9). Porém, os mesmos não foram significativos à ANAVA (apêndice 4). Já em relação ao calcário, todos os IV apresentaram falta de ajuste significativo, sendo que a interação das duas variáveis avaliadas não foi significativa à ANAVA.

A avaliação realizada aos 63 DAE (tabela 10) permite observar que somente o GRVI não atendeu os pressupostos da ANAVA. Em relação à falta de ajuste, para a variável calcário todos os IVs apresentaram valores não significativos e para a variável gesso o NDVI, RNIR e RVI apresentaram falta de ajuste não significativo. Porém, em relação à ANAVA (apêndice 5), nenhum índice apresentou relação significativa com as variáveis gesso e calcário ou com a interação entre elas.

Tabela 9 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 58 DAE.

58 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	H calc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,505 ^{ns}	35,720 ^{ns}	0,394 ^{ns}	0,472 ^{ns}	0,139*	0,622 ^{ns}
	GNDVI	0,959 ^{ns}	132,625 ^{ns}	0,172 ^{ns}	0,341 ^{ns}	0,059*	0,463 ^{ns}
	RNIR	0,752 ^{ns}	33,663 ^{ns}	0,394 ^{ns}	0,643 ^{ns}	0,335 ^{ns}	0,747 ^{ns}
	GNIR	0,974 ^{ns}	124,979 ^{ns}	0,169 ^{ns}	0,502 ^{ns}	0,176 ^{ns}	0,599 ^{ns}
	RVI	0,629 ^{ns}	54,801 ^{ns}	0,402 ^{ns}	0,464 ^{ns}	0,141*	0,663 ^{ns}
	GRVI	0,809 ^{ns}	170,149*	0,199 ^{ns}	0,336 ^{ns}	0,068 ^{ns}	0,528 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,505 ^{ns}	35,720 ^{ns}	0,088*	0,053*	0,076*	0,864 ^{ns}
	GNDVI	0,959 ^{ns}	132,625 ^{ns}	0,167 ^{ns}	0,123*	0,095*	0,947 ^{ns}
	RNIR	0,752 ^{ns}	33,663 ^{ns}	0,092*	0,048*	0,073*	0,882 ^{ns}
	GNIR	0,974 ^{ns}	124,979 ^{ns}	0,176 ^{ns}	0,058*	0,038*	0,950 ^{ns}
	RVI	0,629 ^{ns}	54,801 ^{ns}	0,068*	0,042*	0,065*	0,789 ^{ns}
	GRVI	0,809 ^{ns}	170,149*	0,123*	0,095*	0,075*	0,876 ^{ns}

* significativo (p < 0,15) ; ^{ns} não significativo (p valor > 0,15)

Tabela 10 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação aos 63 DAE.

63 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	H calc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,365 ^{ns}	28,476 ^{ns}	0,422 ^{ns}	0,239 ^{ns}	0,361 ^{ns}	0,449 ^{ns}
	GNDVI	0,218 ^{ns}	155,194 ^{ns}	0,331 ^{ns}	0,130*	0,480 ^{ns}	0,434 ^{ns}
	RNIR	0,291 ^{ns}	29,324 ^{ns}	0,425 ^{ns}	0,240 ^{ns}	0,366 ^{ns}	0,447 ^{ns}
	GNIR	0,196 ^{ns}	118,214 ^{ns}	0,336 ^{ns}	0,132*	0,486 ^{ns}	0,435 ^{ns}
	RVI	0,494 ^{ns}	40,642 ^{ns}	0,397 ^{ns}	0,228 ^{ns}	0,327 ^{ns}	0,461 ^{ns}
	GRVI	0,450 ^{ns}	373,383*	0,303 ^{ns}	0,122*	0,430 ^{ns}	0,436 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,365 ^{ns}	28,476 ^{ns}	0,990 ^{ns}	0,938 ^{ns}	0,808 ^{ns}	0,856 ^{ns}
	GNDVI	0,218 ^{ns}	155,194 ^{ns}	0,868 ^{ns}	0,841 ^{ns}	0,714 ^{ns}	0,487 ^{ns}
	RNIR	0,291 ^{ns}	29,324 ^{ns}	0,990 ^{ns}	0,919 ^{ns}	0,819 ^{ns}	0,842 ^{ns}
	GNIR	0,196 ^{ns}	118,214 ^{ns}	0,853 ^{ns}	0,813 ^{ns}	0,719 ^{ns}	0,467 ^{ns}
	RVI	0,494 ^{ns}	40,642 ^{ns}	0,989 ^{ns}	0,948 ^{ns}	0,753 ^{ns}	0,969 ^{ns}
	GRVI	0,450 ^{ns}	373,383*	0,946 ^{ns}	0,982 ^{ns}	0,715 ^{ns}	0,652 ^{ns}

* significativo (p < 0,15) ; ^{ns} não significativo (p valor > 0,15)

As três últimas datas de avaliação, 68, 83 e 93 DAE, foram realizadas com a utilização simultânea de espectrorradiômetro e câmeras digitais acopladas a VANT.

Os dados obtidos por meio do espectrorradiômetro aos 68 DAE estão dispostos na tabela 11. Nessa data de avaliação todos os índices de vegetação avaliados atenderam os pressupostos da ANAVA.

Tabela 11 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro aos 68 DAE.

68 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	H calc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,794 ^{ns}	20,294 ^{ns}	0,830 ^{ns}	0,665 ^{ns}	0,673 ^{ns}	0,481 ^{ns}
	GNDVI	0,994 ^{ns}	33,971 ^{ns}	0,746 ^{ns}	0,608 ^{ns}	0,678 ^{ns}	0,380 ^{ns}
	RNIR	0,960 ^{ns}	20,405 ^{ns}	0,835 ^{ns}	0,677 ^{ns}	0,673 ^{ns}	0,485 ^{ns}
	GNIR	0,993 ^{ns}	35,748 ^{ns}	0,757 ^{ns}	0,626 ^{ns}	0,678 ^{ns}	0,386 ^{ns}
	RVI	0,974 ^{ns}	19,523 ^{ns}	0,786 ^{ns}	0,595 ^{ns}	0,685 ^{ns}	0,441 ^{ns}
	GRVI	0,902 ^{ns}	29,766 ^{ns}	0,665 ^{ns}	0,511 ^{ns}	0,700 ^{ns}	0,325 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,794 ^{ns}	20,294 ^{ns}	0,101*	0,623 ^{ns}	0,025*	0,361 ^{ns}
	GNDVI	0,994 ^{ns}	33,971 ^{ns}	0,207 ^{ns}	0,659 ^{ns}	0,052*	0,559 ^{ns}
	RNIR	0,960 ^{ns}	20,405 ^{ns}	0,097*	0,626 ^{ns}	0,024*	0,353 ^{ns}
	GNIR	0,993 ^{ns}	35,748 ^{ns}	0,197 ^{ns}	0,661 ^{ns}	0,049*	0,546 ^{ns}
	RVI	0,974 ^{ns}	19,523 ^{ns}	0,134*	0,611 ^{ns}	0,034*	0,416 ^{ns}
	GRVI	0,902 ^{ns}	29,766 ^{ns}	0,287 ^{ns}	0,658 ^{ns}	0,078*	0,630 ^{ns}

* significativo ($p < 0,15$) ; ^{ns} não significativo (p valor $> 0,15$)

Dentre os IVs avaliados nenhum apresentou significância à falta de ajuste. Os índices GNDVI, GNIR e GRVI apresentaram valores significativos à regressão linear com a variável calcário. Contudo, esses índices não foram significativos à ANAVA (apêndice 6).

Aos 68 DAE, com o estágio R5.2 de desenvolvimento da cultura da soja, foi possível a obtenção de regressões lineares entre os IVs que utilizam as bandas vermelho e infravermelho próximo (NDVI, RNIR e RVI) e a variável calcário.

A tabela 12 apresenta os valores de teste t das estimativas dos parâmetros das regressões lineares obtidas nesta data de avaliação.

Tabela 12 – Estimativa de parâmetros, erro padrão da média e teste t para os coeficientes da regressão dos modelos lineares ajustados aos 68 DAE entre índice de vegetação do espectrorradiômetro e doses de calcário.

68 DAE				
Índice de Vegetação	Variáveis	Erro Padrão	Estimativa	Teste t Pr > t
NDVI	β_0	0.001180	0.745886	0.0000*
	β_1	0.000234	0.000631	0.0250*
RNIR	β_0	0.000773	0.145627	0.0000*
	β_1	0.000154	-0.000417	0.0241*
RVI	β_0	0.037474	6.894936	0.0000*
	β_1	0.007457	0.018621	0.0340*

* significativo ($p < 0,15$) ; ^{ns} não significativo (p valor $> 0,15$)

Nessa avaliação os índices de vegetação apresentaram relação linear com doses de calcário (figura 19) com coeficientes de determinação que oscilaram de 0,8579 e 0,8614, sendo o RVI o índice de vegetação que apresentou o maior coeficiente de determinação.

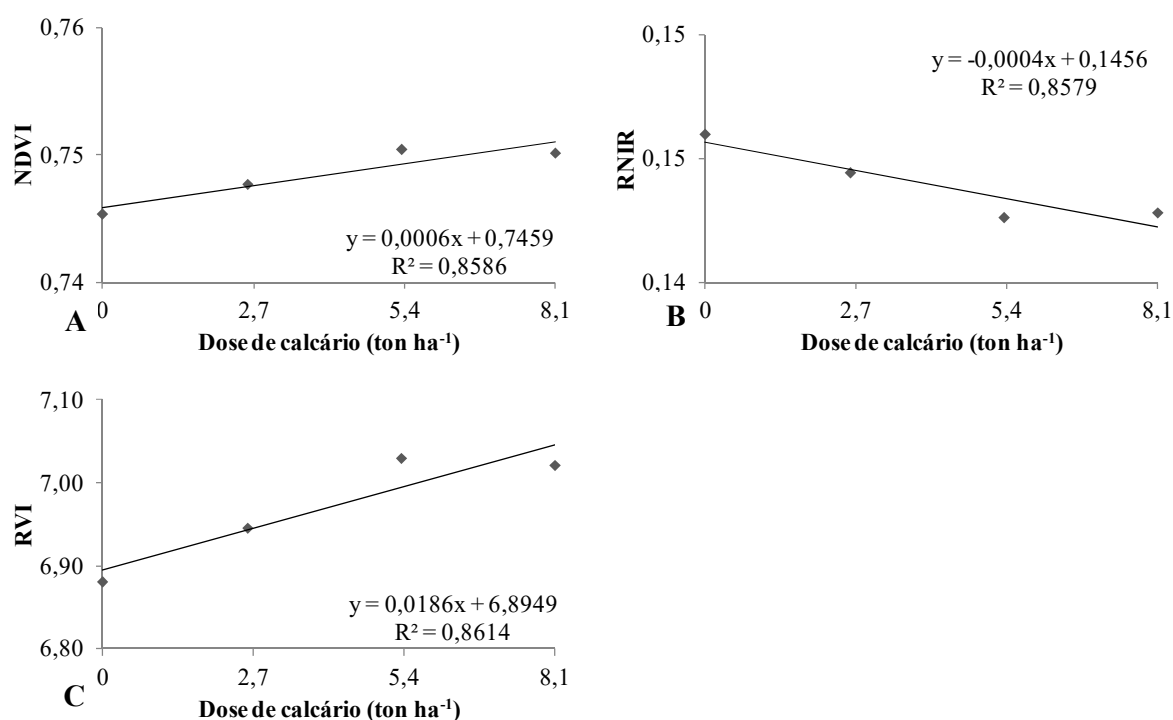


Figura 19. Regressão linear entre valores de índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro e doses de calcário aos 68 DAE.

Analizou-se a relação entre índices de vegetação e a variável calcário nas diferentes doses de gesso aos 68 DAE, apresentada na tabela 13. Avaliando a relação entre os índices supracitados e a variável calcário nas diferentes doses de gesso, fica evidenciado que apenas o tratamento 4 (12 ton ha⁻¹ de gesso) apresentou ajuste significativo à regressão quadrática.

Tabela 13 – Análise de variância (teste F) e de regressão da variável calcário nas diferentes doses de gesso e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro aos 68 DAE.

68 DAE					
Índice de Vegetação	Dose de Gesso	Pr > Fc	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
			Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
NDVI	0	0,480 ^{ns}	-	-	-
	4	0,617 ^{ns}	-	-	-
	8	0,384 ^{ns}	-	-	-
	12	0,081*	0,746 ^{ns}	0,181 ^{ns}	0,028*
RNIR	0	0,477 ^{ns}	-	-	-
	4	0,619 ^{ns}	-	-	-
	8	0,369 ^{ns}	-	-	-
	12	0,081*	0,754 ^{ns}	0,180 ^{ns}	0,028*
RVI	0	0,498 ^{ns}	-	-	-
	4	0,608 ^{ns}	-	-	-
	8	0,484 ^{ns}	-	-	-
	12	0,085*	0,693 ^{ns}	0,191 ^{ns}	0,029*

* significativo (p < 0,15) ; ^{ns} não significativo (p valor > 0,15)

A tabela 14 apresenta o valor do teste t das estimativas dos parâmetros das regressões quadráticas aos 68 DAE.

O comportamento da relação entre IVs e doses de calcário no desdobramento da dose 4 de gesso está apresentado na figura 20 assim como seus respectivos coeficientes de determinação.

Tabela 14 – Estimativa de parâmetros, erro padrão da média e teste t para os coeficientes da regressão dos modelos quadráticos ajustados aos 68 DAE entre índice de vegetação do espectrorradiômetro e doses de calcário na dose 4 de gesso aos 68 DAE.

68 DAE				
Índice de Vegetação	Variáveis	Erro Padrão	Estimativa	Teste t Pr > t
NDVI	β_0	0,002615	0,743613	0,0000*
	β_1	0,001569	0,004038	0,0136*
	β_2	0,000185	-0,000423	0,0276*
RNIR	β_0	0,001715	0,147106	0,0000*
	β_1	0,001029	-0,002650	0,0136*
	β_2	0,000121	0,000278	0,0276*
RVI	β_0	0,082349	6,820948	0,0000*
	β_1	0,049432	0,125752	0,0146*
	β_2	0,005842	-0,013202	0,0290*

* significativo ($p < 0,15$)

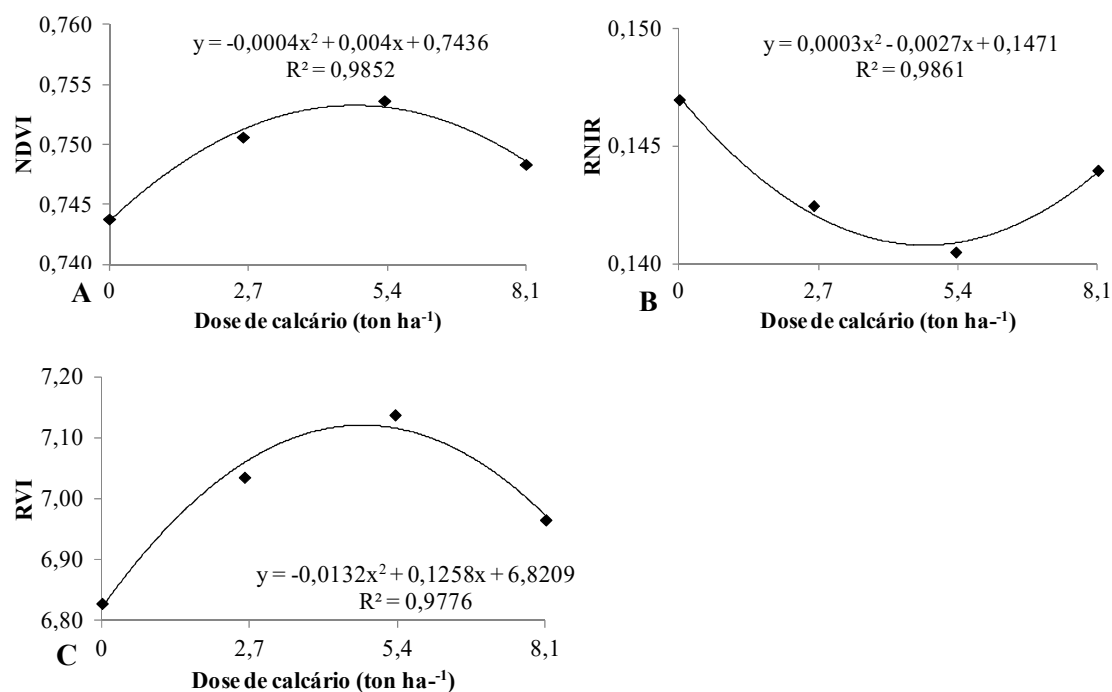


Figura 20. Regressão quadrática entre valores de índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro e doses de calcário no desdobramento 4 das doses de gesso aos 68 DAE.

Como destacado anteriormente, somente os índices que se utilizam da banda vermelho e infravermelho próximo apresentaram relação da variável calcário no tratamento 4 das doses de gesso, com coeficientes de determinação acima de 0,97. O índice de vegetação que apresentou maior coeficiente de determinação foi o RNIR, $R^2 = 0,9861$.

Ainda nessa data de avaliação, porém com a utilização de dados espectrais provenientes das câmeras digitais acopladas a VANT somente o RVI atendeu os pressupostos da ANAVA (tabela 15).

Tabela 15 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio de imagens digitais aos 68 DAE.

68 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,339 ^{ns}	773,000*	0,790 ^{ns}	0,829 ^{ns}	0,386 ^{ns}	0,636 ^{ns}
	GNDVI	0,258 ^{ns}	5500,09*	0,744 ^{ns}	0,781 ^{ns}	0,346 ^{ns}	0,620 ^{ns}
	RNIR	0,162 ^{ns}	1659,46*	0,769 ^{ns}	0,813 ^{ns}	0,383 ^{ns}	0,588 ^{ns}
	GNIR	0,138*	2258,72*	0,728 ^{ns}	0,772 ^{ns}	0,348 ^{ns}	0,575 ^{ns}
	RVI	0,631 ^{ns}	124,564 ^{ns}	0,831 ^{ns}	0,869 ^{ns}	0,387 ^{ns}	0,779 ^{ns}
	GRVI	0,611 ^{ns}	791,555*	0,771 ^{ns}	0,801 ^{ns}	0,339 ^{ns}	0,728 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,339 ^{ns}	773,000*	0,464 ^{ns}	0,118*	0,418 ^{ns}	0,812 ^{ns}
	GNDVI	0,258 ^{ns}	5500,09*	0,431 ^{ns}	0,171 ^{ns}	0,437 ^{ns}	0,703 ^{ns}
	RNIR	0,162 ^{ns}	1659,46*	0,465 ^{ns}	0,191 ^{ns}	0,414 ^{ns}	0,817 ^{ns}
	GNIR	0,138*	2258,72*	0,436 ^{ns}	0,177 ^{ns}	0,424 ^{ns}	0,707 ^{ns}
	RVI	0,631 ^{ns}	124,564 ^{ns}	0,463 ^{ns}	0,186 ^{ns}	0,430 ^{ns}	0,792 ^{ns}
	GRVI	0,611 ^{ns}	791,555*	0,418 ^{ns}	0,156 ^{ns}	0,471 ^{ns}	0,687 ^{ns}

* significativo ($p < 0,15$) ; ^{ns} não significativo (p valor $> 0,15$)

A análise de regressão dos IVs provenientes de imagens digitais aponta que não foi possível estabelecer relação com as variáveis calcário e gesso.

De forma similar a observada aos 68 DAE, aos 83 DAE observou-se não significância dos IVs obtidos por meio do VANT para os tratamentos avaliados (tabela 16).

Para os seis IVs avaliados por meio de imagens digitais, aos 83 DAE, o GNDVI, GNIR e GRVI atenderam os pressupostos da ANAVA, porém não foram significativos à análise de regressão (tabela 16).

Tabela 16 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio de imagens digitais aos 83 DAE.

83 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,011*	35,004	0,247 ^{ns}	0,082*	0,301 ^{ns}	0,930 ^{ns}
	GNDVI	0,739 ^{ns}	32,291 ^{ns}	0,332 ^{ns}	0,089*	0,602 ^{ns}	0,666 ^{ns}
	RNIR	0,012*	31,209	0,264 ^{ns}	0,094*	0,291 ^{ns}	0,863 ^{ns}
	GNIR	0,740 ^{ns}	32,311 ^{ns}	0,331 ^{ns}	0,088*	0,600 ^{ns}	0,666 ^{ns}
	RVI	0,002*	64,659	0,220 ^{ns}	0,066*	0,319 ^{ns}	0,943 ^{ns}
	GRVI	0,737 ^{ns}	32,252 ^{ns}	0,333 ^{ns}	0,089*	0,604 ^{ns}	0,665 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,011*	35,004	0,337 ^{ns}	0,526 ^{ns}	0,201 ^{ns}	0,249 ^{ns}
	GNDVI	0,739 ^{ns}	32,291 ^{ns}	0,182 ^{ns}	0,087*	0,180 ^{ns}	0,647 ^{ns}
	RNIR	0,012*	31,209	0,340 ^{ns}	0,582 ^{ns}	0,210 ^{ns}	0,228 ^{ns}
	GNIR	0,740 ^{ns}	32,311 ^{ns}	0,183 ^{ns}	0,087*	0,180 ^{ns}	0,647 ^{ns}
	RVI	0,002*	64,659	0,342 ^{ns}	0,427 ^{ns}	0,191 ^{ns}	0,318 ^{ns}
	GRVI	0,737 ^{ns}	32,252 ^{ns}	0,182 ^{ns}	0,087*	0,179 ^{ns}	0,646 ^{ns}

* significativo ($p < 0,15$) ; ^{ns} não significativo ($p \text{ valor} > 0,15$)

Os valores referentes aos índices de vegetação obtidos com uso do espectrorradiômetro aos 83 DAE estão apresentados na tabela 17.

Nessa data de avaliação, por meio do espectrorradiômetro, somente o GRVI atendeu os pressupostos da ANAVA.

É possível observar que esse índice não apresentou significância à falta de ajuste. Contudo, mesmo que o GRVI tenha apresentado significância ao modelo linear de regressão, não foi significativo à ANAVA (apêndice 9).

Tabela 17 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro aos 83 DAE.

83 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,001*	146,321	0,379 ^{ns}	0,202 ^{ns}	0,551 ^{ns}	0,297 ^{ns}
	GNDVI	0,026*	73,531	0,290 ^{ns}	0,150 ^{ns}	0,554 ^{ns}	0,250 ^{ns}
	RNIR	0,001*	148,269	0,381 ^{ns}	0,202 ^{ns}	0,518 ^{ns}	0,315 ^{ns}
	GNIR	0,012*	88,937	0,293 ^{ns}	0,150 ^{ns}	0,511 ^{ns}	0,270 ^{ns}
	RVI	0,061*	129,727	0,380 ^{ns}	0,213 ^{ns}	0,753 ^{ns}	0,236 ^{ns}
	GRVI	0,275 ^{ns}	55,016 ^{ns}	0,294 ^{ns}	0,160 ^{ns}	0,790 ^{ns}	0,197 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,001*	146,321	0,598 ^{ns}	0,647 ^{ns}	0,290 ^{ns}	0,503 ^{ns}
	GNDVI	0,026*	73,531	0,402 ^{ns}	0,989 ^{ns}	0,156 ^{ns}	0,377 ^{ns}
	RNIR	0,001*	148,269	0,616 ^{ns}	0,646 ^{ns}	0,294 ^{ns}	0,539 ^{ns}
	GNIR	0,012*	88,937	0,427 ^{ns}	0,980 ^{ns}	0,160 ^{ns}	0,417 ^{ns}
	RVI	0,061*	129,727	0,490 ^{ns}	0,657 ^{ns}	0,269 ^{ns}	0,339 ^{ns}
	GRVI	0,275 ^{ns}	55,016 ^{ns}	0,294 ^{ns}	0,967 ^{ns}	0,139*	0,226 ^{ns}

* significativo ($p < 0,15$) ; ^{ns} não significativo ($p \text{ valor} > 0,15$)

Por fim, na última data de avaliação, aos 96 DAE, todos os índices de vegetação avaliados pelo espectrorradiômetro atenderam os pressupostos da ANAVA (tabela 18). Entretanto, nenhum deles foi significativo à ANAVA.

Em relação aos dados obtidos pela utilização de câmeras digitais acopladas a VANT, somente o RVI e o GRVI não atenderam os pressupostos da ANAVA (tabela 19).

É possível observar que dentre os IVs que atenderam aos pressupostos da análise de variância, nenhum deles foi significativo à ANAVA e à análise de regressão.

Assim, é possível afirmar que aos 96 DAE o espectrorradiômetro não mostrou-se sensível ao comportamento espectral da cultura da soja sob os efeitos dos tratamentos avaliados. Da mesma forma, o uso de câmeras digitais acopladas a VANT não foi capaz de fornecer informações passíveis de serem relacionadas aos tratamentos avaliados.

Tabela 18 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio do espectrorradiômetro aos 96 DAE.

96 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,546 ^{ns}	32,808 ^{ns}	0,894 ^{ns}	0,513 ^{ns}	0,686 ^{ns}	0,981 ^{ns}
	GNDVI	0,988 ^{ns}	37,986 ^{ns}	0,906 ^{ns}	0,563 ^{ns}	0,672 ^{ns}	0,866 ^{ns}
	RNIR	0,680 ^{ns}	32,032 ^{ns}	0,883 ^{ns}	0,499 ^{ns}	0,669 ^{ns}	0,956 ^{ns}
	GNIR	0,983 ^{ns}	37,984 ^{ns}	0,896 ^{ns}	0,537 ^{ns}	0,659 ^{ns}	0,909 ^{ns}
	RVI	0,989 ^{ns}	30,660 ^{ns}	0,932 ^{ns}	0,578 ^{ns}	0,748 ^{ns}	0,902 ^{ns}
	GRVI	0,628 ^{ns}	53,745 ^{ns}	0,919 ^{ns}	0,678 ^{ns}	0,702 ^{ns}	0,684 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,546 ^{ns}	32,808 ^{ns}	0,835 ^{ns}	0,770 ^{ns}	0,430 ^{ns}	0,784 ^{ns}
	GNDVI	0,988 ^{ns}	37,986 ^{ns}	0,697 ^{ns}	0,553 ^{ns}	0,334 ^{ns}	0,830 ^{ns}
	RNIR	0,680 ^{ns}	32,032 ^{ns}	0,837 ^{ns}	0,818 ^{ns}	0,429 ^{ns}	0,757 ^{ns}
	GNIR	0,983 ^{ns}	37,984 ^{ns}	0,713 ^{ns}	0,607 ^{ns}	0,333 ^{ns}	0,800 ^{ns}
	RVI	0,989 ^{ns}	30,660 ^{ns}	0,801 ^{ns}	0,572 ^{ns}	0,445 ^{ns}	0,887 ^{ns}
	GRVI	0,628 ^{ns}	53,745 ^{ns}	0,621 ^{ns}	0,377 ^{ns}	0,349 ^{ns}	0,921 ^{ns}

* significativo (p < 0,15) ; ^{ns} não significativo (p valor > 0,15)

Tabela 19 – Teste de normalidade (Shapiro-Wilk), teste de homogeneidade das variâncias (Hartley), análise de variância (teste F) e análise de regressão, entre os tratamentos avaliados e índices de vegetação obtidos por meio de imagens digitais aos 96 DAE.

96 DAE							
	Índice de Vegetação	Shapiro-Wilk	Hartley	Teste F	Falta de Ajuste	Regressão Linear	Regressão Quadrática
		Pr > W	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc	Pr > Fc
GESSO	NDVI	0,491 ^{ns}	36,737 ^{ns}	0,795 ^{ns}	0,849 ^{ns}	0,476 ^{ns}	0,498 ^{ns}
	GNDVI	0,389 ^{ns}	10,376 ^{ns}	0,757 ^{ns}	0,533 ^{ns}	0,918 ^{ns}	0,383 ^{ns}
	RNIR	0,581 ^{ns}	40,864 ^{ns}	0,757 ^{ns}	0,811 ^{ns}	0,490 ^{ns}	0,430 ^{ns}
	GNIR	0,778 ^{ns}	9,659 ^{ns}	0,740 ^{ns}	0,545 ^{ns}	0,920 ^{ns}	0,356 ^{ns}
	RVI	0,010*	50,714 ^{ns}	0,733 ^{ns}	0,944 ^{ns}	0,283 ^{ns}	0,761 ^{ns}
	GRVI	0,018*	19,721 ^{ns}	0,830 ^{ns}	0,503 ^{ns}	0,951 ^{ns}	0,522 ^{ns}
CALCÁRIO	NDVI	0,491 ^{ns}	36,737 ^{ns}	0,287 ^{ns}	0,285 ^{ns}	0,131 ^{ns}	0,572 ^{ns}
	GNDVI	0,389 ^{ns}	10,376 ^{ns}	0,585 ^{ns}	0,335 ^{ns}	0,394 ^{ns}	0,661 ^{ns}
	RNIR	0,581 ^{ns}	40,864 ^{ns}	0,344 ^{ns}	0,723 ^{ns}	0,179 ^{ns}	0,598 ^{ns}
	GNIR	0,778 ^{ns}	9,659 ^{ns}	0,585 ^{ns}	0,312 ^{ns}	0,434 ^{ns}	0,643 ^{ns}
	RVI	0,010*	50,714 ^{ns}	0,260 ^{ns}	0,814 ^{ns}	0,090 ^{ns}	0,325 ^{ns}
	GRVI	0,018*	19,721 ^{ns}	0,587 ^{ns}	0,498 ^{ns}	0,268 ^{ns}	0,715 ^{ns}

* significativo (p < 0,15) ; ^{ns} não significativo (p valor > 0,15)

Frente aos resultados obtidos e apresentados anteriormente aponta-se a relação entre índice de vegetação da cultura da soja, quando obtidos com uso de sensor hiperespectral, e doses de calcário aplicadas ao solo, sendo que essa relação foi observada aos 68 DAE, quando as plantas se encontravam no estágio R5.2 de desenvolvimento.

Dessa maneira, alguns pontos merecem ser destacados em busca de resposta a esses resultados. Sendo assim, por que somente no estágio R5.2 de desenvolvimento da soja foi possível observar relação entre a variável calcário e o comportamento espectral da vegetação? Por que pôde o calcário interferir no comportamento espectral de plantas de soja? E por que foi observada resposta do comportamento espectral ao calcário e não ao gesso ou à interação de ambos?

Em relação à resposta ao calcário e não ao gesso ou à interação das duas variáveis, é possível que os resultados obtidos tenham se dado devido ao tempo de ação residual de cada um deles.

A dinâmica do gesso e do calcário no solo, como já abordado anteriormente, está condicionada às características físico-químicas deste e às condições climáticas, sobretudo precipitação pluviométrica, fato que interfere diretamente nas reações ocorridas na solução do solo. Na safra 2015/2016, quando os dados do presente trabalho foram coletados, foi observado um acumulado de precipitação pluviométrica de 1271 mm entre outubro e janeiro. Quando avaliados os volumes totais de precipitação pluviométrica acumulada desde o momento do preparo do solo (outubro de 2014) até o término das avaliações realizadas (janeiro de 2016), chegou-se a 3436 mm.

De forma geral, é abordado na literatura que o gesso aplicado ao solo apresenta solubilidade superior à do calcário (SORATO e CRUSCIOL, 2008). De acordo com EMBRAPA (2011) a ação residual da calagem dura de 3 a 5 anos. Além disso, algumas pesquisas apontam que o tempo de incorporação do gesso e do calcário à solução do solo apresenta diferentes valores, sendo o gesso com maior facilidade de incorporação e o calcário com incorporação mais lenta à solução do solo (PAULETTI et al., 2014; CAIRES, et al., 2003).

Embora os dados apresentados no presente trabalho tenham sido coletados um ano após o processo de gessagem e calagem, é possível que o gesso tenha sofrido processo de lixiviação ao

passo que o calcário, com maior tempo de ação residual, tenha influenciado de maneira diferenciada a dinâmica do solo cultivado.

Assim, embora as respostas à gessagem e calagem não estejam ligadas somente ao tempo de suas ações residuais, nem somente à suas dinâmicas com os elementos presentes no solo, infere-se que, devido às razões apresentadas acima, as alterações detectadas por meio do sensor hiperespectral possam ter sido provocadas pela ação do calcário na cultura da soja.

Compreendido os possíveis porquês da ação diferenciada dos corretivos aplicados ao solo, faz-se necessário compreender a razão pela qual o calcário pôde ter contribuído para ocasionar diferenças espectrais nas plantas avaliadas.

Como já destacado anteriormente, o gesso atua de forma complementar a ação do calcário, sendo responsável, sobretudo, por maiores aportes de cálcio e enxofre ao solo. Por sua vez, o calcário apresenta papel fundamental para neutralização do alumínio tóxico e elevação dos valores de pH do solo (CAIRES et al., 2001). Essa diferença de atuação pode ainda ser acentuada devido à diferença de tempo de ação residual entre os dois corretivos avaliados.

Sendo assim, a correção da acidez do solo com utilização do processo de calagem, resultando em aumento do pH para faixas adequadas permite melhor desenvolvimento vegetal. Na literatura são observados diferentes valores de faixa ideal do pH para o pleno desenvolvimento vegetal uma vez que o tipo de solo, a cultura e a cultivar possuem interferência direta nesses valores. Estabelece-se de forma geral que no Brasil o pH entre 5,7 e 6 possibilita desenvolvimento adequado das culturas agrícolas (SOUSA et al., 2007). Malavolta (2006) afirma que o pH é o fator de maior importância para o controle do comportamento dos elementos no solo e sua disponibilidade às plantas. De acordo com o referido autor, o pH de 6,5 representa o valor ideal de máxima disponibilidade de elementos às plantas.

De acordo com a tabela 3 fica evidente que o solo avaliado antes da aplicação de gesso e calcário apresentava, para todas as profundidades avaliadas, valores de pH abaixo ou próximos aos limites estabelecidos como ideais. De acordo com a classificação utilizada por Raij (2011), a camada arável do solo da área experimental antes da instalação do experimento seria classificada como de alta acidez.

Dessa forma, compreende-se a possibilidade de que o pH possa ter sido elevado por meio da aplicação de calcário desde o momento da calagem até o momento da avaliação espectral das plantas. O possível aumento dos valores de pH por meio da aplicação do calcário pode ter contribuído para maior disponibilidade de nutrientes às plantas. A figura 21 apresenta a relação entre valores de pH e a disponibilidade de nutrientes às plantas.

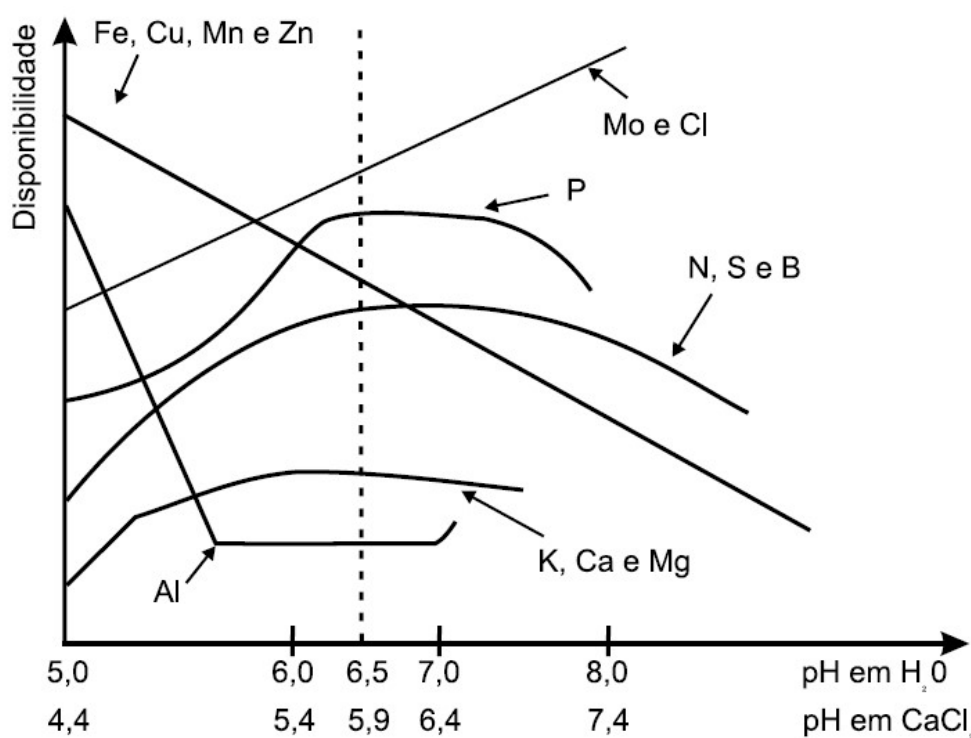


Figura 21. Relação entre disponibilidade de elementos no solo e valores de pH.

Fonte: EMBRAPA (2011), adaptado de Malavolta (1980).

Sendo assim, propõe-se que solos que receberam calagem tiveram sua dinâmica alterada, de forma que a disponibilidade de nutrientes às plantas pode ter sido aumentada, garantindo assim, maior absorção dos mesmos por parte da cultura da soja, resultando em desenvolvimento diferenciado podendo ter interferido no comportamento espectral dessas plantas.

Por fim, é preciso esclarecer a razão pela qual as diferenças espectrais nas plantas de soja se pronunciaram no estágio R5.2 de desenvolvimento.

Aos 68 DAE, quando foi possível estabelecer relação entre o comportamento espectral da cultura da soja e a variável calcário as plantas encontravam-se no período R5.2, caracterizado como período de enchimento dos grãos (FARIAS et al., 2007). É possível que essa relação tenha se dado em função do processo de translocamento e ciclagem dos nutrientes nas plantas avaliadas, passando dos trifólios e folhas para as vagens e grãos.

Marschner (1995) destaca que no período reprodutivo de desenvolvimento ocorre diminuição da atividade radicular e que os nutrientes absorvidos passam a ser remobilizados das partes vegetativas para vagens e posteriormente para os grãos, sendo que esse processo se dá de forma crescente até que as plantas atinjam seu pleno desenvolvimento e iniciem sua senescência. Ainda de acordo com o referido autor, dentre outros períodos de desenvolvimento, o reprodutivo é fortemente caracterizado pela translocação de nutrientes.

Quarezemin et al. (2015) e Trigolo et al. (2015) trabalhando com soja apontam que quando se objetiva realizar análise foliar os períodos R2 e R3 são os mais indicados, uma vez que a partir desses os nutrientes passam a ser realocados das folhas para os grãos. Ainda de acordo com os referidos autores, o período de inflexão do translocamento nutricional pode ter adiantamento ou ser atrasado, conforme a cultivar avaliada.

Oliveira Jr. et al. (2014 A) observaram que próximo aos 70 DAE o acúmulo de macronutrientes passou a ser decrescente nas folhas e trifólios, apresentando crescente concentração nos grãos. Em relação aos micronutrientes, Oliveira Jr et al. (2014 B) demonstraram comportamento semelhante aos macronutrientes, com ponto de inflexão de marcha de nutrientes variando de acordo com a cultivar e com a safra, sendo porém próximo àqueles. Os referidos autores destacam o período R5 como sendo o início do declínio do acúmulo de nutrientes nas folhas e trifólios e início da concentração dos mesmos nos grãos.

Logo, propõe-se, uma vez que a calagem possa ter interferido nos valores de pH possibilitando maior ou menor absorção de nutrientes, esses quando translocados dos trifólios e folhas para os grãos no período R5 de desenvolvimento possam ter se dado em formas diferentes levando a comportamento espectral diferenciado e passível de ser avaliado por meio do sensor hiperespectral.

4.5. Avaliação da relação entre os índices de vegetação obtidos com uso do espectrorradiômetro e câmeras digitais

Foram realizadas avaliações simultâneas aos 68, 83 e 96 DAE com os dois sensores utilizados no presente trabalho: espectrorradiômetro e câmeras digitais acopladas a VANT.

Assim, a correlação de Pearson e o teste t entre os índices de vegetação provenientes desses dois sensores aos 68 DAE estão apresentados na tabela 20.

Tabela 20 – Coeficientes Pearson e teste t entre os índices de vegetação obtidos por meio de imagens e espectrorradiômetro aos 68 DAE.

68 DAE						
Interação calcário - gesso	NDVI	GNDVI	RNIR	GNIR	RVI	GRVI
0cal 0 ges	-0,09 ^{ns}	0,05 ^{ns}	-0,08 ^{ns}	0,04 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	0,05 ^{ns}
0cal 4 ges	-0,94*	-0,83 ^{ns}	-0,94*	-0,82 ^{ns}	-0,94*	-0,83 ^{ns}
0cal 8 ges	-0,67 ^{ns}	-0,80 ^{ns}	-0,66 ^{ns}	-0,80 ^{ns}	-0,71 ^{ns}	-0,85*
0cal 12ges	0,24 ^{ns}	0,41 ^{ns}	0,23 ^{ns}	0,40 ^{ns}	0,26 ^{ns}	0,43 ^{ns}
2,6cal 0 ges	-0,32 ^{ns}	-0,32 ^{ns}	-0,32 ^{ns}	-0,32 ^{ns}	-0,33 ^{ns}	-0,31 ^{ns}
2,6cal 4 ges	0,77 ^{ns}	0,92*	0,76 ^{ns}	0,92*	0,81 ^{ns}	0,94*
2,6cal 8 ges	-0,05 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	-0,04 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	-0,04 ^{ns}	-0,04 ^{ns}
2,6cal 12 ges	-0,96*	-0,95*	-0,95*	-0,94*	-0,97*	-0,97*
5,35cal 0 ges	0,50 ^{ns}	0,45 ^{ns}	0,49 ^{ns}	0,46 ^{ns}	0,52 ^{ns}	0,43 ^{ns}
5,35cal 4 ges	-0,33 ^{ns}	-0,27 ^{ns}	-0,34 ^{ns}	-0,29 ^{ns}	-0,28 ^{ns}	-0,19 ^{ns}
5,35cal 8 ges	0,76 ^{ns}	0,63 ^{ns}	0,76 ^{ns}	0,63 ^{ns}	0,74 ^{ns}	0,59 ^{ns}
5,35cal 12 ges	-0,26 ^{ns}	-0,22 ^{ns}	-0,27 ^{ns}	-0,22 ^{ns}	-0,26 ^{ns}	-0,24 ^{ns}
8,1cal 0 ges	-0,25 ^{ns}	-0,53 ^{ns}	-0,26 ^{ns}	-0,54 ^{ns}	-0,19 ^{ns}	-0,50 ^{ns}
8,1cal 4 ges	-0,10 ^{ns}	-0,47 ^{ns}	-0,10 ^{ns}	-0,47 ^{ns}	-0,11 ^{ns}	-0,46 ^{ns}
8,1cal 8 ges	0,06 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	0,05 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	0,08 ^{ns}	-0,15 ^{ns}
8,1cal 12 ges	-0,98*	-0,94*	-0,98*	-0,95*	-0,97*	-0,90*

* significativo ($p < 0,05$) ; ^{ns} não significativo (p valor $> 0,05$)

Com base na tabela 20 constatou-se que dos 16 tratamentos, 5 foram significativos ao teste t. Os resultados obtidos para essa data de avaliação demonstram que houve correlação de

Pearson negativa entre o espectrorradiômetro e as câmeras digitais. Esperava-se que fossem obtidas correlações positivas, uma vez que a calibração das câmeras revelou correlação de Pearson próxima a 1 entre os dois sensores.

Dentre os tratamentos significativos ao teste t o único que apresentou correlação positiva foi a interação entre a dose 2,6 ton ha⁻¹ de calcário e 4 ton ha⁻¹ de gesso, com os índices que se utilizam da banda verde do espectro eletromagnético, GNDVI, GNIR e GRVI.

Na avaliação realizada aos 83 DAE, das 16 interações entre doses de gesso e calcário avaliadas, seis apresentaram significância ao teste t (tabela 21).

Tabela 21 – Correlação linear de Pearson e teste t entre os índices de vegetação obtidos por meio de imagens e espectrorradiômetro aos 83 DAE.

83 DAE						
Interação calcário - gesso	NDVI	GNDVI	RNIR	GNIR	RVI	GRVI
0cal 0 ges	0,52 ^{ns}	0,60 ^{ns}	0,52 ^{ns}	0,61 ^{ns}	0,52 ^{ns}	0,60 ^{ns}
0cal 4 ges	0,14 ^{ns}	0,90*	0,13 ^{ns}	0,90*	0,22 ^{ns}	0,92*
0cal 8 ges	0,18 ^{ns}	0,73 ^{ns}	0,20 ^{ns}	0,74 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,60 ^{ns}
0cal 12ges	-0,03 ^{ns}	-0,37 ^{ns}	-0,04 ^{ns}	-0,35 ^{ns}	0,05 ^{ns}	-0,47 ^{na}
2,6cal 0 ges	0,84 ^{ns}	0,12 ^{ns}	0,85*	0,14 ^{ns}	0,80 ^{ns}	0,04 ^{na}
2,6cal 4 ges	0,98*	-0,95*	0,97*	-0,94*	0,99*	-0,97*
2,6cal 8 ges	0,31 ^{ns}	0,35 ^{ns}	0,31 ^{ns}	0,35 ^{ns}	0,32 ^{ns}	0,32 ^{ns}
2,6cal 12 ges	0,57 ^{ns}	0,80 ^{ns}	0,58 ^{ns}	0,81 ^{ns}	0,47 ^{ns}	0,66 ^{ns}
5,35cal 0 ges	0,09 ^{ns}	0,83 ^{ns}	0,06 ^{ns}	0,83 ^{ns}	0,24 ^{ns}	0,80 ^{ns}
5,35cal 4 ges	-0,47 ^{ns}	0,14 ^{ns}	-0,47 ^{ns}	0,13 ^{ns}	-0,48 ^{ns}	0,16 ^{ns}
5,35cal 8 ges	0,06 ^{ns}	-0,40 ^{ns}	0,07 ^{ns}	-0,41 ^{ns}	0,05 ^{ns}	-0,38 ^{ns}
5,35cal 12 ges	0,37 ^{ns}	0,85 ^{ns}	0,37 ^{ns}	0,85*	0,35 ^{ns}	0,84 ^{ns}
8,1cal 0 ges	-0,33 ^{ns}	0,88*	-0,33 ^{ns}	0,87*	-0,33 ^{ns}	0,91*
8,1cal 4 ges	0,78 ^{ns}	-0,41 ^{ns}	0,78 ^{ns}	-0,41 ^{ns}	0,79 ^{ns}	-0,40 ^{ns}
8,1cal 8 ges	0,61 ^{ns}	-0,40 ^{ns}	0,59 ^{ns}	-0,41 ^{ns}	0,71 ^{ns}	-0,31 ^{ns}
8,1cal 12 ges	0,70 ^{ns}	-0,93*	0,71 ^{ns}	-0,93*	0,64 ^{ns}	-0,92*

* significativo (p < 0,05) ; ^{ns} não significativo (p valor > 0,05)

Ao contrário do observado na avaliação anterior, aos 83 DAE, embora tratamentos tenham apresentado significância ao teste t, as correlações obtidas foram, em sua maior parte, positivas. Faz-se importante avaliar que, com exceção do tratamento 2,6 ton ha⁻¹ de calcário / 4 ton ha⁻¹ de gesso, todos os outros apresentaram correlações significativas apenas para os índices que fazem uso da banda verde e infravermelho próximo.

Em geral, foram obtidos coeficientes da correlação de Pearson acima de 0,87. Em relação ao tratamento citado anteriormente, observou-se comportamento oposto em relação aos demais: para os índices que se utilizam da banda vermelho as correlações foram positivas e para os que se utilizam da banda verde apresentaram correlações negativas.

Por fim, para a última data de avaliação, aos 96 DAE, sete tratamentos apresentaram significância ao teste t (tabela 22).

Foram obtidos valores negativos de coeficiente da correlação de Pearson, neste caso para o tratamento 8,1 ton ha⁻¹ de calcário, sem adição de gesso. Para os demais tratamentos foram obtidos valores de correlação de Pearson de até 0,99, para o tratamento 2,6 ton ha⁻¹ de calcário e 8 ton ha⁻¹ de gesso. Alguns tratamentos apresentaram significância apenas para IVs que se utilizam da banda vermelho (8,1 ton ha⁻¹ de calcário e 0 gesso) ou da banda verde (2,6 ton ha⁻¹ de calcário e 4 ton ha⁻¹ de gesso).

Observou-se que os índices GNDVI, GNIR e GRVI mostraram maior possibilidade de correlação entre os dois sensores do que os índices NDVI, RNIR e RVI. Diversas razões podem explicar essa diferença de potencial de aplicação desses índices para relacionar os dois sensores, entre elas a calibração da câmera e o comportamento espectral inerente aos tratamentos avaliados.

A interferência da calibração da câmera pode estar relacionada ao modelo matemático de calibração específico para cada banda espectral, sendo que os coeficientes de correlação nem sempre são os mesmos. Em relação à resposta espectral dos tratamentos avaliados, conforme disposto no item anterior, a relação existente entre estes e índices de vegetação tende a ser maior ou menor de acordo com o índice utilizado, com o tratamento e com o estágio de desenvolvimento da cultura. Sendo assim, era esperado que a relação entre os dois sensores na avaliação das dezesseis interações de doses de gesso e de calcário avaliadas fosse diversa.

Tabela 22 – Correlação linear de Pearson e teste t entre os índices de vegetação obtidos por meio de imagens e espectrorradiômetro aos 96 DAE.

96 DAE						
Interação calcário - gesso	NDVI	GNDVI	RNIR	GNIR	RVI	GRVI
0cal 0 ges	0,45 ^{ns}	0,76 ^{ns}	0,40 ^{ns}	0,75 ^{ns}	0,77 ^{ns}	0,81 ^{ns}
0cal 4 ges	0,80 ^{ns}	0,75 ^{ns}	0,79 ^{ns}	0,76 ^{ns}	0,77 ^{ns}	0,61 ^{ns}
0cal 8 ges	-0,27 ^{ns}	-0,50 ^{ns}	-0,25 ^{ns}	-0,52 ^{ns}	-0,29 ^{ns}	-0,41 ^{ns}
0cal 12 ges	0,95*	0,85*	0,96*	0,86*	0,89*	0,78 ^{ns}
2,6cal 0 ges	0,20 ^{ns}	0,41 ^{ns}	0,16 ^{ns}	0,40 ^{ns}	0,38 ^{ns}	0,45 ^{ns}
2,6cal 4 ges	0,69 ^{ns}	0,91*	0,71 ^{ns}	0,91*	0,71 ^{ns}	0,90*
2,6cal 8 ges	1,00*	0,87*	1,00*	0,89*	0,99*	0,78 ^{ns}
2,6cal 12 ges	0,66 ^{ns}	0,68 ^{ns}	0,62 ^{ns}	0,65 ^{ns}	0,87*	0,78 ^{ns}
5,35cal 0 ges	-0,49 ^{ns}	-0,49 ^{ns}	-0,53 ^{ns}	-0,50 ^{ns}	-0,22 ^{ns}	-0,47 ^{ns}
5,35cal 4 ges	0,35 ^{ns}	-0,01 ^{ns}	0,34 ^{ns}	-0,01 ^{ns}	0,41 ^{ns}	-0,02 ^{ns}
5,35cal 8 ges	0,91*	0,98*	0,90*	0,98*	0,94*	0,98*
5,35cal 12 ges	0,80 ^{ns}	0,53 ^{ns}	0,78 ^{ns}	0,53 ^{ns}	0,89*	0,51 ^{ns}
8,1cal 0 ges	-1,00*	-0,28 ^{ns}	-1,00*	-0,27 ^{ns}	-1,00*	-0,31 ^{ns}
8,1cal 4 ges	-0,04 ^{ns}	0,31 ^{ns}	-0,02 ^{ns}	0,31 ^{ns}	-0,19 ^{ns}	0,31 ^{ns}
8,1cal 8 ges	0,54 ^{ns}	0,08 ^{ns}	0,56 ^{ns}	0,07 ^{ns}	0,30 ^{ns}	0,01 ^{ns}
8,1cal 12 ges	-0,04 ^{ns}	0,31 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	0,33 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	0,20 ^{ns}

* significativo ($p < 0,05$) ; ^{ns} não significativo ($p \text{ valor} > 0,05$)

Ao contrário do que era esperado, observou-se valores de correlação negativa, uma vez que a calibração da câmera fotográfica mostrou elevada correlação entre as bandas do espectro visível e infravermelho próximo. Entretanto, uma possível causa para esse comportamento seria a seleção de plantas avaliadas em campo e a seleção de pixels da imagem referentes ao mesmo tratamento. A superfície utilizada para calibração da câmera (lonas) é homogênea, diferentemente da superfície de coleta de informações espectrais (dossel).

Em campo, a escolha de plantas foi aleatória garantindo, assim, confiabilidade às leituras realizadas. Da mesma forma, na imagem aérea os pixels foram escolhidos aleatoriamente buscando representar integralmente a parcela avaliada. Ocorre, porém, que os pixels selecionados

na imagem aérea nem sempre podem corresponder às plantas avaliadas em nível de solo. Somado a isso, o espectrorradiômetro utiliza uma área de aproximadamente 2 cm² da folha para realizar a avaliação ao passo que o pixel da imagem aérea contém um conjunto de reflectância das folhas, pecíolos e solo, podendo ainda representar a reflectância das faces adaxiais e abaxiais de folhas com idade diferentes.

Assim, embora grande refinamento tenha sido conferido ao processamento das imagens e à seleção dos pixels, entende-se que existe possibilidade da não homogeneidade da parcela avaliada, de forma que dentro da mesma o comportamento espectral das plantas pode apresentar variações, levando, portanto, a correlação de IVs de plantas diferentes em nível de solo e aéreo.

As correlações positivas obtidas para alguns dos tratamentos avaliados vão ao encontro de resultados reportados na literatura. Relacionando dados coletados em campo aos coletados por meio de VANT na cultura do milho, Zaman-Allah et al. (2015) observaram coeficiente de correlação de Pearson de 0,83. A correlação entre dados de nível de campo e aéreo na cultura do milho foi também reportada por Quemada et al. (2014). Em processamento de imagens obtidas por meio de VANTs, Laliberte et al. (2011) obtiveram coeficiente de correlação de Pearson de 0,92.

Diversas pesquisas apontam para o mesmo sentido: correlação entre sensores de nível terrestre e aéreo. Berni et al. (2009) em avaliações de diversas culturas obtiveram coeficiente de determinação de 0,99 entre as duas bases de dados, valores observados no presente trabalho na última data de avaliação. Na cultura da soja, Samseemoung et al. (2012) observaram valores de correlação entre dados coletados em nível de campo e aéreo com coeficiente de determinação entre 0,70 e 0,80.

Observou-se que é possível estabelecer correlações entre dados espectrais coletados em diferentes níveis, como solo e aéreo. Contudo, salienta-se que melhores resultados podem ser obtidos por meio de melhorias no processo metodológico de futuros trabalhos.

Nesse sentido, a presença de pontos de controle fixos na área poderia facilitar o processo de georreferenciamento das imagens obtidas, uma vez que em áreas com extensos cultivos fica difícil o estabelecimento de pontos de controles ‘naturais’ ao longo do tempo. Da mesma forma, maior número de alvos de calibração poderia conferir coeficientes mais fidedignos para a

calibração da câmera digital em cada avaliação em campo, conforme apontado por Cursiol et al. B (2016). Por fim, no presente trabalho foram realizadas três avaliações simultâneas com os dois sensores. Possivelmente, maior número de avaliações poderia contribuir para melhor interpretação dos resultados obtidos.

5. CONCLUSÕES

Com base no trabalho realizado, é possível destacar o potencial de sensores remotos na avaliação espectral de plantas de soja cultivadas em solos que receberam calagem e gessagem.

O estudo do comportamento espectral da cultura da soja influenciada pelas variáveis avaliadas no presente trabalho mostrou-se mais eficaz quando realizado por meio do espectrorradiômetro, uma vez que esse sensor permite melhor detalhamento espectral dos alvos. Quando realizado por meio de imagens digitais, os dados apresentaram tendência semelhante àqueles provenientes do sensor hiperespectral.

Neste sentido, destaca-se que não houve resposta significativa do comportamento espectral da cultura da soja à gessagem. Todavia, a calagem mostrou-se passível de ser detectada via sensoriamento remoto, especificamente por meio de sensor hiperespectral. Ressalta-se que a avaliação da influência da calagem foi expressa de forma mais acentuada no período R5.2 da cultura da soja.

A geração e aplicação de índices de vegetação para avaliação da soja mostrou-se eficaz na caracterização dos alvos avaliados tanto por meio de imagens digitais quanto por meio de espectrorradiometria. Entretanto, como houve resposta espectral somente à calagem os índices de vegetação que se utilizam da banda vermelho do espectro eletromagnético (NDVI, RNIR e RVI) apresentaram maior sensibilidade a essas respostas quando comparados aos índices que se utilizam da banda verde (GNDVI, GNIR e GRVI).

Quando comparados entre si, foram observadas variações entre os coeficientes de determinação dos índices NDVI, RNIR e RVI. Essas variações não se mostraram acentuadas, fato que denota que os três índices que se utilizam das bandas vermelho e infravermelho próximo apresentam capacidade de serem relacionados às doses de calcário aplicadas ao solo. Foram obtidas correlações com R^2 superiores a 0,85 para essa variável.

Em referência à relação existente entre os dados espectrais obtidos por meio de espectrorradiometria de campo e aqueles obtidos por meio de imagens digitais aéreas, evidencia-se que nas três datas de avaliação poucos tratamentos apresentaram correlação significativa ao teste t e muitos valores de correlação negativas foram obtidos.

REFERÊNCIAS

- AGRITEMPO – Sistema de Monitoramento Agrometeorológico. Disponível em <<http://www.agritempo.gov.br>> Acesso em 16 jan. 2017.
- AICARDI, I.; GARBARINO, M.; LINGUA, A.; LINGUA, E.; MARZANO, R.; PIRAS, M. Monitorin post-fire forest recovery using multi-temporal digital surface models generated from different plataforms. **EARSeL eProceedings**, v.15, n. 1, p. 1-8, 2016.
- ASD Inc. **ViewSpec Pro User's Guide: ViewSpec Pro™ User Manual**. ASD Document 600555 Rev. A, 2008.
- BARSI, J. A.; LEE, K.; KVARAN, G.; MARKHAM, B. L.; PEDELTY, J. A. the spectral response of the Landsat-8 operational land imager. **Remote Sensing**, v. 6, p. 10232-10251, 2014.
- BAUSCH, W. C.; DUKE, H. R. Remote sensing of plant nitrogen status in corn. **Transactions of de ASAE**, v.39, n.5, p.1869-1875, 1996.
- BEMIS, S. P.; MICKLETHWAITE, S.; TURNER, D.; JAMES, M. R.; AKCIZ, S.; THIELE, S. T.; BANGASH, H. A. Ground-based and UAV-Based photogrammetry: A multi-scale, high-resolution mapping tool for structural geology and paleoseismology. **Journal of Structural Geology**, v. 69, p. 163-178, 2014.
- BERNI, J. A. J.; ZARCO-TEJADA, P. J.; SUÁREZ, L.; FERERES, E. Thermal and narrowband multiespectral remote sensing for vegetation monitoring from unmanned aerial vehicle. **IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing**, v. 47, p. 722-738, 2009.
- BHERING, S. B.; SANTOS, H. G. dos. **Mapa de solos do Estado do Paraná: legenda atualizada**. Rio de Janeiro, RJ: EMBRAPA/IAPAR, 2008. 74p.
- BIRTH, G. S.; MCVEY G. R. Measuring color of growing turf with a reflectance spectrophotometer. **Agronomy Journal**, v. 60, p. 640-649, 1968.
- BOLTON, D. K.; FRIEDL, M. A. Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 173, p. 74-84, 2013.
- BOBBE, T.; MCLEAN, J.; ZIGADLO, J. P. An evaluation of natural color and color infrared digital cameras as a remote sensing tool for a natural resources management. **Airborne Reconnaissance XIX**, p. 151-157, 1995.
- CAIRES, E. F.; BLUM, J.; BARTH, G.; GARBUIO, F. J.; KUSMAN, M. T. Alterações químicas do solo e resposta da soja ao calcário e gesso aplicados na implantação do sistema plantio direto. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 27, p. 275-286, 2003.

CAIRES, E. F.; CHUEIRI, W. A.; MADRUGA, E. F.; FIGUEIREDO, A. Alterações de características químicas do solo e resposta da soja ao calcário e gesso aplicados na superfície em sistema de cultivo sem preparo do solo. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 22, p. 27-34, 1998.

CAIRES, E. F.; FONSECA, A. F.; FELDHAUS, I.C.; BLUM, J. Crescimento radicular e nutrição da soja cultivada no sistema plantio direto em resposta ao calcário e gesso na superfície. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 25, p. 1029-1040, 2001.

CAIRES, E. F.; FONSECA, A. F.; MENDES, J.; CHUEIRI, W. A.; MADRUGA, E. F. Produção de milho, trigo e soja em função das alterações das características químicas do solo pela aplicação de calcário e gesso na superfície, em sistema de plantio direto. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 23, p. 315-327, 1999.

CAMARA, G.; SOUZA, R. C. M.; FREITAS, U. M.; GARRIDO, J. SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. **Computers & Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395-403, mai./jun.1996.

CARVALHO, J. de F. C.; CRUSIOL, L. G. T.; PERINI, L. JR.; SIBALDELLI, R. N. R.; FERREIRA, L. C.; MARCELINO-GUIMARÃES, F. C.; NEPONUCENO, A. L., et al. Phenotyping soybeans for drought responses using remote sensing techniques and non-destructive physiological analysis. **Gl. Sci. Technol**, Rio Verde, v. 8, n. 2, p. 1-16, mai./ago. 2015.

CHICATI, M. S. **Resposta espectral da cultura do feijão e sua relação com parâmetros biofísicos em diferentes doses de nitrogênio**. 2015. 93f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Universidade Estadual de Maringá (UEM), Maringá, 2015.

CLARK, T. A.; FRYER, J. G. The development of camera calibration methods and models. **Photogrammetric Record**, v. 16, n. 51, p. 51-66, 1998.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO – CONAB. **Acompanhamento da safra brasileira de grãos**. – v.4 Safra 2016/17, n.1 – Primeiro levantamento. Brasília: Conab, outubro, 2016. 164 p.

CORRÊA, J. C.; FREITAS, E. E.; BÜLL, L. T.; CRUSCIOL, C. A. C.; FERNANDES, D. M.; MARCELINO, R. Aplicação superficial de calcário e diferentes resíduos em soja cultivada no sistema plantio direto. **Bragantia**, Campinas, v. 68, n.4, p. 1059-1068, 2009.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Ed. rev, 3ª reimpressão – Campinas, SP: IG/UNICAMP, 1999, 170 p.

CRUSIOL, L. G. T.; CARVALHO, J. de F. C.; SIBALDELLI, R. N. R.; NEIVERTH, W.; RIO, A. do; FERREIRA, L. C.; PROCÓPIO, S. de O., et al. NDVI variation according to the time of measurement, sampling size, positioning of sensor and water regime in different soybean cultivars. **Precision Agriculture**, 2016.

CRUSIOL, L. G. T.; NANNI, M. R.; SILVA, G. F. C.; FURLANETTO, R. H.; GUALBERTO, A. A. da S.; GASPAROTTO, A. de C.; PAULA de M. N. Semi professional digital camera calibration techniques for Vis/NIR spectral data acquisition from an unmanned aerial vehicle. **International Journal of Remote Sensing**, p. 1-21, 2016.

CRUSIOL, L. G. T.; PEREIRA NETO, O. C.; NANNI, M. R.; GUALBERTO, A. A. da S.; FURLANETTO, R. H.; SILVA JR., C. A. da. Mapeamento de áreas agrícolas na safra de verão a partir de imagens Landsat frente aos dados oficiais. **Agro@mbiente**, v. 10, n. 4, p. 287-298, out./dez., 2016.

DEL POZO, S.; RODRÍGUEZ-GONZÁLVEZ, P.; HERNANDEZ-LOPEZ, D.; FELIPE-GARCIA, B. Vicarious radiometric calibration of a multispectral camera on board na unmanned aerial system. **Remote Sensing**, v. 6, p. 1918-1937, 2014.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Tecnologias de Produção de Soja Região Central do Brasil – 2005**. Londrina: Embrapa Soja: Embrapa Cerrados: Embrapa Agropecuária Oeste: Fundação Meridional, 2004. 239 p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Tecnologias de Produção de Soja – Região Central do Brasil 2012 e 2013**. Londrina: Embrapa Soja, 2011. 261 p.

FARIAS, J. R. B.; NEPOMUCENO, A. L.; NEUMAIER, N. **Ecofisiologia da Soja**. Londrina: Embrapa Soja – Circ. 48, 2007. 9 p.

FEHR, W.R.; CAVINESS, C.E. **Stage of soybeans development**. Ames: Iowa State University, 1977. 12p. (Iowa Cooperative Service. Special Report, 80).

FERREIRA, D. F. **Sisvar** – Sistema de análise de variância. Versão 5.3. Lavras: UFLA, 2010.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. São Paulo, SP: Oficina de Textos, 3ª ed., 2011. 128p.

FONSECA, A. D.; FERNANDES, J. C. **Detecção remota**. Lisboa: Lidel, 2004. 224p.

FRASER, C. S. Automated processes in digital photogrammetric calibration, orientation, and triangulation. **Digital Signal Processing**, v. 8, p. 277-283, 1998.

FRASER, C. S. Digital camera self-calibration. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, v. 52, p. 149-159, 1997.

GASPAROTTO, A. de C. **Obtenção de imagens digitais e espectrometria da cultura do milho e sua relação com produtividade em diferentes doses de nitrogênio**. 2014. 107f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Universidade Estadual de Maringá (UEM), Maringá, 2014.

GEHRKE, R.; A. GREIWE. RGBI images with UAV off-the-shelf compact cameras: an investigations of linear sensor characteristics. **EARSel eProceedings** Special Issue, 34th EARSel Symposium, Warsaw, Jun. 16-20, p. 53-58, 2014.

GHULAM, A.; FISHMAN, J.; MAIMAITIYIMING, M.; WILKINS, J. L.; MAIMAITIJANG, M.; WELSH, J.; BIRA, B.; GRZOVIC, M. Characterizing crop responses to background ozone in open-air agricultural field by using reflectance spectroscopy. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 12, n. 6, p. 1307-1311. 2015.

GETZIN, S.; NUSKE, R. S.; WIEGAND, K. Using unmanned aerial vehicles (UAV) to quantify spatial gap patterns in forests. **Remote Sensing**, v. 6, p. 6988-7004, 2014.

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, n.3, p.289-298. 1996.

GONZALEZ- DUGO, V.; TEJADA-ZARCO, P.; NICOLÁS, E.; NORTES, P. A.; ALARCÓN, J. J.; INTRIGLIOLO, D. S.; FERERES, E. Using high resolution UAV termal imagery to assess the variability in the water status of five fruit tree species within a commercial orchard. **Precision Agric.**, v. 14, p. 660-678, 2013.

GROFF, E. C.; NANNI, M. R.; POVH, F. P.; CEZAR, E. Características agronômicas associadas com índices de vegetação medidos por sensores ativos de dossel na cultura da soja. **Semina: Ciências Agrárias**, Londrina, v. 34, n. 2, p. 517-526, mar./abr., 2013.

HABOUDANE, D.; MILLER, J. R.; PATTEY, E.; ZARCO-TEJADO, P. J.; STRACHAN, I. B. Hyperspectral vegetation índices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. **Remote Sensing of Environment**, v. 90, p. 337-352, 2004.

HABOUDANE, D.; MILLER, J. R.; TREMBLAY, N.; ZARCO-TEJADO, P. J.; DEXTRAZE, L. Integrated narrow-band vegetation índices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. **Remote Sensing of Environment**, v. 81, p. 416-426, 2002.

HEALEY, G. E. Radiometric CCD camera calibration and noise estimation. **IEEE Transaction On Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 16, n. 3, p. 267-276, 1994.

HONKAVAARA, E.; ARBIOL, R.; MARKELIN, L.; MARTINEZ, L.; CRAMER, M.; BOVET, S.; CHANDELIER, L., et al. Digital airborne photogrammetry – a new tool for quantitative remote sensing? – a state-of-the-art review on radiometric aspects of digital photogrammetric images. **Remote Sensing**, v. 1, p. 577-605, 2009.

HONKAVAARA, E.; SAARI, H.; KAIVOSOJA, J.; POLONEN, I.; HAKALA, T.; LITKEY, P.; MAKINEN, J.; PESONEN, L. Processing and assessment of spectrometric, stereoscopic imagery collected using a lightweight UAV spectral camera for precision agriculture. **Remote Sensing**, v. 5, p. 5006-5039, 2013.

HUANG, Y.; THOMSON, S. J.; BRAND, H. J.; REDDY, K. N. Development and evaluation of low-altitude remote sensing systems for crop production management. **Int. J. Agric. & Biol. Eng.**, v. 9, n. 4, 2016.

HUNT JR., E. R.; HIVELEY, 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 Sensing**, v. 2, p. 290-305, 2010.

IAPAR – Instituto Agronômico do Paraná. Disponível em <<http://www.iapar.br/>>. Acesso em 20 nov. 2015.

IMMERZEEL, W. W.; KRAAIJENBRINK, P. D. A.; SHEA, J. M.; SHRESTHA, A. B.; PELLICCIOTTI, F.; BIERKENS, M. F. P.; JONG S. M. de. High-resolution monitoring of Himalayan glacier dynamics using unmanned aerial vehicles. **Remote Sensing of Environment**, v. 150, p. 93-103, 2014.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos, SP: Parêntese, 2009. 598p.

JOHNSON, D. M. An assessment of pre-and within-season remotely sensed variables for forecasting corn and soybean yields in the United States. **Remote Sensing of Environment**, v. 141, p. 116-128, 2014.

KELCEY J.; LUCIEER, A. Sensor correction of a 6-BAND multispectral imaging sensor for uav remote sensing. **Remote Sensing**, v. 4, p. 1462-1493, 2012.

KOGER, C. H.; BRUCE, L. M.; SHAW, D. R.; REDDY, K. N. Wavelet analysis of hyperspectral reflectance data for detecting pitted morningglory (*Ipomoea lacunosa*) in soybean (*Glycine max*). **Remote Sensing of Environment**, v. 86, p. 108-119, 2003.

KROSS, A.; MCNAIRN, H.; LAPEN, D.; SUNOHARA, M.; CHAMPAGNE, C. Assessment of RapidEye vegetation indices for estimation of leaf aerea index and biomass in corn and soybean crops. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 34, p. 235-248, 2015.

KUUSK, A.; PAAS, M. Radiométric correction of hemispherical images. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 61, p. 405-413, 2007.

LALIBERTE, A. S.; GOFORTH, M. A.; STEELE, C. M.; RANGO, A. Multispectral remote sensing from unmanned aircraft: image processing workflows and applications for rangeland environments. **Remote Sensing**, v. 3, p. 2529-2251, 2011.

LEBOURGEOIS, V.; BÉGUÉ, A.; LABBÉ, S.; MALLAVAN, B.; PRÉVOT, L.; ROUX, B. Can commercial digital cameras be used as multispectral sensor? A crop monitoring test. **Sensors**, v. 8, p. 7300-7322, 2008.

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, p. 3557-3585, 2008.

LIMA, E. do V.; CRUSCIOL, C. A. C.; CAVARIANI, C.; NAKAGAWA, J. Características agronômicas, produtividade e qualidade fisiológica da soja “safrinha” sob semeadura direta, em função da cobertura vegetal e da calagem superficial. **Revista Brasileira de Sementes**, v. 31, n. 1, p. 69-80, 2009.

LOBELL, D. B.; THAU, D.; SEIFERT, C.; ENGLE, E.; LITTLE, B. A Scalable satellite-based crop yield mapper. **Remote Sensing of Environment**, v. 164, p. 324-333, 2015.

MALAVOLTA, E. **Manual de nutrição mineral de plantas**. São Paulo, SP: Agronômica Ceres, 2006. 638p.

MANGOLD, K.; SHAW, J. A.; VOLLMER, M. The physics of near-infrared photography. **European Journal of Physics**, v. 34, p. S51-S71, 2013.

MARSCHNER, H. **Mineral nutrition of higher plants**. London: Academic Press Limited, 2^a ed., 1995. 889p.

MERINO, L.; CABALLERO, F.; MARTÍNEZ-DE-DIOS, J. R.; MAZA, I.; OLLERO, A. An unmanned aircraft system for automatic forest fire monitoring and measurement. **Journal of Intelligent and Robotic System**, v. 65, p. 533-548, 2012.

MINATO, E. A. **Calcário e gesso agrícola em um latossolo vermelho distroférrico cultivado em soja (*Glycine max* L.) em semeadura direta**. 2016. 113f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Universidade Estadual de Maringá (UEM), Maringá, 2016.

MISHRA, N.; HAQUE, M. O.; LEIGH, L.; AARON, D.; HELDER, D.; MARKHAM, B. Radiometric cross calibration of Landsat 8 operational land imager (OLI) and Landsat 7 enhanced thematic mapper plus (ETM+). **Remote Sensing**, v. 6, p. 12619-12638, 2014.

MOREIRA, A. M. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. Viçosa, MG: UFV, 4^a ed., 2011. 422p.

MOREIRA, S.G.; KIEHL, J. C.; PROCHNOW, L. I.; PAULETTI, V. Calagem em sistema de semeadura direta e efeitos sobre a acidez do solo, disponibilidade de nutrientes e produtividade de milho e soja. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 25, p. 71-81, 2001.

NANNI, M. R.; DEMATTÊ, J. A. M. Spectral reflectance methodology in comparison to traditional soil analysis. **Soil Sci. Soc. AM. J.**, v. 70, p. 393-407, march/april, 2006.

NOVO, E. M. L. de M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. São Paulo, SP: Blucher, 4^a ed., 2010. 387p.

NEBIKER, S.; ANNEN, A.; SCHERRER, M.; OESCH, D. A light-weight multispectral sensor for micro UAV – Opportunities for very high resolution airborne remote sensing. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 37, part B1, p. 1193:1200. 2008.

OLEIRE-OLTMANN, S. D'; MARZOLFF, I.; PETER, K. D.; RIES, J. B. Unmanned aerial vehicle (UAV) for monitoring soil erosion. **Remote Sensing**, v. 4, p. 3390-3416, 2012.

OLIVEIRA JR., A.; CASTRO C. de; OLIVEIRA, F. A. de; FOLONI, J. S. S. Marcha de absorção e acúmulo de macronutrientes em soja com tipo de crescimento indeterminado. In: **XXXIV Reunião de Pesquisa de Soja**. 2014, Londrina. *Resumos...* Londrina: Embrapa, 2014. p. 292.

OLIVEIRA JR., A.; CASTRO C. de; OLIVEIRA, F. A. de; FOLONI, J. S. S. Marcha de absorção e acúmulo de zinco, manganês, ferro, cobre e boro em soja com tipo de crescimento indeterminado. In: **XXXIV Reunião de Pesquisa de Soja**. 2014, Londrina. *Resumos...* Londrina: Embrapa, 2014. p. 292.

PAULETTI, V.; PIERRI, L. de; RANZAN, T.; BARTH, G.; MOTTA, A. C. V. Efeitos em longo prazo da aplicação de gesso e calcário no sistema de plantio direto. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 38, p. 495-505, 2014.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto da vegetação**. São Paulo, SP: Oficina de Textos, 2ª ed., 2012. 160p.

PONZONI, F. J., ZULLO JR., J.; AMPARELLI, R. A. C. In-flight absolute calibration of the CBERS-2 CCD sensor data. **Annals of the Brazilian Academy of Sciences**, v. 80, n. 2, p. 373-380, 2008.

QUAREZEMIN, M. A. K.; TRIGOLO, A. L. M.; SILVA, R. P. C.; CASTRO, C. de; OLIVEIRA, F. A. de; FOLONI, J. S. S.; OLIVEIRA JR., A. de. Marcha de acúmulo de micronutrientes por cultivares de soja com tecnologia RR® e Intacta®. In: **VII Congresso Brasileiro de Soja**. Florianópolis, SC. 2015.

QUEMADA, M.; GABRIEL, J. L.; ZARCO-TEJADA, P. Airborne hyperspectral images and ground-level optical sensors as assessment tools for maize nitrogen fertilization. **Remote Sensing**, v. 6, p. 2940-2962, 2014.

RAIJ, B. V. **Fertilidade do solo e manejo dos nutrientes**. Piracicaba, SP: International Plant Nutrition Institute, 2011. 420p.

RAMPIM, L.; LANA, M do C.; FRANDOLOSO, J. F.; FONTANIVA, S. Atributos químicos de solo e resposta do trigo e da soja ao gesso em sistema de semeadura direta. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 35, p. 1687-1698, 2011.

RICHARDSON, A. J.; WIEGAND, C. L. Distinguishing vegetation from soil background information. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.43, p.1541-1552, 1977.

RITCHIE, G. L.; SULLIVAN, D. G.; PERRY C. D.; HOOK, J. E.; BEDNARZ C. W. Preparation of a low cost digital camera system for remote sensing. **Applied Engineering in Agriculture**, v. 24, n. 6, p. 885-894, 2008.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. **Final Report, Type III, NASA/GSFC**, Greenbelt, MD, p.371. 1974.

SANSEEMOUNG, G.; SONI, P.; JAYASURIYA, H. P. W.; SALOKHE, V. M. Application of low altitude remote sensing (LARS) platform for monitoring crop growth and weed infestation in a soybean plantation. **Precision Agriculture**, v. 13, p. 611-627, 2012.

SCHAEPMAN-STRUB, G.; SCHAEPMAN, M. E.; PAINTER, T. H.; DANGEL, S.; MARTONCHIK, J. V. Reflectance quantities in optical remote sensing – definitions and case studies. **Remote Sensing of Environment**, v. 103, p. 27-42, 2006.

SMITH, G. M.; MILTON, E. J. The use of the empirical line method to calibrate remotely sensed data to reflectance. **International Journal of Remote Sensing**, v. 20, n 13, p. 2653-2662, 1999.

SORATTO, R. P.; CRUSCIOL, C. A. C. Atributos químicos do solo decorrentes da aplicação em superfície de calcário e gesso em sistema plantio direto recém-implantado. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 32, p. 675-688, 2008.

SOUSA, D. M. G. de; MIRANDA, L. N. de; OLIVEIRA, S. A. de. Acidez do solo e sua correção. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H.; BARROS, N. F. de; FONTES, R. L. F.; CANTARUTTI, R. B.; NEVES, J. C. L. (Ed.) **Fertilidade do Solo**. Viçosa, MG: Sociedade Brasileira de Ciências do Solo, 2007. p. 205-274.

SRIPADA, R. P.; HEINIGER, R. W.; WHITE, J. G.; MEIJER A. D. Aerial color infrared photography for determining early in-season nitrogen requirements in corn. **Agronomy Journal**, v. 98, p. 968-977, 2006.

THENKABAIL, P. S.; SMITH, R. B.; PAUW, E. D. Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics. **Remote Sensing of Environment**, v. 71, p. 158-182, 2000.

TRIGOLO, A. L. M.; QUAREZEMIN, M. A. K.; SILVA, R. P. C.; CASTRO, C. de; OLIVEIRA, F. A. de; FOLONI, J. S. S.; OLIVEIRA JR., A. de. Marcha de acúmulo de macronutrientes por cultivares de soja com tecnologia RR® e Intacta®. In: **VII Congresso Brasileiro de Soja**. Florianópolis, SC. 2015.

UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE – USDA. **World Agricultural Production**. Circular Series: WAP 9-16. September 2016.

VASUKI, Y.; HOLDEN, E.; KOVESI, P.; MICKLETHWAITE, S. Semi-automatic mapping of geological Structures using UAV-based photogrammetric data: An image analysis approach. **Computers & Geosciences**, v. 69, p. 22-32, 2014.

VENTURA, D.; BRUNO, M.; LASINIO, G. J.; BELLUSCIO, A. A low-cost drone based application for identifying and mapping of coastal fish nursery grounds. **Estuarine, Coastal and Shelf Science**, v. 171, p. 85-98, 2016.

XIANG, H.; TIAN, L. Development of a low-cost agricultural remote sensing system based on an autonomous unmanned aerial vehicle (UAV). **Biosystems Engineering**, v. 108, p. 174-190, 2011.

XIN, Q.; GONG, P.; YU, C.; YU, L.; BROICH, M.; SUYKER, A. E.; MYNENI, R. B. A production efficiency model-based method for satellite estimates of corn and soybean yields in the Midwestern US. **Remote Sensing**, v. 5, p. 5926-5943, 2013.

WITHAGEN, P. J.; GROEN, F. C. A.; SCHUTTE, K. CCD color camera characterization for image measurements. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 56, n.1, p. 199-203, 2007.

YU, N.; LI, L.; SCHMITZ, N.; TIAN, L. F.; GREENBERG, J. A.; DIERS, B. W. Development of methods to improve soybean yield estimation and predict plant maturity with an unmanned aerial vehicle based platform. **Remote Sensing of Environment**, v. 187, p. 91-101, 2016.

YUN, H. S.; PARK, S. H.; KIM, H.-J.; LEE, W. D.; LEE, K. D.; HONG, S. Y.; JUNG, G. H. Use of unmanned aerial vehicle for multi-temporal monitoring of soybean vegetation fraction. **J. of Biosystems Eng**, v. 41, n. 2, p. 126-137, 2016.

ZAMAN-ALLAH, M.; VERGARA, O.; ARAUS, J. L.; TAREKEGNE, A.; MAGOROKOSHO, C.; ZARCO-TEJADA, P. J.; HOMERO, A., et al. Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize. **Plant Methods**, v. 11, n. 35, p. 1-10, 2015.

ZANDONÁ, R. R.; BEUTLER, A. N.; BURG, G. M.; BARRETO, C. F.; SCHIMIDT, M. R. Gesso e calcário aumentam a produtividade e amenizam o efeito do déficit hídrico em milho e soja. **Pesq. Agropec. Trop**, Goiânia, v. 45, n. 2, p. 128-137, abr./jun., 2015.

ZARCO-TEJADA, P. J.; GONZÁLES-DUGO, V.; BERNI, J. A. J. Fluorescence, temperature and narrow-band indices acquired from a UAV platform for water stress detection using a micro-hyperspectral imager and a thermal camera. **Remote Sensing of Environment**, v. 117, p. 322-337, 2012.

ZHANG, J.; HU, J.; LIAN, J.; FAN, Z.; OUYANG, X.; YE, W. Seeing the forest from drones: Testing the potential of lightweight drone as a tool for long-term forest monitoring. **Biological Conservation**, v. 198, p. 60-69, 2016.

ZHANG, Z. A flexible new technique for camera calibration. **IEEE Transaction On Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 22, n. 11, p. 1330-1334, 2000.

ZIGADLO, J. P.; HOLDEN, C. L.; SCHRADER, M. E.; VOGEL, R. M. Eletronic color infrared camera. **US Patent 6292212 B1**, 2001.

ZHONG, L.; GONG, P.; BIGING, G. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: A multi-year experiment using Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 140, p. 1-13, 2014.

APÊNDICES

Apêndice 1. Análise de variância aos 27 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio do espectrorradiômetro.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000661	0.000220	2.963	0.0900
CALCARIO	3	0.000135	0.000045	0.604	0.6285
erro 1	9	0.000669	0.000074		
GESSO	3	0.000401	0.000134	1.666	0.1916
CALCARIO*GESSO	9	0.001016	0.000113	1.407	0.2215
erro 2	36	0.002889	0.000080		
Total corrigido	63	0.005772			
CV 1 (%) =	1.29				
CV 2 (%) =	1.34				
Média geral:	0.6678940	Número de observações:	64		

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000854	0.000285	2.522	0.1235
CALCARIO	3	0.000144	0.000048	0.424	0.7402
erro 1	9	0.001016	0.000113		
GESSO	3	0.000481	0.000160	0.925	0.4386
CALCARIO*GESSO	9	0.001864	0.000207	1.194	0.3286
erro 2	36	0.006246	0.000173		
Total corrigido	63	0.010605			
CV 1 (%) =	1.68				
CV 2 (%) =	2.08				
Média geral:	0.6335925	Número de observações:	64		

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000339	0.000113	2.933	0.0919
CALCARIO	3	0.000069	0.000023	0.600	0.6308
erro 1	9	0.000346	0.000038		
GESSO	3	0.000206	0.000069	1.635	0.1985
CALCARIO*GESSO	9	0.000533	0.000059	1.408	0.2214
erro 2	36	0.001513	0.000042		
Total corrigido	63	0.003006			
CV 1 (%) =	3.11				
CV 2 (%) =	3.25				
Média geral:	0.1992673	Número de observações:	64		

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000485	0.000162	2.576	0.1187
CALCARIO	3	0.000080	0.000027	0.427	0.7382
erro 1	9	0.000565	0.000063		
GESSO	3	0.000272	0.000091	0.901	0.4502
CALCARIO*GESSO	9	0.001072	0.000119	1.185	0.3339
erro 2	36	0.003619	0.000101		
Total corrigido	63	0.006093			
CV 1 (%) =	3.53				
CV 2 (%) =	4.46				
Média geral:	0.2246286	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.231782	0.077261	3.084	0.0828
CALCARIO	3	0.045174	0.015058	0.601	0.6304
erro 1	9	0.225470	0.025052		
GESSO	3	0.139715	0.046572	1.828	0.1595
CALCARIO*GESSO	9	0.319379	0.035487	1.393	0.2277
erro 2	36	0.917272	0.025480		
Total corrigido	63	1.878792			
CV 1 (%) =	3.14				
CV 2 (%) =	3.17				
Média geral:	5.0407764	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.189801	0.063267	2.330	0.1427
CALCARIO	3	0.032180	0.010727	0.395	0.7598
erro 1	9	0.244389	0.027154		
GESSO	3	0.112171	0.037390	1.053	0.3812
CALCARIO*GESSO	9	0.390168	0.043352	1.220	0.3134
erro 2	36	1.278812	0.035523		
Total corrigido	63	2.247521			
CV 1 (%) =	3.67				
CV 2 (%) =	4.20				
Média geral:	4.4864313	Número de observações:	64		

Apêndice 2. Análise de variância aos 38 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio do espectrorradiômetro.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.005884	0.001961	26.817	0.0001
CALCARIO	3	0.000427	0.000142	1.944	0.1931
erro 1	9	0.000658	0.000073		
GESSO	3	0.000132	0.000044	1.393	0.2606
CALCARIO*GESSO	9	0.000409	0.000045	1.434	0.2105
erro 2	36	0.001140	0.000032		
Total corrigido	63	0.008650			
CV 1 (%) =	1.24				
CV 2 (%) =	0.82				
Média geral:	0.6886363	Número de observações:	64		

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.008041	0.002680	22.996	0.0001
CALCARIO	3	0.000587	0.000196	1.678	0.2403
erro 1	9	0.001049	0.000117		
GESSO	3	0.000243	0.000081	1.348	0.2743
CALCARIO*GESSO	9	0.000584	0.000065	1.080	0.4006
erro 2	36	0.002164	0.000060		
Total corrigido	63	0.012668			
CV 1 (%) =	1.62				
CV 2 (%) =	1.17				
Média geral:	0.6650811	Número de observações:	64		

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.002925	0.000975	26.473	0.0001
CALCARIO	3	0.000214	0.000071	1.941	0.1936
erro 1	9	0.000332	0.000037		
GESSO	3	0.000066	0.000022	1.399	0.2588
CALCARIO*GESSO	9	0.000206	0.000023	1.463	0.1991
erro 2	36	0.000562	0.000016		
Total corrigido	63	0.004305			
CV 1 (%) =	3.29				
CV 2 (%) =	2.14				
Média geral:	0.1845122	Número de observações:	64		

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.004234	0.001411	22.674	0.0001
CALCARIO	3	0.000312	0.000104	1.672	0.2416
erro 1	9	0.000560	0.000062		
GESSO	3	0.000129	0.000043	1.355	0.2720
CALCARIO*GESSO	9	0.000314	0.000035	1.103	0.3854
erro 2	36	0.001139	0.000032		
Total corrigido	63	0.006689			
CV 1 (%) =	3.92				
CV 2 (%) =	2.79				
Média geral:	0.2013358	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	2.409194	0.803065	28.775	0.0000
CALCARIO	3	0.163914	0.054638	1.958	0.1910
erro 1	9	0.251172	0.027908		
GESSO	3	0.054774	0.018258	1.338	0.2773
CALCARIO*GESSO	9	0.155783	0.017309	1.268	0.2872
erro 2	36	0.491304	0.013647		
Total corrigido	63	3.526142			
CV 1 (%) =	3.07				
CV 2 (%) =	2.15				
Média geral:	5.4430309	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	2.473399	0.824466	24.714	0.0001
CALCARIO	3	0.169798	0.056599	1.697	0.2367
erro 1	9	0.300246	0.033361		
GESSO	3	0.072036	0.024012	1.279	0.2962
CALCARIO*GESSO	9	0.161237	0.017915	0.954	0.4923
erro 2	36	0.675811	0.018773		
Total corrigido	63	3.852528			
CV 1 (%) =	3.66				
CV 2 (%) =	2.74				
Média geral:	4.9951754	Número de observações:	64		

Apêndice 3. Análise de variância aos 48 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio do espectrorradiômetro.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.002264	0.000755	7.309	0.0087
CALCARIO	3	0.001821	0.000607	5.879	0.0166
erro 1	9	0.000929	0.000103		
GESSO	3	0.000059	0.000020	0.245	0.8646
CALCARIO*GESSO	9	0.000145	0.000016	0.199	0.9928
erro 2	36	0.002911	0.000081		
Total corrigido	63	0.008130			
CV 1 (%) =	1.45				
CV 2 (%) =	1.28				
Média geral:	0.7016060	Número de observações:	64		

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.004452	0.001484	8.043	0.0065
CALCARIO	3	0.004002	0.001334	7.229	0.0090
erro 1	9	0.001661	0.000185		
GESSO	3	0.000057	0.000019	0.129	0.9425
CALCARIO*GESSO	9	0.000259	0.000029	0.196	0.9932
erro 2	36	0.005287	0.000147		
Total corrigido	63	0.015717			
CV 1 (%) =	2.00				
CV 2 (%) =	1.79				
Média geral:	0.6785265	Número de observações:	64		

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.001107	0.000369	7.198	0.0091
CALCARIO	3	0.000897	0.000299	5.834	0.0170
erro 1	9	0.000461	0.000051		
GESSO	3	0.000029	0.000010	0.248	0.8623
CALCARIO*GESSO	9	0.000074	0.000008	0.207	0.9917
erro 2	36	0.001427	0.000040		
Total corrigido	63	0.003995			
CV 1 (%) =	4.08				
CV 2 (%) =	3.59				
Média geral:	0.1755543	Número de observações:	64		

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.002324	0.000775	7.903	0.0068
CALCARIO	3	0.002104	0.000701	7.154	0.0093
erro 1	9	0.000882	0.000098		
GESSO	3	0.000031	0.000010	0.133	0.9396
CALCARIO*GESSO	9	0.000138	0.000015	0.200	0.9927
erro 2	36	0.002760	0.000077		
Total corrigido	63	0.008238			
CV 1 (%) =	5.16				
CV 2 (%) =	4.56				
Média geral:	0.1918902	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	1.052950	0.350983	7.755	0.0073
CALCARIO	3	0.810212	0.270071	5.967	0.0160
erro 1	9	0.407337	0.045260		
GESSO	3	0.028481	0.009494	0.255	0.8573
CALCARIO*GESSO	9	0.055238	0.006138	0.165	0.9964
erro 2	36	1.339612	0.037211		
Total corrigido	63	3.693831			
CV 1 (%) =	3.71				
CV 2 (%) =	3.36				
Média geral:	5.7366294	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	1.516085	0.505362	8.460	0.0055
CALCARIO	3	1.306576	0.435525	7.291	0.0088
erro 1	9	0.537604	0.059734		
GESSO	3	0.021740	0.007247	0.144	0.9332
CALCARIO*GESSO	9	0.089026	0.009892	0.196	0.9931
erro 2	36	1.816235	0.050451		
Total corrigido	63	5.287266			
CV 1 (%) =	4.64				
CV 2 (%) =	4.26				
Média geral:	5.2710613	Número de observações:	64		

Apêndice 4. Análise de variância aos 58 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio do espectrorradiômetro.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.001833	0.000611	9.981	0.0032
CALCARIO	3	0.000549	0.000183	2.991	0.0882
erro 1	9	0.000551	0.000061		
GESSO	3	0.000092	0.000031	1.022	0.3945
CALCARIO*GESSO	9	0.000381	0.000042	1.414	0.2187
erro 2	36	0.001077	0.000030		
Total corrigido	63	0.004483			
CV 1 (%) =	1.06				
CV 2 (%) =	0.74				
Média geral:	0.7363157	Número de observações:		64	

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.001785	0.000595	4.532	0.0337
CALCARIO	3	0.000838	0.000279	2.126	0.1670
erro 1	9	0.001182	0.000131		
GESSO	3	0.000254	0.000085	1.758	0.1726
CALCARIO*GESSO	9	0.000566	0.000063	1.304	0.2691
erro 2	36	0.001737	0.000048		
Total corrigido	63	0.006362			
CV 1 (%) =	1.59				
CV 2 (%) =	0.97				
Média geral:	0.7196196	Número de observações:		64	

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000808	0.000269	9.898	0.0033
CALCARIO	3	0.000239	0.000080	2.929	0.0921
erro 1	9	0.000245	0.000027		
GESSO	3	0.000040	0.000013	1.022	0.3943
CALCARIO*GESSO	9	0.000168	0.000019	1.414	0.2188
erro 2	36	0.000474	0.000013		
Total corrigido	63	0.001975			
CV 1 (%) =	3.43				
CV 2 (%) =	2.39				
Média geral:	0.1519405	Número de observações:		64	

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000814	0.000271	4.460	0.0351
CALCARIO	3	0.000376	0.000125	2.057	0.1763
erro 1	9	0.000548	0.000061		
GESSO	3	0.000118	0.000039	1.775	0.1694
CALCARIO*GESSO	9	0.000260	0.000029	1.304	0.2691
erro 2	36	0.000797	0.000022		
Total corrigido	63	0.002912			
CV 1 (%) =	4.78				
CV 2 (%) =	2.88				
Média geral:	0.1631839	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	1.522288	0.507429	10.365	0.0028
CALCARIO	3	0.494284	0.164761	3.366	0.0686
erro 1	9	0.440602	0.048956		
GESSO	3	0.076302	0.025434	1.004	0.4024
CALCARIO*GESSO	9	0.322946	0.035883	1.416	0.2179
erro 2	36	0.912276	0.025341		
Total corrigido	63	3.768698			
CV 1 (%) =	3.35				
CV 2 (%) =	2.41				
Média geral:	6.6065080	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	1.208109	0.402703	4.884	0.0277
CALCARIO	3	0.623967	0.207989	2.522	0.1235
erro 1	9	0.742152	0.082461		
GESSO	3	0.157026	0.052342	1.631	0.1992
CALCARIO*GESSO	9	0.375610	0.041734	1.301	0.2707
erro 2	36	1.155200	0.032089		
Total corrigido	63	4.262064			
CV 1 (%) =	4.66				
CV 2 (%) =	2.91				
Média geral:	6.1643072	Número de observações:	64		

Apêndice 5. Análise de variância aos 63 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio do espectrorradiômetro.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000501	0.000167	4.758	0.0297
CALCARIO	3	0.000004	0.000001	0.035	0.9909
erro 1	9	0.000316	0.000035		
GESSO	3	0.000176	0.000059	0.960	0.4223
CALCARIO*GESSO	9	0.000345	0.000038	0.627	0.7661
erro 2	36	0.002204	0.000061		
Total corrigido	63	0.003546			
CV 1 (%) =	0.80				
CV 2 (%) =	1.05				
Média geral:	0.7423726	Número de observações:	64		

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.001027	0.000342	4.652	0.0315
CALCARIO	3	0.000052	0.000017	0.237	0.8684
erro 1	9	0.000662	0.000074		
GESSO	3	0.000405	0.000135	1.177	0.3319
CALCARIO*GESSO	9	0.000735	0.000082	0.712	0.6941
erro 2	36	0.004128	0.000115		
Total corrigido	63	0.007010			
CV 1 (%) =	1.17				
CV 2 (%) =	1.47				
Média geral:	0.7304216	Número de observações:	64		

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000220	0.000073	4.675	0.0311
CALCARIO	3	0.000002	5.67639471E-0007	0.036	0.9902
erro 1	9	0.000141	0.000016		
GESSO	3	0.000077	0.000026	0.952	0.4257
CALCARIO*GESSO	9	0.000152	0.000017	0.623	0.7699
erro 2	36	0.000973	0.000027		
Total corrigido	63	0.001564			
CV 1 (%) =	2.67				
CV 2 (%) =	3.51				
Média geral:	0.1479592	Número de observações:	64		

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000466	0.000155	4.577	0.0328
CALCARIO	3	0.000026	0.000009	0.258	0.8536
erro 1	9	0.000305	0.000034		
GESSO	3	0.000183	0.000061	1.166	0.3362
CALCARIO*GESSO	9	0.000332	0.000037	0.703	0.7016
erro 2	36	0.001888	0.000052		
Total corrigido	63	0.003200			
CV 1 (%) =	3.73				
CV 2 (%) =	4.64				
Média geral:	0.1559947	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.442087	0.147362	5.392	0.0212
CALCARIO	3	0.003048	0.001016	0.037	0.9899
erro 1	9	0.245947	0.027327		
GESSO	3	0.156251	0.052084	1.015	0.3973
CALCARIO*GESSO	9	0.300161	0.033351	0.650	0.7470
erro 2	36	1.846981	0.051305		
Total corrigido	63	2.994475			
CV 1 (%) =	2.43				
CV 2 (%) =	3.33				
Média geral:	6.7929487	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.758501	0.252834	5.207	0.0233
CALCARIO	3	0.017476	0.005825	0.120	0.9461
erro 1	9	0.436971	0.048552		
GESSO	3	0.301296	0.100432	1.257	0.3037
CALCARIO*GESSO	9	0.541178	0.060131	0.753	0.6593
erro 2	36	2.876456	0.079902		
Total corrigido	63	4.931879			
CV 1 (%) =	3.40				
CV 2 (%) =	4.37				
Média geral:	6.4719267	Número de observações:	64		

Apêndice 6. Análise de variância aos 68 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio do espectrorradiômetro.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000749	0.000250	7.733	0.0073
CALCARIO	3	0.000271	0.000090	2.798	0.1011
erro 1	9	0.000291	0.000032		
GESSO	3	0.000025	0.000008	0.293	0.8301
CALCARIO*GESSO	9	0.000151	0.000017	0.602	0.7866
erro 2	36	0.001004	0.000028		
Total corrigido	63	0.002490			
CV 1 (%) =	0.76				
CV 2 (%) =	0.71				
Média geral:	0.7484160	Número de observações:	64		

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.001560	0.000520	6.058	0.0153
CALCARIO	3	0.000477	0.000159	1.854	0.2078
erro 1	9	0.000773	0.000086		
GESSO	3	0.000063	0.000021	0.411	0.7461
CALCARIO*GESSO	9	0.000221	0.000025	0.480	0.8782
erro 2	36	0.001840	0.000051		
Total corrigido	63	0.004934			
CV 1 (%) =	1.26				
CV 2 (%) =	0.97				
Média geral:	0.7375685	Número de observações:	64		

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000324	0.000108	7.774	0.0072
CALCARIO	3	0.000119	0.000040	2.850	0.0974
erro 1	9	0.000125	0.000014		
GESSO	3	0.000010	0.000003	0.285	0.8358
CALCARIO*GESSO	9	0.000064	0.000007	0.596	0.7913
erro 2	36	0.000432	0.000012		
Total corrigido	63	0.001075			
CV 1 (%) =	2.59				
CV 2 (%) =	2.41				
Média geral:	0.1439528	Número de observações:	64		

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000695	0.000232	6.169	0.0145
CALCARIO	3	0.000216	0.000072	1.917	0.1974
erro 1	9	0.000338	0.000038		
GESSO	3	0.000027	0.000009	0.395	0.7570
CALCARIO*GESSO	9	0.000096	0.000011	0.469	0.8854
erro 2	36	0.000815	0.000023		
Total corrigido	63	0.002186			
CV 1 (%) =	4.05				
CV 2 (%) =	3.15				
Média geral:	0.1511569	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.713698	0.237899	7.306	0.0087
CALCARIO	3	0.235667	0.078556	2.412	0.1340
erro 1	9	0.293079	0.032564		
GESSO	3	0.029172	0.009724	0.354	0.7864
CALCARIO*GESSO	9	0.159808	0.017756	0.647	0.7499
erro 2	36	0.988720	0.027464		
Total corrigido	63	2.420144			
CV 1 (%) =	2.59				
CV 2 (%) =	2.38				
Média geral:	6.9696526	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	1.238353	0.412784	5.285	0.0224
CALCARIO	3	0.343702	0.114567	1.467	0.2878
erro 1	9	0.702940	0.078104		
GESSO	3	0.068017	0.022672	0.529	0.6650
CALCARIO*GESSO	9	0.214193	0.023799	0.556	0.8236
erro 2	36	1.542158	0.042838		
Total corrigido	63	4.109362			
CV 1 (%) =	4.20				
CV 2 (%) =	3.11				
Média geral:	6.6564912	Número de observações:	64		

Apêndice 7. Análise de variância aos 68 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio de imagens digitais.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.026679	0.008893	7.297	0.0088
CALCARIO	3	0.003408	0.001136	0.932	0.4642
erro 1	9	0.010968	0.001219		
GESSO	3	0.001265	0.000422	0.349	0.7903
CALCARIO*GESSO	9	0.005077	0.000564	0.466	0.8874
erro 2	36	0.043541	0.001209		
Total corrigido	63	0.090938			
CV 1 (%) =	6.81				
CV 2 (%) =	6.79				
Média geral:	0.5125319	Número de observações:	64		

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.016850	0.005617	4.967	0.0265
CALCARIO	3	0.003433	0.001144	1.012	0.4315
erro 1	9	0.010177	0.001131		
GESSO	3	0.001673	0.000558	0.413	0.7443
CALCARIO*GESSO	9	0.005781	0.000642	0.476	0.8810
erro 2	36	0.048575	0.001349		
Total corrigido	63	0.086489			
CV 1 (%) =	7.55				
CV 2 (%) =	8.25				
Média geral:	0.4451923	Número de observações:	64		

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.021485	0.007162	7.087	0.0096
CALCARIO	3	0.002820	0.000940	0.930	0.4651
erro 1	9	0.009095	0.001011		
GESSO	3	0.001130	0.000377	0.378	0.7693
CALCARIO*GESSO	9	0.003980	0.000442	0.444	0.9015
erro 2	36	0.035857	0.000996		
Total corrigido	63	0.074368			
CV 1 (%) =	9.84				
CV 2 (%) =	9.77				
Média geral:	0.3231353	Número de observações:	64		

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.016599	0.005533	4.879	0.0278
CALCARIO	3	0.003398	0.001133	0.999	0.4368
erro 1	9	0.010207	0.001134		
GESSO	3	0.001734	0.000578	0.436	0.7284
CALCARIO*GESSO	9	0.005502	0.000611	0.461	0.8906
erro 2	36	0.047702	0.001325		
Total corrigido	63	0.085143			
CV 1 (%) =	8.75				
CV 2 (%) =	9.46				
Média geral:	0.3848262	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	1.664250	0.554750	7.837	0.0070
CALCARIO	3	0.198403	0.066134	0.934	0.4634
erro 1	9	0.637094	0.070788		
GESSO	3	0.062843	0.020948	0.291	0.8317
CALCARIO*GESSO	9	0.351310	0.039034	0.542	0.8338
erro 2	36	2.592103	0.072003		
Total corrigido	63	5.506003			
CV 1 (%) =	8.51				
CV 2 (%) =	8.59				
Média geral:	3.1254444	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.606209	0.202070	5.101	0.0247
CALCARIO	3	0.124256	0.041419	1.046	0.4185
erro 1	9	0.356520	0.039613		
GESSO	3	0.056507	0.018836	0.375	0.7712
CALCARIO*GESSO	9	0.232714	0.025857	0.515	0.8537
erro 2	36	1.806475	0.050180		
Total corrigido	63	3.182680			
CV 1 (%) =	7.60				
CV 2 (%) =	8.55				
Média geral:	2.6195843	Número de observações:	64		

Apêndice 8. Análise de variância aos 83 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio de imagens digitais.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.052685	0.017562	74.312	0.0000
CALCARIO	3	0.000910	0.000303	1.284	0.3377
erro 1	9	0.002127	0.000236		
GESSO	3	0.003824	0.001275	1.438	0.2477
CALCARIO*GESSO	9	0.003100	0.000344	0.389	0.9328
erro 2	36	0.031910	0.000886		
Total corrigido	63	0.094557			
CV 1 (%) =	5.85				
CV 2 (%) =	11.34				
Média geral:	0.2625875	Número de observações:	64		

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000036	0.000012	2.938	0.0916
CALCARIO	3	0.000024	0.000008	2.011	0.1829
erro 1	9	0.000036	0.000004		
GESSO	3	0.000007	0.000002	1.177	0.3322
CALCARIO*GESSO	9	0.000017	0.000002	1.033	0.4337
erro 2	36	0.000067	0.000002		
Total corrigido	63	0.000187			
CV 1 (%) =	0.65				
CV 2 (%) =	0.44				
Média geral:	0.3085028	Número de observações:	64		

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.079267	0.026422	70.747	0.0000
CALCARIO	3	0.001427	0.000476	1.274	0.3408
erro 1	9	0.003361	0.000373		
GESSO	3	0.005091	0.001697	1.379	0.2649
CALCARIO*GESSO	9	0.004458	0.000495	0.402	0.9255
erro 2	36	0.044307	0.001231		
Total corrigido	63	0.137911			
CV 1 (%) =	3.30				
CV 2 (%) =	5.99				
Média geral:	0.5854606	Número de observações:	64		

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000049	0.000016	2.938	0.0915
CALCARIO	3	0.000033	0.000011	2.011	0.1830
erro 1	9	0.000050	0.000006		
GESSO	3	0.000009	0.000003	1.179	0.3313
CALCARIO*GESSO	9	0.000023	0.000003	1.034	0.4332
erro 2	36	0.000091	0.000003		
Total corrigido	63	0.000254			
CV 1 (%) =	0.44				
CV 2 (%) =	0.30				
Média geral:	0.5284671	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.793756	0.264585	82.307	0.0000
CALCARIO	3	0.012240	0.004080	1.269	0.3423
erro 1	9	0.028931	0.003215		
GESSO	3	0.072544	0.024181	1.541	0.2205
CALCARIO*GESSO	9	0.052703	0.005856	0.373	0.9404
erro 2	36	0.564745	0.015687		
Total corrigido	63	1.524919			
CV 1 (%) =	3.30				
CV 2 (%) =	7.28				
Média geral:	1.7202067	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000628	0.000209	2.937	0.0917
CALCARIO	3	0.000431	0.000144	2.012	0.1829
erro 1	9	0.000642	0.000071		
GESSO	3	0.000115	0.000038	1.173	0.3336
CALCARIO*GESSO	9	0.000302	0.000034	1.032	0.4341
erro 2	36	0.001172	0.000033		
Total corrigido	63	0.003290			
CV 1 (%) =	0.45				
CV 2 (%) =	0.30				
Média geral:	1.8922925	Número de observações:	64		

Apêndice 9. Análise de variância aos 83 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio do espectrorradiômetro.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000393	0.000131	1.941	0.1935
CALCARIO	3	0.000133	0.000044	0.657	0.5986
erro 1	9	0.000607	0.000067		
GESSO	3	0.000156	0.000052	1.058	0.3792
CALCARIO*GESSO	9	0.000457	0.000051	1.030	0.4356
erro 2	36	0.001775	0.000049		
Total corrigido	63	0.003521			
CV 1 (%) =	1.13				
CV 2 (%) =	0.96				
Média geral:	0.7280585	Número de observações:	64		

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000919	0.000306	2.685	0.1096
CALCARIO	3	0.000372	0.000124	1.088	0.4026
erro 1	9	0.001027	0.000114		
GESSO	3	0.000323	0.000108	1.297	0.2902
CALCARIO*GESSO	9	0.000849	0.000094	1.137	0.3630
erro 2	36	0.002987	0.000083		
Total corrigido	63	0.006478			
CV 1 (%) =	1.49				
CV 2 (%) =	1.27				
Média geral:	0.7168839	Número de observações:	64		

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000179	0.000060	1.898	0.2004
CALCARIO	3	0.000059	0.000020	0.626	0.6163
erro 1	9	0.000283	0.000031		
GESSO	3	0.000072	0.000024	1.052	0.3815
CALCARIO*GESSO	9	0.000209	0.000023	1.018	0.4447
erro 2	36	0.000821	0.000023		
Total corrigido	63	0.001623			
CV 1 (%) =	3.56				
CV 2 (%) =	3.03				
Média geral:	0.1574591	Número de observações:	64		

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.000433	0.000144	2.612	0.1155
CALCARIO	3	0.000170	0.000057	1.023	0.4271
erro 1	9	0.000498	0.000055		
GESSO	3	0.000152	0.000051	1.286	0.2939
CALCARIO*GESSO	9	0.000398	0.000044	1.119	0.3749
erro 2	36	0.001422	0.000039		
Total corrigido	63	0.003073			
CV 1 (%) =	4.50				
CV 2 (%) =	3.81				
Média geral:	0.1650690	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.270798	0.090266	2.142	0.1650
CALCARIO	3	0.110326	0.036775	0.872	0.4905
erro 1	9	0.379352	0.042150		
GESSO	3	0.103465	0.034488	1.054	0.3806
CALCARIO*GESSO	9	0.318841	0.035427	1.083	0.3990
erro 2	36	1.178000	0.032722		
Total corrigido	63	2.360781			
CV 1 (%) =	3.22				
CV 2 (%) =	2.84				
Média geral:	6.3765313	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.535142	0.178381	2.941	0.0914
CALCARIO	3	0.262005	0.087335	1.440	0.2946
erro 1	9	0.545871	0.060652		
GESSO	3	0.185755	0.061918	1.287	0.2937
CALCARIO*GESSO	9	0.521500	0.057944	1.204	0.3226
erro 2	36	1.732277	0.048119		
Total corrigido	63	3.782548			
CV 1 (%) =	4.04				
CV 2 (%) =	3.60				
Média geral:	6.0998276	Número de observações:	64		

Apêndice 10. Análise de variância aos 96 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio do espectrorradiômetro.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.001804	0.000601	0.921	0.4690
CALCARIO	3	0.000557	0.000186	0.285	0.8354
erro 1	9	0.005874	0.000653		
GESSO	3	0.000314	0.000105	0.201	0.8949
CALCARIO*GESSO	9	0.003223	0.000358	0.690	0.7134
erro 2	36	0.018696	0.000519		
Total corrigido	63	0.030468			
CV 1 (%) =	3.96				
CV 2 (%) =	3.54				
Média geral:	0.6446236	Número de observações:		64	

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.002182	0.000727	0.674	0.5892
CALCARIO	3	0.001588	0.000529	0.491	0.6973
erro 1	9	0.009708	0.001079		
GESSO	3	0.000449	0.000150	0.184	0.9067
CALCARIO*GESSO	9	0.005561	0.000618	0.760	0.6532
erro 2	36	0.029282	0.000813		
Total corrigido	63	0.048769			
CV 1 (%) =	5.33				
CV 2 (%) =	4.63				
Média geral:	0.6158057	Número de observações:		64	

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.001036	0.000345	0.961	0.4523
CALCARIO	3	0.000303	0.000101	0.281	0.8377
erro 1	9	0.003235	0.000359		
GESSO	3	0.000191	0.000064	0.218	0.8832
CALCARIO*GESSO	9	0.001719	0.000191	0.654	0.7434
erro 2	36	0.010506	0.000292		
Total corrigido	63	0.016990			
CV 1 (%) =	8.74				
CV 2 (%) =	7.88				
Média geral:	0.2168311	Número de observações:		64	

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.001358	0.000453	0.721	0.5643
CALCARIO	3	0.000878	0.000293	0.466	0.7132
erro 1	9	0.005653	0.000628		
GESSO	3	0.000294	0.000098	0.200	0.8961
CALCARIO*GESSO	9	0.003136	0.000348	0.710	0.6961
erro 2	36	0.017674	0.000491		
Total corrigido	63	0.028992			
CV 1 (%) =	10.48				
CV 2 (%) =	9.27				
Média geral:	0.2390640	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.415318	0.138439	0.758	0.5453
CALCARIO	3	0.183071	0.061024	0.334	0.8012
erro 1	9	1.643874	0.182653		
GESSO	3	0.055589	0.018530	0.145	0.9322
CALCARIO*GESSO	9	0.987495	0.109722	0.860	0.5684
erro 2	36	4.594431	0.127623		
Total corrigido	63	7.879778			
CV 1 (%) =	9.09				
CV 2 (%) =	7.60				
Média geral:	4.6998118	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.404661	0.134887	0.551	0.6599
CALCARIO	3	0.452671	0.150890	0.617	0.6214
erro 1	9	2.202082	0.244676		
GESSO	3	0.075869	0.025290	0.164	0.9198
CALCARIO*GESSO	9	1.370280	0.152253	0.989	0.4657
erro 2	36	5.540424	0.153901		
Total corrigido	63	10.045986			
CV 1 (%) =	11.50				
CV 2 (%) =	9.12				
Média geral:	4.3008910	Número de observações:	64		

Apêndice 11. Análise de variância aos 96 DAE para os índices NDVI, GNDVI, RNIR, GNIR, RVI e GRVI obtidos por meio de imagens digitais.

NDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.376842	0.125614	9.454	0.0038
CALCARIO	3	0.058451	0.019484	1.466	0.2879
erro 1	9	0.119580	0.013287		
GESSO	3	0.009166	0.003055	0.341	0.7954
CALCARIO*GESSO	9	0.108526	0.012058	1.348	0.2480
erro 2	36	0.322138	0.008948		
Total corrigido	63	0.994703			
CV 1 (%) =	15.90				
CV 2 (%) =	13.05				
Média geral:	0.7249352	Número de observações:	64		

GNDVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.071959	0.023986	20.199	0.0002
CALCARIO	3	0.002427	0.000809	0.681	0.5853
erro 1	9	0.010687	0.001187		
GESSO	3	0.001918	0.000639	0.395	0.7572
CALCARIO*GESSO	9	0.016536	0.001837	1.135	0.3644
erro 2	36	0.058259	0.001618		
Total corrigido	63	0.161787			
CV 1 (%) =	5.78				
CV 2 (%) =	6.75				
Média geral:	0.5960841	Número de observações:	64		

RNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.183290	0.061097	10.224	0.0029
CALCARIO	3	0.022607	0.007536	1.261	0.3447
erro 1	9	0.053781	0.005976		
GESSO	3	0.004880	0.001627	0.394	0.7579
CALCARIO*GESSO	9	0.048475	0.005386	1.305	0.2684
erro 2	36	0.148578	0.004127		
Total corrigido	63	0.461609			
CV 1 (%) =	46.68				
CV 2 (%) =	38.80				
Média geral:	0.1655842	Número de observações:	64		

GNIR

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	0.046203	0.015401	21.121	0.0002
CALCARIO	3	0.001491	0.000497	0.682	0.5852
erro 1	9	0.006563	0.000729		
GESSO	3	0.001281	0.000427	0.419	0.7403
CALCARIO*GESSO	9	0.010047	0.001116	1.095	0.3904
erro 2	36	0.036690	0.001019		
Total corrigido	63	0.102274			
CV 1 (%) =	10.62				
CV 2 (%) =	12.55				
Média geral:	0.2543249	Número de observações:	64		

RVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	775.338950	258.446317	3.639	0.0575
CALCARIO	3	337.708710	112.569570	1.585	0.2601
erro 1	9	639.268007	71.029779		
GESSO	3	54.002948	18.000983	0.429	0.7335
CALCARIO*GESSO	9	465.843276	51.760364	1.233	0.3062
erro 2	36	1511.073061	41.974252		
Total corrigido	63	3783.234952			
CV 1 (%) =	92.05				
CV 2 (%) =	70.76				
Média geral:	9.1558242	Número de observações:	64		

GRVI

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	3	10.342351	3.447450	16.601	0.0005
CALCARIO	3	0.422279	0.140760	0.678	0.5873
erro 1	9	1.869001	0.207667		
GESSO	3	0.237441	0.079147	0.293	0.8303
CALCARIO*GESSO	9	3.073345	0.341483	1.264	0.2897
erro 2	36	9.727950	0.270221		
Total corrigido	63	25.672368			
CV 1 (%) =	11.31				
CV 2 (%) =	12.90				
Média geral:	4.0291344	Número de observações:	64		