

**CÁSSIO GOMES ALVINO**

**ANÁLISE HIPERESPECTRAL FOLIAR NA IDENTIFICAÇÃO DE DÉFICIT HÍDRICO  
EM CULTIVARES DE SOJA**

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

Orientadora: Catariny Cabral Aleman

**VIÇOSA - MINAS GERAIS  
2020**

**Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da  
Universidade Federal de Viçosa - Campus Viçosa**

T

A475a  
2020  
Alvino, Francisco Cássio Gomes, 1989-  
Análise hiperespectral foliar na identificação de déficit  
hídrico em cultivares de soja / Francisco Cássio Gomes Alvino.  
– Viçosa, MG, 2020.  
45 f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Orientador: Catariny Cabral Aleman.  
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.  
Referências bibliográficas: f. 39-45.

1. Sensoriamento remoto. 2. Fisiologia vegetal. 3. *Glycine max.* I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Engenharia Agrícola. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola. II. Título.

CDD 22. ed. 621.3678

FRANCISCO CÁSSIO GOMES ALVINO

ANÁLISE HIPERESPECTRAL FOLIAR NA IDENTIFICAÇÃO DE DÉFICIT HÍDRICO  
EM CULTIVARES DE SOJA

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

APROVADA: 30 de julho de 2020.

Assentimento:

  
Francisco Cássio Gomes Alvino

Autor



---

Catariny Cabral Aleman  
Orientadora

## AGRADECIMENTOS

A Deus, pelo maravilhoso presente que é a vida! E por todas as pessoas que o Senhor colocou em meu caminho durante minha trajetória na Universidade Federal de Viçosa – UFV.

Aos meus pais, Francisco Alvino e Maria de Fátima Gomes Alvino por serem minha fonte de perseverança, força e luta para nunca desistir dos meus sonhos. Meus irmãos, Ana Lúcia Gomes Alvino e Joaquim Neto Gomes Alvino por todo companheirismo, amizade e apoio!

À Universidade Federal de Viçosa, a qual tenho uma imensa gratidão pela oportunidade. Ao Departamento de Engenharia Agrícola – DEA e Programa de Pós-Graduação, assim como todos os funcionários por oferecerem a oportunidade de realização deste trabalho.

A todos os professores do DEA e principalmente do Recursos Hídricos, agradeço pelos conhecimentos transmitidos. Em especial, agradeço o professor Everardo Chartuni Mantovani, por sempre ter me motivado e acreditado no meu potencial durante toda minha jornada na pós-graduação.

Aos professores Felipe Lopes da Silva e Fernando França da Cunha por todo apoio nos momentos necessários. A minha orientadora Catariny Cabral Aleman por toda paciência, apoio, amizade e principalmente por ter me apoiado desde o início da minha caminhada no doutorado.

O meu muito obrigado ao meu amigo Roberto Figueiras e Professor Francisco Charles Santos da Silva pelos conhecimentos disponibilizados, apoio, paciência, inspiração e demais contribuições em todos os momentos deste trabalho.

Minha gratidão a todos os meus amigos do Grupo de Estudos e Solução para Agricultura Irrigada (GESAI), do Centro de Referência em Recursos Hídricos (CRRH), do Departamento da Agronomia e do Programa de Melhoramentos Genéticos de Soja, pelo companheirismo, convivência, amizade e grandes ajudas prestadas.

À banca, agradeço de antemão, pela disposição e contribuições a esta tese.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) pelo apoio e concessão da bolsa de estudos concedida.

Aos amigos, Luan Peroni, Rodrigo Dal-Sasso, Claudinei Martins, Edcássio Dias, Gregory Martins, Felipe Bernardes, Gustavo Henrique, Jannayton, Micael, Tarcila, Arnaldo Cambraia, Marianna Ribeiro, Laura, Camila Ramos, Rayssa Baleiro, Daniel Althoff, Rafael Petruceli, Diego Bispo e a todos aqueles que, de alguma forma, direta ou indiretamente

contribuíram para a minha formação, cujos nomes não foram citados, agradeço.

## **BIOGRAFIA**

Francisco Cássio Gomes Alvino, filho de Francisco Alvino e Maria de Fatima Gomes Alvino, nascido na cidade de Marizópolis-PB, no estado da Paraíba em 15 de junho de 1989. De 2006 a 2007 fez o curso profissionalizante de técnico agrícola no Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba, IFPB, Brasil. No período de 2009 a 2014 graduou-se em Agronomia pela a Universidade Federal de Campina Grande-PB, campus Pombal-PB. No período de agosto de 2014 a julho 2016 fez o mestrado no programa de Pós-graduação em Engenharia Agrícola, na área de Recursos Hídricos e Ambientais pela a Universidade Federal de Viçosa – UFV em Minas Gerais. Em agosto de 2016 ingressou no programa de Pós-graduação em nível de doutorado, em Engenharia Agrícola, na área de Recursos Hídricos e Ambientais pela UFV, submetendo-se à defesa de dissertação em julho de 2020.

*Senhor, fazei-me instrumento da vossa paz  
Onde houver tristeza, que eu leve alegria  
Onde houver trevas, que eu leve a luz  
(Trecho da oração de São Francisco de Assis)*

## RESUMO

ALVINO, Francisco Cássio Gomes, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, julho de 2020. **Análise hiperespectral foliar na identificação de déficit hídrico em cultivares de soja.** Orientadora: Catariny Cabral Aleman.

O déficit hídrico nas lavouras de soja no Brasil são muitas das vezes ocasionado pela má distribuição de chuva. Impactando na redução das atividades fotossintéticas das plantas, quebras de produtividade e perdas econômicas. As técnicas de sensoriamento remoto podem ser utilizadas para quantificação dos danos causados pelo déficit hídrico, auxiliando o produtor no monitoramento da lavoura, com tomada decisão precisa e eficiente. Nesse sentido, objetivou-se com este trabalho verificar a eficiência do uso do sensoriamento remoto por plataforma terrestre com uso de um sensor hiperespectral para identificação de cultivares de soja submetidas ao déficit hídrico. O estudo foi realizado em casa de vegetação, em delineamento de blocos ao acaso em esquema fatorial (6x6) e com três repetições. Sendo seis cultivares de soja CD 208 (cultivar 1); 5D711 RR (cultivar 2); CD 2737 RR (cultivar 3); OC 14 (cultivar 4); P98Y11 (cultivar 5); e FT GUAIRA (cultivar 6) e seis níveis de potencial matricial do solo (-10, -30, -300, -900, -1200 e -1500 kPa). O potencial -10 kPa é correspondente ao controle, os demais potenciais matriciais são déficit hídrico, onde foram impostos as cultivares a partir da fase reprodutiva R4. As avaliações realizadas foram: conteúdo relativo de água nas folhas (CRA), potencial hídrico foliar ( $\Psi_{WF}$ ), índices de clorofila (IC) “a”, “b” e total, coletas de assinatura espectrais por meio de espectrorradiômetro e produção de grãos por planta PG (g planta<sup>-1</sup>). Realizou-se uma análise exploratória dos dados e, logo em seguida, produziram-se modelos matemáticos via técnica de Regressão por Quadrados Mínimos Parciais. Os modelos apresentaram elevadas associações entre todas as características avaliadas e os comprimentos de ondas. A eficiência dos modelos foi determinada com base nos resultados da validação cruzada, avaliada por meio dos coeficientes de determinação de calibrado [ $R^2$  (Cal)] e validado [ $R^2$  (CV)]. Observou-se o desempenho de cada cultivar, quando imposta às tensões de -10 kPa (controle - sem déficit hídrico) e -1200 kPa (déficit hídrico). A cultivar 4 foi a que apresentou melhor desempenho de produção de grão, tanto para o tratamento controle quanto para o déficit hídrico. Os modelos são eficientes para prever características indicadoras de déficit hídrico por meio da refletância espectral das folhas de soja.

**Palavras-chave:** Sensoriamento Remoto. Fisiologia vegetal. *Glycine max*.

## ABSTRACT

ALVINO, Francisco Cássio Gomes, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, July, 2020. **Hyperspectral leaf analysis to identify water deficit in soybean cultivars.** Adviser: Catariny Cabral Aleman.

Water stress in soybean crops in Brazil is often caused by poor rainfall distribution. Impact on the reduction of photosynthetic activities of plants, productivity losses and reduction of the economy. The use of remote sensing techniques can be used to quantify the damage caused by water deficit, assisting the farmer in monitoring the crop, with accurate and efficient decision-making. In this sense, the aim of this work was to verify the efficiency of the use of remote sensing by terrestrial platform with the use of a hyperspectral sensor to identify soybean cultivars submitted to water deficit. The present study was carried out in a greenhouse, in randomized block design, in factorial scheme (6x6) and with three replications. Six soybean cultivars (CD 208 - cultivar 1; 5D711 RR - cultivar 2; CD 2737 RR - cultivar 3; OC 14 - cultivar 4; P98Y11 - cultivar 5; and FT GUAIRA- cultivar 6) and six levels of soil matrix potential (-10, -30, -300, -900, -1200 and -1500 kPa) were used. The potentials corresponding to the water deficit were imposed from the reproductive phase R4. Assessments of leaf relative water content (LRWC), leaf water potential ( $\Psi_{WL}$ ), indexes of chlorophyll (IC) "a", "b" and total, grain production (GP) and spectral signature collections by means of spectroradiometer. An exploratory analysis of the data was performed and, shortly thereafter, mathematical models were produced using the technique of Partial Least Squares Regression (PLSR). The models showed high associations between all evaluated characteristics and wavelengths. The efficiency models were determinate based on the results of cross-validation, assessed by means of the calibration determination coefficients [ $R^2$  (Cal)] and validated [ $R^2$  (CV)]. The performance of each cultivar was observed, when imposed at potential of -10 kPa (control-no water deficit) and -1200 kPa (water deficit). The cultivar 4 (OC 14) showed the best performance in grain production, both for the control treatment and for the water deficit. The models are efficient to predict characteristics that indicate water deficit through the spectral reflectance of soybean leaves.

**Keywords:** Remote sensing. Plant physiology. *Glycine max.*

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Área de estudo com destaque para a casa de vegetação.....	15
<b>Figura 2.</b> Layout do delineamento de bloco ao acaso e da distribuição das parcelas.....	16
<b>Figura 3.</b> Curva de retenção de água no solo com dados ajustados pelo modelo de Van Genuchten.....	18
<b>Figura 4.</b> Pesagem da matéria fresca para obtenção da massa das plantas.....	29
<b>Figura 5.</b> Espectrorradiômetro hiperespectral ASD, FieldSpec 4.....	21
<b>Figura 6.</b> Fluxograma das etapas de estudo até escolha do modelo de PLSR.....	24
<b>Figura 7.</b> Efeito de 6 potencial matricial do solo sobre as variáveis produção de grãos por planta PG (g planta-1), conteúdo relativo de água nas folhas (CRA), potencial hídrico da folha ( $\Psi_wF$ ), índices de clorofila (IC) “a”, “b” e total, mensuradas em cultivares de soja. Médias seguidas pela mesma letra não diferem entre si pelo teste de Tukey a 5% de probabilidade.....	26
<b>Figura 8.</b> Agrupamento das amostragens as leituras de refletâncias espectrais referentes aos dias de avaliação após o início da exposição das plantas soja ao déficit hídrico (EPDH), gerados pelas variáveis latentes (VL), oriundas das variáveis PG (g planta-1) e (CRA). Os escores (comportamento das cultivares em relação aos potenciais matriciais) estão ligados ao centroide de seus respectivos dias de EPDH.....	28
<b>Figura 9.</b> Agrupamento das amostragens das leituras de refletâncias espectral quanto aos dias de (EPDH), gerados pelas variáveis latentes oriundas das variáveis de PG (g planta -1) e do CRA. Os escores (comportamento das cultivares em relação aos potenciais matriciais) estão ligados ao centroide de seus respectivos dias de EPDH.....	29
<b>Figura 10.</b> Agrupamentos das amostras quanto os potenciais matriciais do solo gerados pelas variáveis latentes (VL) oriundas das informações de PG (g planta-1) e CRA. Os escores estão ligados ao centroide de seu respectivo grupo de potencial matricial.....	30
<b>Figura 11.</b> Dispersão dos scores das cultivares de soja avaliadas em duas épocas (8° e 16° dias após início do déficit hídrico) em dois potenciais matricial (-10 kPa - azul -sem estresse; -1200 kPa - vermelho - com estresse), representados por três (VL) para as características PG (g planta-1), ( $\Psi_wF$ ), (CRA) e os índice de clorofila (IC) “a”, “b” e total. Os escores de cada cultivar estão ligados ao centroide de seu respectivo experimento (controle e estresse).....	32
<b>Figura 12.</b> Valores mensurados <i>versus</i> estimados por modelos calibrados a partir de refletâncias espectrais de folhas de soja para as características PG (planta-1), ( $\Psi_wF$ ), CRA, IC “a”, “b” e total. R2 (Cal): ajuste do modelo de calibração; R2 (CV): ajuste do modelo de validação cruzada.....	34
<b>Figura 13.</b> Valores mensurados <i>versus</i> estimados por modelos calibrados a partir de refletâncias espectrais de folhas de soja para as características PG (g planta-1), $\Psi_wF$ , CRA, IC “a”, “b” e total. R2 (Cal): ajuste do modelo de calibração; R2 (CV): ajuste do modelo de validação cruzada. C1 (CD 208, C2 (5D711 RR), C3 (CD 2737 RR), C4 (OC 14), C5 (P98Y11) e C6 (FT GUAIRA).....	37

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CD	Cultiva Coodetec
RR	Gene Roundup Ready
P98Y11	Cultivar Pioneer de código 98Y11
kPa	Quilopascal
$\Psi_{(wF)}$	Potencial Hídrico Foliar
CRA	Conteúdo Relativo de Água nas Folhas
IC	Índices de clorofila
PG	Produção de Grãos por Planta
PLSR	Regressão por Quadrados Mínimos Parciais
$R^2$ (Cal)	Coefficientes de Determinação Calibrado
$R^2$ (CV)	Coefficientes de Determinação Validado
PVC	Policloreto de vinila
$M_v$	Massa do Vaso
$M_{ss}$	Massa do Solo
$M_a$	Massa de Água
$M_p$	Massa da Planta
Md	Massa do Sistema do Dia
EPDH	Exposição das Plantas à Condição de Déficit Hídrico
PF	Peso Fresca da Folha
PT	Peso Turgida da Folha
OS	Peso Seca da Folha
VL	Variáveis Latentes
$R^2$	Coefficiente de Determinação
RMSEC	Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio de Calibração
RMSECV	Raiz Quadrada do Erro Quadrado Médio de Validação Cruzada
PIV	Projeção de Importância de Variáveis
PLS	Quadrados Mínimos Parciais
ASTM	American Society for Testing and Materials

## SUMÁRIO

TÍTULO - ANÁLISE HIPERESPECTRAL FOLIAR NA IDENTIFICAÇÃO DE DÉFICIT HÍDRICO EM CULTIVARES DE SOJA .....	12
1 INTRODUÇÃO.....	13
2 MATERIAL E MÉTODOS.....	15
2.1 Área de Estudo .....	15
2.2 Delineamento Experimental .....	15
2.3 Condições de Cultivos.....	17
2.4 Manejo da Irrigação.....	18
2.5 Variáveis Avaliadas.....	20
2.6 Análises Estatísticas .....	21
2.6.1 Análises Univariadas .....	21
2.6.2 Análises Multivariadas .....	22
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	24
3.1 Avaliações das Características Fisiológicas e Produção.....	24
3.2 Análise Exploratória das Medidas de Reflectâncias Espectrais .....	27
3.2.1 Aferição das Assinaturas Espectrais para construção de modelo de predição.....	27
3.2.2 Determinação do Potencial Matricial do solo adequada para construção de modelos de predição.....	29
3.2.3 Aplicabilidade dos momentos de aquisição dos espectros e dos potenciais matriciais do solo .....	32
3.2.4 Modelos de Predição para características morfofisiológicas.....	33
4 CONCLUSÃO.....	38
5 REFERÊNCIAS.....	39

**ANÁLISE HIPERESPECTRAL FOLIAR NA IDENTIFICAÇÃO DE DÉFICIT  
HÍDRICO EM CULTIVARES DE SOJA**

## 1 INTRODUÇÃO

O estresse abiótico tem se tornado uma preocupação particular na agricultura, onde as alterações relacionadas no desenvolvimento, crescimento e produtividade das plantas, são constantemente influenciados pelas condições ambientais, limitando o rendimento e causando perdas econômicas (LAUER et al., 2012; BARKLA et al., 2013;).

Dentre os estresses abióticos que ocorrem, o estresse hídrico, é considerado um dos fatores limitantes ao desempenho das culturas (BHATIA et al., 2016). Implicando na indisponibilidade de água para as plantas, causando redução do potencial hídrico foliar, fechamento dos estômatos, redução da síntese de clorofila e da atividade fotossintética.

Considerada uma das culturas anuais mais importante do Brasil, a soja (*Glycine max* [L.] Merrill) com importante papel no desenvolvimento econômico de várias regiões do país, vem sofrendo perda de produtividade nos últimos anos ocasionado por estresse abiótico ocorrida por alterações climáticas cuja a causa está associada por mudanças no padrão de chuvas com irregularidade durante o período de cultivo (CONSIDINE et al., 2017; NAKASHIMA et al., 2018).

No Brasil, os principais Estados produtores de soja são Mato Grosso, Paraná, Rio Grande Sul e Goiás. Neles, a cada ano, o nível de investimento tecnológica tem aumentando, desde o plantio até a colheita (CONAB, 2019), principalmente na aquisição de equipamentos de irrigação cada vez mais eficientes, cultivares cada vez mais tolerante aos danos abióticos e no desenvolvimento de sensores e técnicas para monitorar e identificar cultivares progressivamente mais produtiva e seu comportamento no momento que esteja sobe estresse hídrico, otimizando o uso da terra e dos recursos hídricos (AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS, 2017; CONAB, 2019).

Para entender como as plantas respondem ao estresse hídrico é importante monitorar e caracterizar o comportamento de suas características fisiológicas e de produção durante seu período de desenvolvimento (MUTAVA et al., 2015). O uso da tecnologia do monitoramento da lavoura utilizando a técnica de sensoriamento remoto (SR) por sensores terrestres hiperespectrais tem sido estudada para reduzir tempo e custo no monitoramento dos plantios agrícolas, sendo possível identificar plantas em condições de estresse hídrico, além de outros danos abióticos e bióticos que podem ocorrer ao longo do ciclo fenológico da cultura (JESSEN; EPIPHANIO, 2011; FORMAGGIO; SANCHES, 2017).

Os sensores hiperespectrais captam faixas do comprimento de onda eletromagnética que interagem com as estruturas da vegetação, gerando dados espectral que pode ser

representado por uma curva espectral ou por valores. A caracterização dos dados espectral é possível na vegetação devido às mudanças de estágios fenológicos das plantas e sensibilidade da cultura às variações morfológicas e edafoclimáticas (CECCATO et al., 2001; SEELIG et al., 2008; ULLAH et al., 2014).

O estudo da vegetação a faixas do comprimento de onda eletromagnética a energia refletida é medida a partir da interação entre a radiação eletromagnética (REM) e as plantas. Ao ser atingir a vegetação, a (REM) interage com a energia, absorvida, refletida e transmitida pelas propriedades ópticas da folha, que dependem das estruturas celulares interna. Segundo Ponzoni et al. (2012) o comportamento nos valores de refletância espectral das folhas de uma vegetação sadia é diferente da que esteja sofrendo algum tipo de estresse devido a propriedades celulares e fisiológicas da vegetação.

Uma planta que não apresenta estresse hídrico, pode ser evidenciada pela redução nos valores da refletância, devido ao preenche as cavidades de ar das folhas com água, formando um meio liquido no interior da folha (JESEN; EPIPHANIO, 2011; FORMAGGIO; SANCHES, 2017). O que ocorrer um decréscimo dos valores da energia refletida, em razão da quantidade de água presente na folha.

Crusiol et al. (2020) e Zygielbaum et al. (2009) concluíram que é possível diferir plantas com déficit hídrico das sem déficit através dos dados da assinatura espectral na cultura da soja. Todavia, para que as informações obtidas por um sensor hiperespectral sejam convertidas para o conhecimento na área agrônômica, são necessárias transformações e interpretações adequadas dos dados coletados, o que não é tarefa fácil do ponto de vista estatístico e computacional (FERREIRA, 2015).

Com base nas informações supracitadas, o objetivo deste estudo foi verificar a eficiência do uso de sensor hiperespectral na identificação de cultivares de soja submetidas a diferentes níveis de déficit hídrico.

## 2 MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1 ÁREA DE ESTUDO

A presente pesquisa foi realizada em casa de vegetação localizada no Campo Experimental Diogo Alves de Mello, da Universidade Federal de Viçosa (UFV), Viçosa – MG, Brasil (Figura 1), situada nas coordenadas 20°44'47" S e 42°50'33" W (sistema de referência de coordenadas geográficas WGS 84). O experimento foi conduzido entre os meses de dezembro de 2018 a março de 2019.

Figura 1. Área de estudo com destaque para a casa de vegetação.

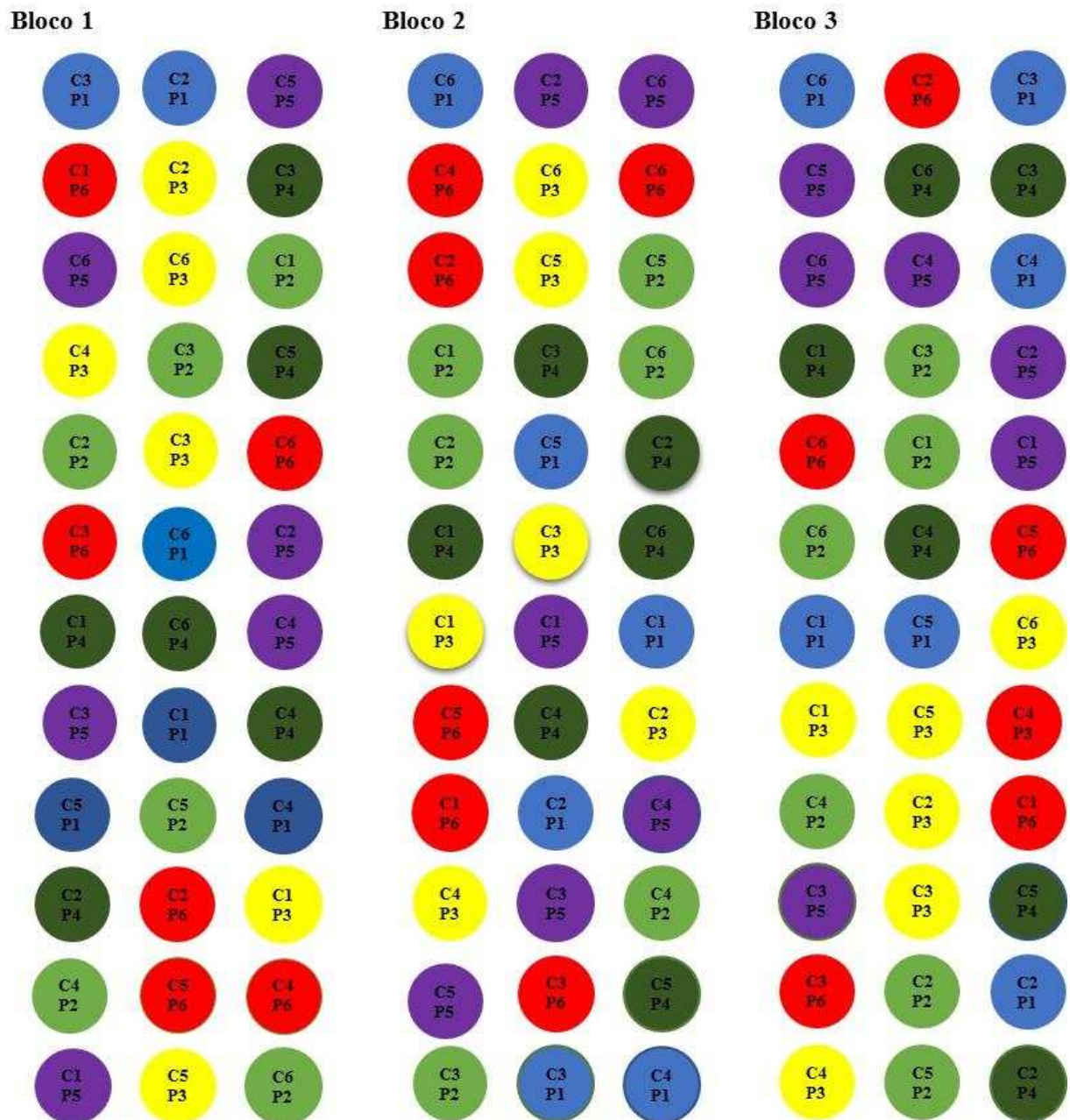


Fonte: autor

### 2.2 DELINEAMENTO EXPERIMENTAL

O delineamento experimental foi em blocos ao acaso (DBC), em esquema fatorial (6x6) e com três repetições (Figura 2). Para o primeiro fator, foram utilizadas seis cultivares de soja: CD 208 (cultivar 1); 5D711 RR (cultivar 2); CD 2737 RR (cultivar 3); OC 14 (cultivar 4); P98Y11 (cultivar 5); e FT GUAIRA (cultivar 6). Para o segundo fator, foram seis níveis de potencial matricial: -10; -30; -300; -900; -1200; e -1500 kPa.

Figura 2. Layout do delineamento de bloco ao acaso e da distribuição das parcelas. C1: cultivar 1; C2: cultivar 2; C3: cultivar 3; C4: cultivar 4; C5: cultivar 5; C6: cultivar 6. P1: potencial matricial -10 KPa; P2: potencial matricial -30 KPa; P3: potencial matricial -300 KPa; P4: potencial matricial -900 KPa; P5: potencial matricial -1200 KPa; P6: potencial matricial 1500 KPa.



Fonte: autor

O potencial matricial de -10 kPa corresponde à capacidade de campo do solo e os demais potenciais foram referentes a condição de déficit hídrico controlado. O estresse foi imposto na fase reprodutiva R4, enquanto que, na condição controle, as mesmas cultivares (C1, C2, C3, C4, C5, C6) foram irrigados conforme exigência da cultura.

As principais características das 6 cultivares de soja utilizada nesse estudo estão descritas na Tabela 1.

Tabela 1 – Cultivares de soja e seus respectivos grupos de maturidade relativa, cor da flor e tipo de crescimento.

Cultivar	Grupo de Maturidade relativo	Cor da Flor	Tipo de crescimento
CD 208	6,9	Branca	Determinado
5D711 RR	7,3	Branca	Determinado
CD 2737 RR	7,3	Branca	Indeterminado
OC 14	7,3	Branca	Determinado
P98Y11	7,3	Branca	Determinado
FTGUAIRA	8,1	Roxa	Determinado

Fonte: Ministério da Agricultura, 2019.

### 2.3 CONDIÇÕES DE CULTIVOS

As plantas foram cultivadas em substrato obtido pela mistura de solo argiloso e areia, na proporção 2:1, com classificação textural final argila-arenoso, conforme resultados da análise físico-química realizada pelo Laboratório de Análise de Solo, Tecido Vegetal e Fertilizante da UFV (Tabela 2). Após a mistura e homogeneização, o solo foi disposto em vasos de PVC (polipropileno), com 25,4 cm de diâmetro, 25 cm de altura, recebendo 7,800 Kg de mistura de solo e areia por vaso.

Tabela 2 – Análises química e física do solo.

Parâmetros (química)	Determinação	Parâmetros (física)	Determinação
P	13,2 mg dm <sup>-3</sup>	Areia grossa kg kg <sup>-1</sup>	0,463
K	52 mg dm <sup>-3</sup>	Areia fina kg kg <sup>-1</sup>	0,099
Ca <sup>2+</sup>	2,38 cmol <sub>c</sub> dm <sup>-3</sup>	Silte kg kg <sup>-1</sup>	0,060
Mg <sup>2+</sup>	0,51 cmol <sub>c</sub> dm <sup>-3</sup>	Argila kg kg <sup>-1</sup>	0,378
Al <sup>3+</sup>	0,00 cmol <sub>c</sub> dm <sup>-3</sup>	ds g cm <sup>-3</sup>	1,25
H + Al	2,1 cmol <sub>c</sub> dm <sup>-3</sup>	Mi m <sup>-3</sup> m <sup>-3</sup>	0,26
SB	3,03 cmol <sub>c</sub> dm <sup>-3</sup>	Ma m <sup>-3</sup> m <sup>-3</sup>	0,27

Nota: P- k: Extrator Mehlich1; ds: densidade do solo; Ca<sup>2+</sup>- Mg<sup>2+</sup>- Al<sup>3+</sup>Extrator: KCl -1 mol/L; Mi: Microporosidade; H+Al: Extrator Acetato de Cálcio 0,5 mol/L – pH 7,0; Ma: Macroporosidade; SB: Soma de Bases Trocáveis.

A correção da acidez e da fertilidade do solo foi realizada conforme os resultados da análise de solo, seguindo a recomendação de Ribeiro, Guimarães e Alvarez (1999). O controle

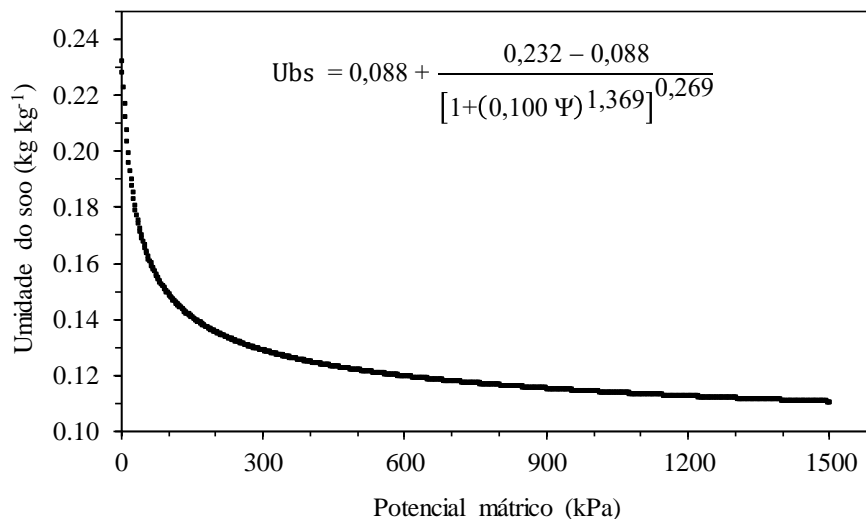
de pragas e doenças foi efetuado de acordo com as recomendações para a cultura da soja (EMBRAPA, 2013; SEDIYAMA; SILVA; BORÉM, 2015).

Esse entendimento as características do solo são de fundamental importância para quantificar a capacidade de armazenamento de água no solo, pois a quantidade de água armazenada no solo disponível às plantas varia com a textura e as características físicas do solo, levando a planta a apresentar diferentes respostas morfofisiológicas (LEVITT, 1980; KIEHL, 1979).

## 2.4 MANEJO DA IRRIGAÇÃO

O manejo das irrigações foi realizado com base na determinação da umidade em base de massa correspondente a cada tratamento de potencial matricial do solo (-10,-30, -300, -900, -1200 e -1500 kPa). Para isso, obteve-se a curva de retenção de água no solo, utilizando a câmara de Richards e ajustada por meio do modelo de Van Genuchten (VAN GENUCHTEN, 1980), conforme Figura 3.

Figura 3. Curva de retenção de água no solo com dados ajustados pelo modelo de Van Genuchten.



Fonte: autor

A partir da umidade correspondente a cada tratamento de potencial matricial do solo, foi gerada a equação da massa do sistema (Equação 1). Dessa forma, a irrigação adotada foi realizada a partir de pesagem, metodologia proposta por (CUNHA; SEDIYAMA; SILVA 2021).

$$\text{Massa do sistema} = M_v + M_{ss} + M_a + M_p \quad (1)$$

Em que,  $M_v$  é a massa do vaso (g),  $M_{ss}$  é a massa do solo (g),  $M_a$  é a massa de água referente à potencial matricial (g) e  $M_p$  é a massa da planta (g).

Para utilização desta metodologia foi necessário padronizar todos os vasos mais o solo adicionado a eles, para isto foram todos pesados no momento do enchimento e aferido a uniformidade a umidade de água no solo.

A massa do vaso é constituída pelo recipiente vazio, já a massa do solo úmido ( $M_{su}$ ) foi a quantidade de solo depositado de forma uniforme em cada vaso. Assim, a massa do solo seco ( $M_{ss}$ ) foi determinada pela seguinte equação  $M_{ss} = M_{su} / \text{Umidade do solo} \times 100 + 1$ . Essa umidade do solo foi determinada pelo método de secagem direta, em estufa de circulação de ar forçada a  $105^\circ\text{C}$  por 24 horas antes do preenchimento dos vasos.

A massa de água foi obtida a partir do potencial matricial do solo preestabelecida para cada tratamento. Por sua vez, a massa da planta foi mensurada a partir da pesagem da matéria fresca nos respectivos estádios fenológicos (Figura 4). Para isso, acrescentou-se plantas adicionais às parcelas, sendo cultivadas paralelamente com as plantas que foram avaliadas.

Figura 4. Pesagem da matéria fresca para obtenção da massa das plantas



Fonte: autor

As irrigações foram realizadas por diferença de massa, ou seja, subtrai-se da massa do sistema do dia anterior com a massa do sistema do dia ( $M_d$ ) o que é correspondente à quantidade

de água a ser aplicada em cada tratamento (Equação 2).

$$\text{Irrigação a ser realizada} = Mv + Mss + Ma + Mp - Md \quad (2)$$

O déficit hídrico foi imposto a partir do estágio fenológica R4, quando as vagens estavam completamente desenvolvidas de acordo com a escala de (FEHR E CAVINESS 1977).

## 2.5 VARIÁVEIS AVALIADAS

Durante a condução do experimento e após a colheita foram realizadas as avaliações fisiológicas: (i) conteúdo relativo de água nas folhas (CRA), (ii) potencial hídrico foliar ( $\Psi_{WF}$ ) antemanhã, (iii) índices de clorofila ((IC) “a”, “b” e total), medidas espectrais nas folhas e produção de grãos das plantas PG (g planta<sup>-1</sup>). Sendo que, todas as avaliações fisiológicas e medidas espectrais foram realizadas no folíolo da terceira folha (direção ápice a base).

O CRA (equação 3) foi obtido 12 dias após exposição das plantas à condição de déficit hídrico (EPDH). Retirou-se um folíolo de onde foram recolhidos 8 discos, utilizando um vazador cilíndrico cuja área é igual (90,3 cm<sup>2</sup>) e, em seguida, adotou-se a metodologia proposta por (BARRS E KLEPPER 1968).

$$\text{CRA} = \frac{\text{PF}-\text{PS}}{\text{PT}+\text{PS}} \times 100 \quad (3)$$

Onde, CRA é o conteúdo relativo de água na folha (%), PF peso fresca da folha (g), PT é a peso turgida da folha (g) e PS é o peso seca da folha (g).

Para determinação do  $\Psi_{WF}$  foi utilizada uma Câmara de Pressão de Scholander (SCHOLANDER et al., 1965). A partir do 13º dias EPDH, foram realizadas medições do  $\Psi_{WF}$  no período entre 02:00 e 05:00 horas (potencial hídrico de antemanhã).

Os ICs “a”, “b” e total foram determinados por meio de um medidor eletrônico portátil – Clorofilog, modelo CFL 1030 (BARBIERI JUNIOR et al., 2012), após 8 dias EPDH. A PG (g planta<sup>-1</sup>) foi determinada colhendo-se todos os grãos da planta e pesando-os em seguida.

As medidas espectrais nas folhas da cultura da soja, nos diferentes tratamentos com déficit hídrico, ocorreram por meio do espectroradiômetro hiperespectral ASD FieldSpec 4 no modo ativo. O referido equipamento é um sensor óptico, não-imageador que opera nos comprimentos de onda ( $\lambda$ ) de 350 nm a 2500 nm, com uma abertura da visada (FOV – Field-of-View) de 25º e com resolução espectral de 1,4 nm no comprimento de onda de 350 a 1001

nm, e de 2 nm no comprimento de onda de 1001 nm a 2500 nm (Figura 5).

Figura 5: Espectrorradiômetro hiperespectral ASD, FieldSpec® 4



Fonte: autor

As leituras espectrais com o FieldSpec 4 foram realizadas em laboratório, logo após a coleta do folíolo da folha de cada planta, e cada leitura correspondeu à média de dez varreduras repetidas, automaticamente adquiridas. As leituras ocorreram aos 8°, 16° e 24° dias de EPDH, o que era respectivamente equivalente a 79°, 87° e 95° dias após o plantio.

A cada 20 leituras realizou-se a calibração do sensor utilizando uma superfície de referência de cor branca conhecida como Spectralon, que faz parte do Leaf-clip e reflete 100% da energia incidente. Utilizou-se um microcomputador para a comunicação usuário-sensor, com a visualização e o armazenamento dos dados realizados por intermédio do software RS3. O espectrorradiômetro coleta informações e as armazena, convertendo os dados em números digitais que, posteriormente, são transformados em reflectância utilizando o software ViewSpecPro 6.2.

## **2.6 ANÁLISES ESTATÍSTICAS**

### **2.6.1 ANÁLISES UNIVARIADAS**

Os dados foram submetidos à análise de variância (ANOVA) e, quando significativos, as médias foram comparadas pelo teste de Tukey 5% de probabilidade. Para tanto, utilizou-se o software GENES (CRUZ, 2016).

## 2.6.2 ANÁLISES MULTIVARIADAS

Com as leituras espectrais coletadas em diferentes períodos, realizou-se uma análise exploratória de dados via técnica de Regressão por Quadrados Mínimos Parciais (*Partial Least Square Regression* – PLSR, em que se adotou as variáveis de produção de grãos por planta e o conteúdo relativo de água na folha como caracteres de referência.

A análise exploratória utilizada consiste na formação de *clusters* a partir da dispersão dos escores dos diferentes tratamentos (cultivar x potencial matricial) em função das variáveis latentes (VL) de maior relevância para o conjunto de dados. A PLSR permite subdividir o conjunto de dados elevando a possibilidade de se encontrar modelos mais eficientes.

Uma vez que se estabeleceu o período ideal para obtenção das informações das leituras espectrais, a partir das refletâncias espectrais obtidas em diferentes datas, determinou-se o potencial matricial do solo que apresenta a maior discriminação da condição de capacidade de campo (-10 kPa), bem como os potenciais matriciais do solo mais relevantes para modificações fisiológicas e produção de grãos de soja.

Para a construção dos modelos de previsão do estresse, foi utilizada a análise de PLSR. Esse método de análise multivariado extrai novas variáveis latentes de espectros brutos (HAENLEIN; KAPLAN, 2007; FERREIRA, 2015).

Para reduzir as variações indesejáveis que podem influenciar o ajuste dos modelos, os dados espectrais foram submetidos ao pré-tratamento do autoescalamento e a derivada de primeiro grau, com polinômios de primeira ordem. Dessa forma, evita-se o super ou subajustamento dos modelos. A escolha do número de variáveis latentes a ser utilizada foi determinada pelo processo de validação cruzada tomando como base a menor diferença entre os valores de referência, valores previstos, e o maior valor do coeficiente de determinação ( $R^2$ ) (WEHRENS, 2007).

O pequeno número de amostras impossibilita o uso da validação externa, assim, para verificar a qualidade dos modelos, conforme recomendado por (GALVÃO; FORMAGGIO; TISOT, 2005), utilizou-se o método de validação cruzada (VANDEGINSTE et al., 1988).

Para determinar a eficiência dos modelos, com base nos resultados da validação cruzada, a capacidade de predição dos modelos estabelecidos foi avaliada por meio dos coeficientes de determinação de calibrado [ $R^2$  (Cal)] e validado [ $R^2$  (CV)], pelo valor da raiz quadrada do erro quadrático médio de calibração (RMSEC) (Equação 4), e da raiz quadrada do erro quadrado médio de validação cruzada (RMSECV) (Equação 5).

$$RMSEC = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^C (y_i - \hat{y}_i)^2}{C}} \quad (4)$$

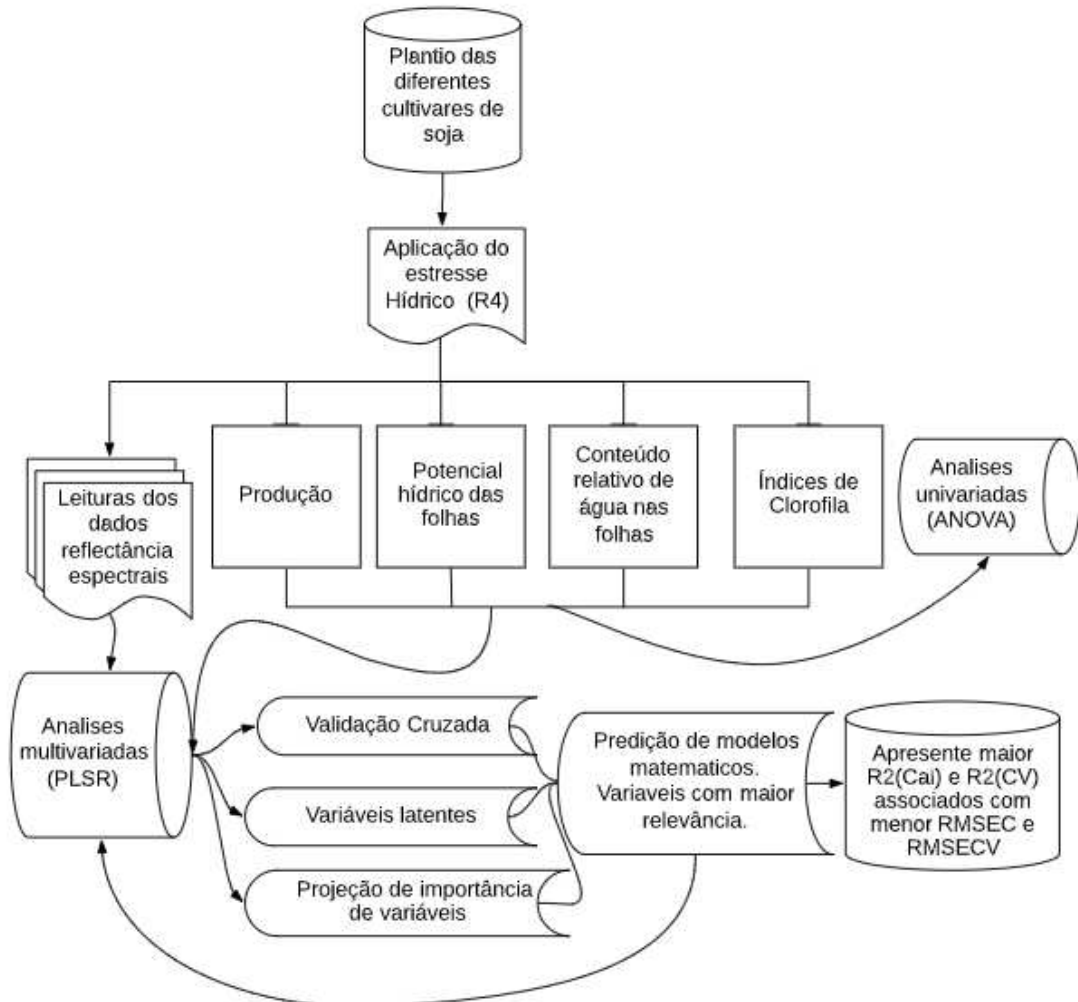
$$RMSECV = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^V (y_i - \hat{y}_i)^2}{V}} \quad (5)$$

onde “ $y_i$  e  $\hat{y}_i$ ” são valores mensurados e valores previstos pelo modelo, respectivamente, para a características de interesse, “C” e “V” são o número de amostras utilizadas na calibração e validação do modelo.

Após gerar o modelo de PLSR, é feita a projeção de importância de variáveis (PIV) de modo a selecionar comprimentos de onda com maior relevância para cada modelo (WOLD et al., 2001). Com os comprimentos de onda selecionados, um novo processo de calibração do modelo foi realizado. As etapas de escolha de VL, validação cruzada e projeção de importância de variável (PIV) foram repetidas até a obtenção de um modelo que apresentasse maior  $R^2$  (Cal) e  $R^2$  (CV) associados com menor RMSEC e RMSECV.

O fluxograma (Figura 6) apresenta todas as etapas de estudo e processamento, até a escolha do modelo de PLSR. Para executar os procedimentos multivariados na construção dos modelos PLSR, utilizou-se o PLS\_Toolbox ver. 8.0.2 do software (*Eigenvetor Research*).

Figura 6 – Fluxograma das etapas de estudo até escolha do modelo de PLSR.



Fonte: autor

### 3 RESULTADO E DISCUSSÃO

#### 3.1 CARACTERÍSTICAS FISIOLÓGICAS E DE PRODUÇÃO

O efeito da interação (cultivar x potencial matricial do solo) foi significativo para a maioria das características fisiológicas e de produção avaliadas, com exceção do conteúdo relativo de água (CRA) nas folhas (Tabela 3), conforme o resultado do P-valor para o teste F as características avaliadas.

Isso pode indicar que, para a maioria das variáveis, os potenciais matriciais estudados

podem induzir um padrão de comportamento diferente, dependendo a cultivar considerada. Para verificar essa possibilidade, efetuou-se a decomposição do efeito da interação estimando a sua parte complexa e simples (Tabela 3), segundo metodologia de (CRUZ E CASTOLDI 1991).

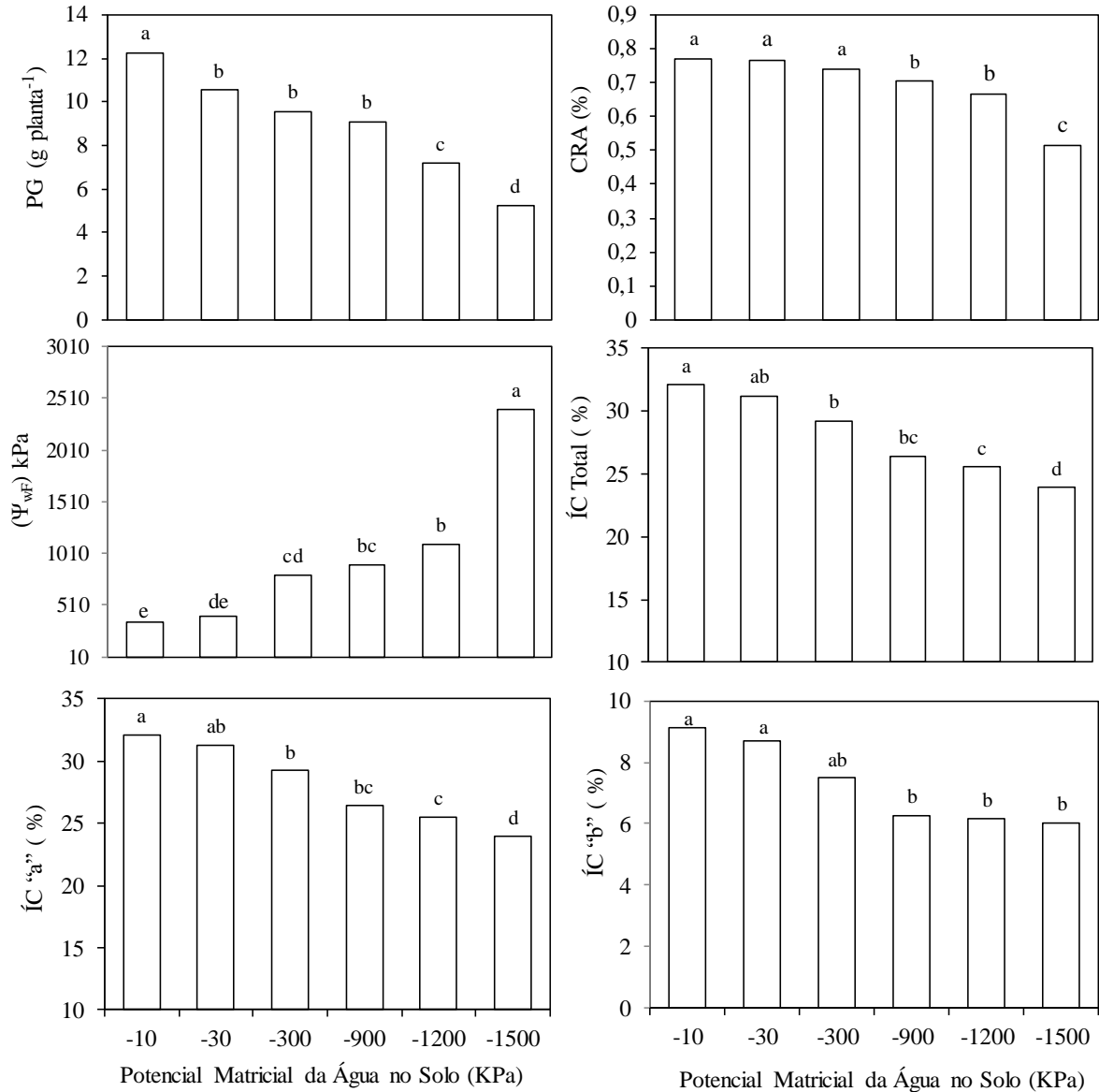
Tabela 3. Efeito do resultados P-valor para o teste F as características avaliadas e da decomposição do efeito da interação estimando a sua parte complexa e simples.

FV	P-valor (%)					
	PG (g planta <sup>-1</sup> )	CRA	( $\Psi_{wF}$ )	IC “a”	IC “b”	IC total
Cultivar	1,230*	0,557**	0,023**	3,222*	0,093**	0,034**
Potenciais	0,001**	0,001**	0,00**	0,009**	0,017**	0,003**
Cul x Pot	1,430*	16,73 <sup>ns</sup>	0,054**	0,707**	0,523**	0,005**
Porcentagem da parte complexa da interação						
--Pares de Potenciais --	PG (g planta <sup>-1</sup> )	( $\Psi_{wF}$ )	IC (“a”)	IC (“b”)	IC (Total)	
-10 kPa x -30 kPa	52,98	78,05	8,25	9,38	23,70	
-10 kPa x -300 kPa	13,76	15,64	34,73	0,72	28,16	
-10 kPa x -900 kPa	5,50	12,50	79,42	76,79	87,29	
-10 kPa x -1200 kPa	8,51	31,61	47,00	14,66	42,59	
-10 kPa x -1500 kPa	10,58	15,75	35,10	12,44	21,71	
-30 kPa x -300 kPa	8,68	70,92	22,38	87,79	38,26	
-30 kPa x -900 kPa	4,07	22,79	26,19	57,51	32,27	
-30 kPa x -1200 kPa	45,03	1,48	5,75	32,48	11,29	
-30 kPa x -1500 kPa	10,07	6,79	48,45	86,99	58,19	
-300 kPa x -900 kPa	50,66	31,62	33,56	17,33	27,95	
-300 kPa x -1200 kPa	57,81	92,41	4,45	11,41	13,52	
-300 kPa x -1500 kPa	39,47	51,88	32,19	40,04	34,63	
-900 kPa x -1200 kPa	87,19	74,54	11,65	6,02	10,86	
-900 kPa x -1500 kPa	55,42	18,78	22,51	19,83	22,41	
-1200 kPa x -1500 kPa	99,35	53,43	7,27	1,44	5,26	

Nota: PG (g planta<sup>-1</sup>): produção de grãos por planta; CRA: conteúdo relativo de água nas folhas; ( $\Psi_{wF}$ ): potencial hídrico folhas; IC: índice de clorofila; \* e \*\*: Significativo a 1 % e 5% de probabilidade, respectivamente.

Para verificar a influência dos potenciais matriciais do solo aplicados nas cultivares para as diferentes características, foi utilizado o teste de Tukey, sendo observada redução significativa na média de todas as variáveis com o aumento do potencial no solo (Figura 7).

Figura 7 – Efeito de 6 potencial matricial do solo sobre as variáveis produção de grãos por planta PG ( $\text{g planta}^{-1}$ ), conteúdo relativo de água nas folhas (CRA), potencial hídrico da folha ( $\Psi_{\text{wF}}$ ), índices de clorofila (IC) “a”, “b” e total, mensuradas em 6 cultivares de soja. Médias seguidas pela mesma letra não diferem entre si pelo teste de Tukey a 5% de probabilidade.



Fonte: autor

Pode se observar na (Figura 7) que o potencial de -10 kPa corresponde à umidade no solo em capacidade de campo, as imposições do déficit hídrico com os demais potenciais afetaram negativamente o comportamento das cultivares, sendo o estresse no potencial de -900 kPa comum e efetivo em todas as variáveis. Afetando diretamente o metabolismo das cultivares, comprometendo seu processo fotossintético e limitando o rendimento de produção.

Cerca de 90% do peso da planta de soja é constituído por água a qual atua em praticamente todos os processos fisiológicos e bioquímicos da planta (FARIAS; NEUMAIER; NEPOMUCENO, 2009). Sob deficiência hídrica, a primeira alteração que ocorre nas plantas é a diminuição do conteúdo de água das folhas, levando ao fechamento estomático e, conseqüentemente, diminuição das trocas gasosas, o que inibe vários processos bioquímicos e fisiológicos, como a fotossíntese e a respiração (LARCHER, 2006; TAIZ; ZEIGER, 2009; GONÇALVES et al., 2015).

Com os processos fisiológicos obstruídos ocorre a redução da concentração dos pigmentos de clorofila, o que por sua vez acelera a redução da fotossíntese e, por consequência, a redução da produção de grãos (REDDY; CHAITANYA; VIVEKANANDAN, 2004; LI et al., 2006).

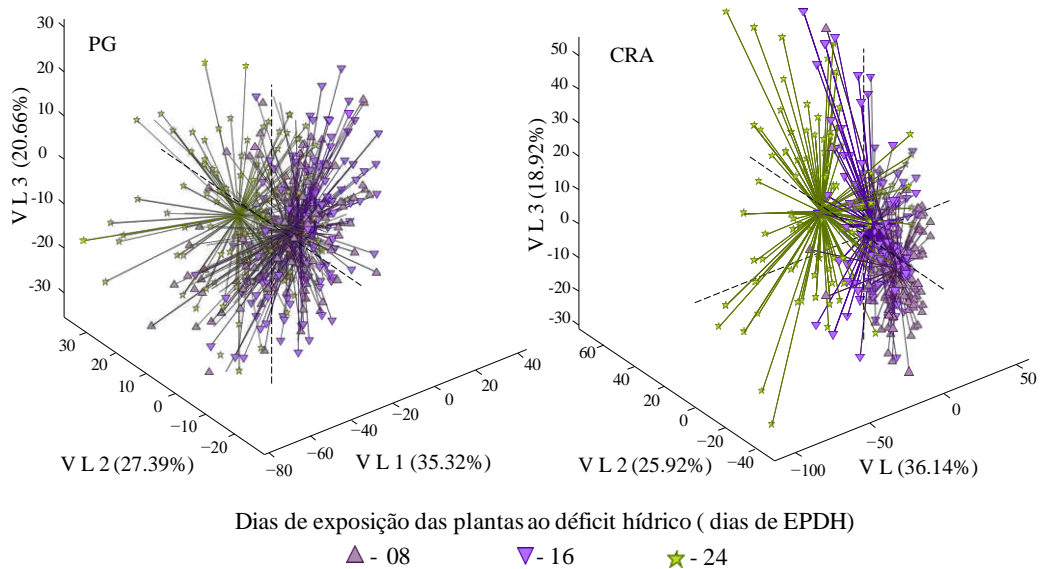
Estudos realizados por Bhattarai et al. (2017), Gava et al. (2016), Rosa (2009) e Zheng et al. (2016) corroboram com as informações obtidas. As características GP, CRA, ( $\Psi_{wf}$ ) e IC podem ser consideradas eficientes para discriminar a condição de disponibilidade de água das plantas de soja. Podendo variar conforme a intensidade do déficit hídrico além do período de exposição e o estágio de desenvolvimento da cultivar.

## **3.2 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DAS REFLETÂNCIAS ESPECTRAIS**

### **3.2.1 AFERIÇÃO DAS ASSINATURAS ESPECTRAIS PARA CONSTRUÇÃO DO MODELO DE PREDIÇÃO**

A Figura 8 apresenta dois grupos distintos, independentes da variável de referência. Um grupo é constituído pelas aferições realizadas em 8° e 16° dias após a exposição do estresse hídrico, e outro pelas medidas obtidas 24° dias após o início do estresse. A distinção entre os grupos torna-se evidente ao observar que a variável latente (VL2) que promove a divisão é a segunda de maior relevância na explicação da variabilidade dos dados, sendo 27,39% para a produção de grãos e 25,92% para o conteúdo relativo de água na folha.

Figura 8 – Agrupamento das amostragens as leituras de refletâncias espectrais referentes aos dias de avaliação após o início da exposição das plantas soja ao déficit hídrico (EPDH), gerados pelas variáveis latentes (VL), oriundas das variáveis PG ( $\text{g planta}^{-1}$ ) e (CRA). Os escores (comportamento das cultivares em relação aos potenciais matriciais) estão ligados ao centroide de seus respectivos dias de EPDH.



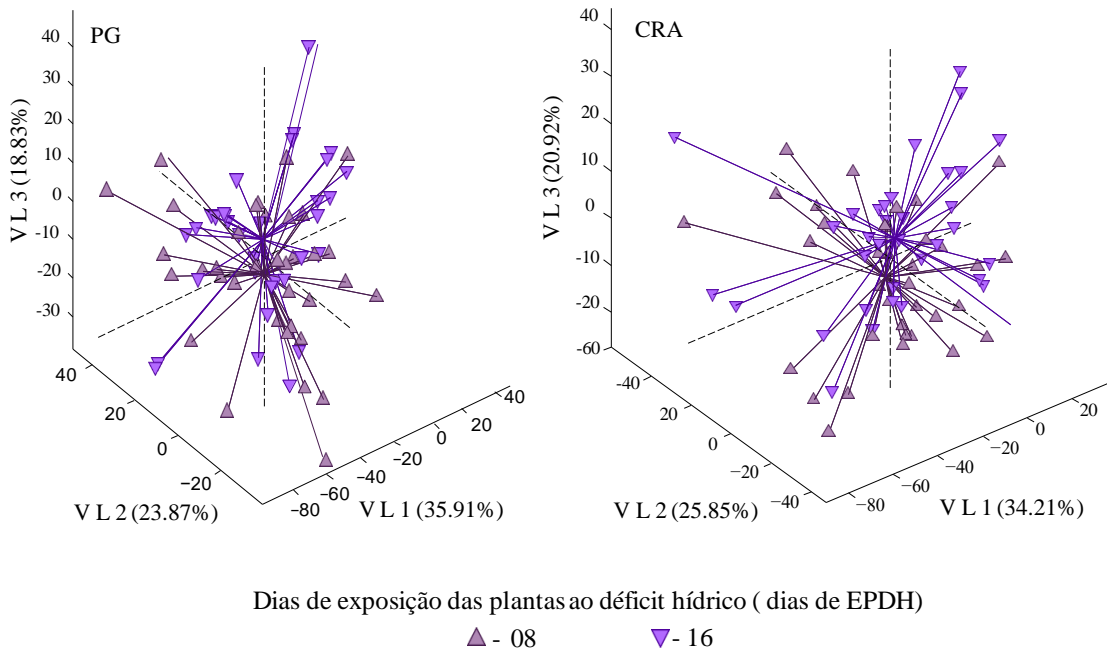
Fonte: autor

É importante ressaltar que os agrupamentos são formados pela influência da data de coleta das assinaturas espectrais, ou seja 8°, 16° e 24° dias após o início da exposição do déficit hídrico. Dessa forma, o comportamento das cultivares frente a variação do potencial matricial do solo (representado pelos escores) é delimitado dentro de cada *cluster* que foi formado.

Esse fato demonstra que, para elevar a probabilidade de obtenção de modelos bem ajustados, é necessário analisar os dados de refletâncias espectrais de cada conjunto separadamente, uma vez que o padrão de comportamento das informações obtidas não é igual. Tal fenômeno pode estar associado a senescência das folhas de soja que se encontravam em estágio adiantado quando atingiram o 24° dia de imposição do déficit hídrico. Folhas em senescência apresentam um padrão de refletância espectral distintos de folhas jovens, o que diminui a concentração de clorofila e impacta na assinatura espectral.

Com a finalidade de analisar a formação do grupo coeso com os dados de 8° e 16° dias, avaliou-se apenas esses períodos de coleta da assinatura espectral. O comportamento dos dados espectral é muito semelhante (Figura 9), indicando que os dois períodos de coleta da assinatura espectral, 8° e 16° dias, podem ser utilizados conjuntamente na obtenção de modelos de predição, pelo fato das plantas estarem na mesma etapa de desenvolvimento.

Figura 9 – Agrupamento das amostragens das leituras de refletâncias espectral quanto aos dias de (EPDH), gerados pelas variáveis latentes oriundas das variáveis de PG (g planta<sup>-1</sup>) e do CRA. Os escores (comportamento das cultivares em relação aos potenciais matriciais) estão ligados ao centroide de seus respectivos dias de EPDH.



Fonte: autor

Embora fossem aferidas as medidas espectrais com 24° dias após a exposição ao estresse hídrico, o maior tempo para coleta de dados implicaria em aumento dos custos operacionais (seleção de genótipos no melhoramento de plantas e manejo de irrigação) ou até mesmo inviabilizaria o modelo. Dessa forma, visando a aplicação prática dos modelos gerados, limitou-se às informações espectrais obtidas no 8° e 16° dia de imposição do estresse hídrico.

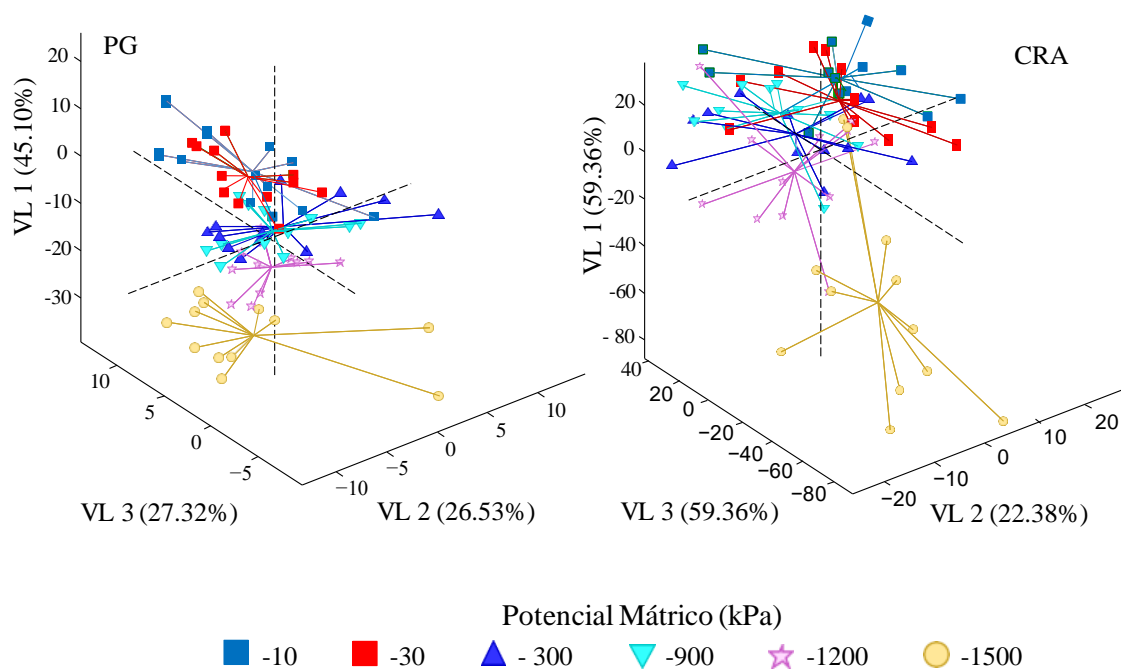
### 3.2.2 DETERMINAÇÃO DO POTENCIAL MATRICIAL DO SOLO ADEQUADA PARA CONSTRUÇÃO DE MODELOS DE PREDIÇÃO

A Figura 10 apresenta a análise exploratória dos dados do potencial matricial, a fim de identificar a condição ótima de umidade, correspondente a -10 kPa, e a condição de déficit hídrico. Com base nos padrões de comportamento das refletâncias espectrais das folhas de soja, representados pela distribuição dos escores, o potencial de água no solo igual a -1500 kPa, foi o mais divergente em relação ao potencial de -10 kPa. Entretanto, esse potencial (-1500 kPa) provocou um déficit hídrico extremo.

O déficit hídrico extremo causa a perda de capacidade da planta manter o equilíbrio

entre a absorção e a perda de água, já que os níveis de água tanto no solo quanto nas células são baixos, tornando mais difícil às plantas absorverem água, porque aumenta a força de retenção e diminui a disponibilidade de água no solo às plantas. As situações que podem causar problemas no sistema fotossintético de uma vegetação devido ao fechamento total dos estômatos, ocasionar improdutividade dos grãos e até a morte das plantas (TAIZ; ZEIGER, 2009).

Figura 10 – Agrupamentos das amostras quanto os potenciais matriciais do solo gerados pelas variáveis latentes (VL) oriundas das informações de PG ( $\text{g planta}^{-1}$ ) e CRA. Os escores estão ligados ao centroide de seu respectivo grupo de potencial matricial.



Fonte: autor

Considerando a severidade dos danos causados pelo déficit hídrico extremo provocado pelo potencial de -1500 kPa (Figura 7), optou-se pelo potencial de -1200 kPa, o qual diferiu-se da condição de capacidade de campo (-10 kPa). Nessa condição, é possível assegurar que o potencial -1200 kPa causa uma condição de déficit hídrico. Isso permite a construção dos modelos de predição e classificação de plantas de soja quanto à condição de disponibilidade de água.

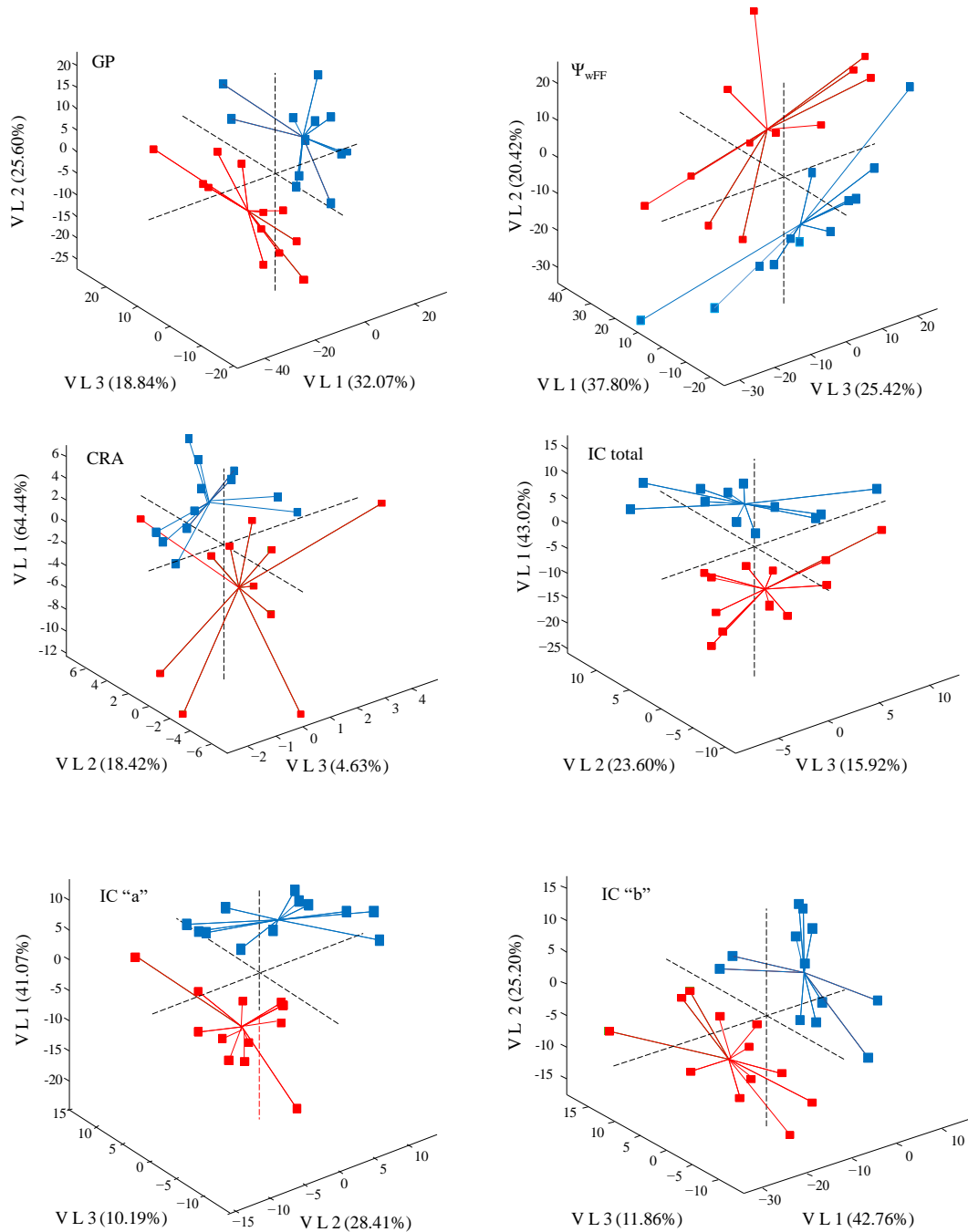
Esse entendimento das respostas das plantas ao déficit hídrico é de fundamental importância para quantificar a condição de disponibilidade de água no solo e analisar a influência dos mecanismos de adaptação das plantas à redução dessa disponibilidade. Fioreze et al. (2011), avaliando genótipos de soja submetidos a déficit hídrico em casa de vegetação

observaram diferença entre os valores produtivos dos genótipos.

### **3.2.3 APLICABILIDADE DOS MOMENTOS DE AQUISIÇÃO DOS ESPECTROS E DOS POTENCIAIS MATRICIAIS DO SOLO**

Os escores plotados para cada cultivar (Figura 11), nas duas épocas de aferição, foram ligados ao centroide referente à condição hídrica em que foram expostos, ou seja, os cultivares que receberam o potencial matricial -10 kPa foram ligados ao centroide referente a ele, enquanto que o mesmo processo foi feito para o potencial matricial de -1200 kPa. O escore correspondente aos cultivares foi ligado ao centroide para as condições selecionadas, de potencial matricial -10 kPa e -1200 kPa. Dessa forma, quanto maior a distância entre os centroides, maior é a diferença entre a condição ótima (-10 kPa) e a condição de estresse (-1200 kPa) para as cultivares.

Figura 11 – Dispersão dos scores das cultivares de soja avaliadas em duas épocas (8° e 16° dias após início do déficit hídrico) em dois potenciais matricial (-10 kPa - azul -sem estresse; -1200 kPa - vermelho - com estresse), representados por três (VL) para as características PG (g planta<sup>-1</sup>), ( $\Psi_{wFF}$ ), (CRA) e os índice de clorofila (IC) “a”, “b” e total. Os escores de cada cultivar estão ligados ao centroide de seu respectivo experimento (controle e estresse).



Potencial Matricio (kpa)

■ -10 ■ -1200

Fonte: o autor

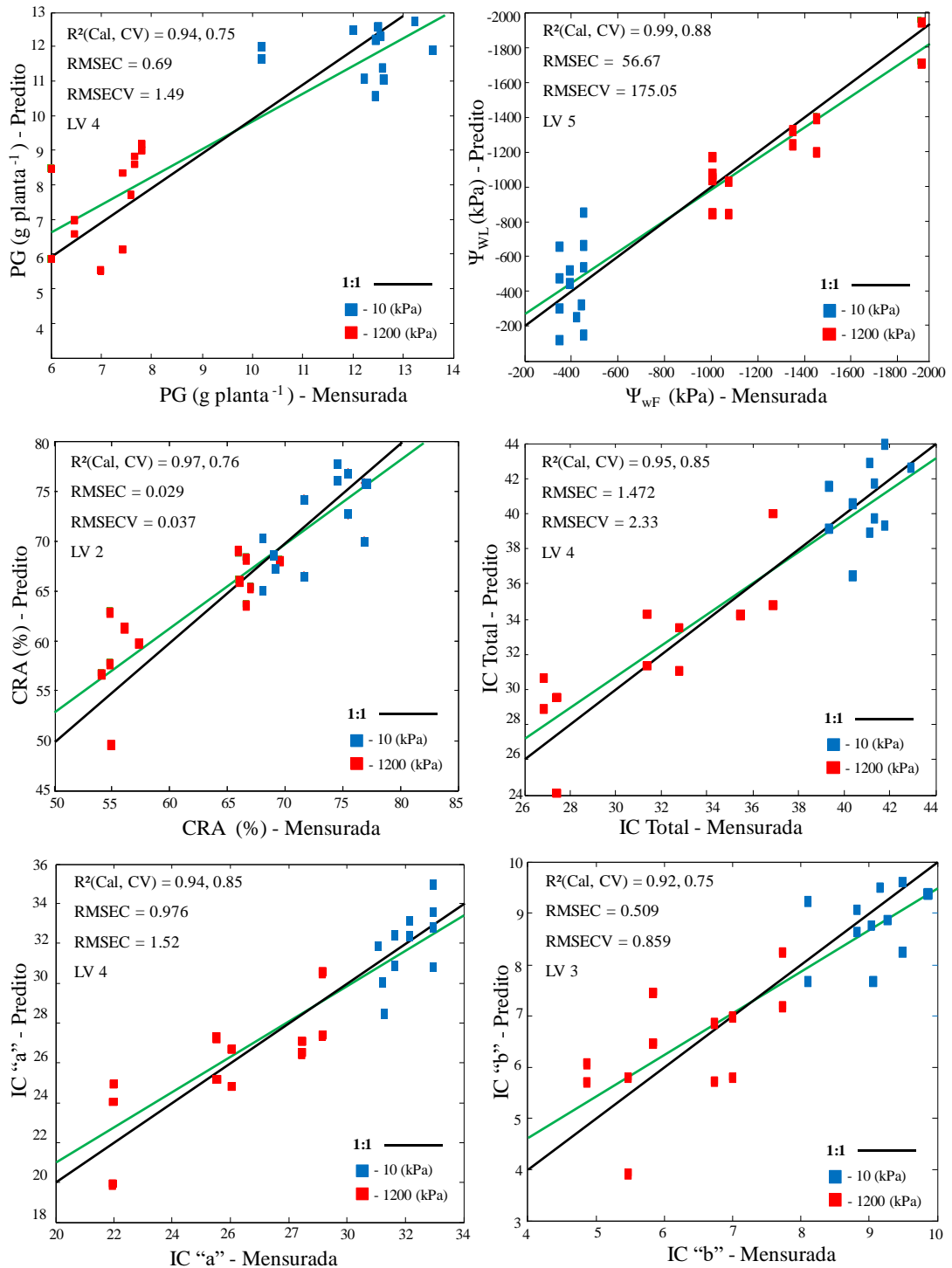
A discriminação entre o potencial matricial de -10 e -1200 kPa é visível (Figura 11) para PG (planta<sup>-1</sup>) e IC“a”, “b” e total, visto que houve a separação entre os centroides correspondentes a cada potencial matricial, apresentando um resultado pouco menos expressivo, mas existente, nas variáveis de potencial hídrico foliar ( $\Psi_{wF}$ ) e conteúdo relativo de água na folha (CRA). Esse resultado é indício de que as refletâncias espectrais obtidas nas condições determinadas são promissoras para construção de modelos eficazes na predição dessas características.

Conforme estudo realizado por Wang e Li (2012), a quantidade de água na folha possui alta relação entre o estado hídrico da planta e a resposta a medidas espectrais. Isso torna possível identificar o nível de déficit hídrico e o estado fisiológico das plantas de soja (MAKBUL et al., 2011). Alteração na abertura dos estômatos é um dos mecanismos de adaptação a falta de água nas plantas, assim, as medições de potencial hídrico da folha ( $\Psi_{wF}$ ) podem determinar o grau de hidratação da planta, e esta variável fornece dados relativo do estresse hídrico ao qual a planta está submetida (TAIZ E ZEIGER, 2013).

#### **3.2.4 MODELOS DE PREDIÇÃO PARA CARACTERÍSTICAS MORFOFISIOLÓGICAS**

Após o estabelecimento das condições adequadas para aquisição das assinaturas hiperespectrais das folhas de soja, procedeu-se a construção dos modelos via PLSR. Os resultados obtidos para cada uma das variáveis morfofisiológicas são apresentados na Figura 12.

Figura 12 – Valores medidos *versus* estimados por modelos calibrados a partir de refletâncias espectrais de folhas de soja para as características PG (planta<sup>-1</sup>), ( $\Psi_{wF}$ ), CRA, IC “a”, “b” e total.  $R^2$  (Cal): ajuste do modelo de calibração;  $R^2$  (CV): ajuste do modelo de validação cruzada.



Fonte: o autor

Os coeficientes de determinação dos modelos de calibração,  $R^2$  (Cal), variaram entre

0,92 a 0,99 (IC “a”, “b” e total,  $\Psi_{wF}$ ) e CRA). Os valores de  $R^2$  (CV) ficaram entre 0,75 (PG e IC “b”) e 0,88 ( $\Psi_{wF}$ ). Esses coeficientes indicam que, de acordo com a classificação de Dantas (1998), os valores obtidos para  $R^2$  (Cal) e  $R^2$  (CV) são classificados de forte a muito forte, demonstrando que modelos lineares estimados via PLSR se ajustam bem à variação dos dados, ou seja, ocorre uma boa correlação entre os valores previstos pelos modelos e os obtidos em campo e laboratório.

Quanto aos valores de erros de previsão RMSEC e RMSECV, os modelos são coerentes, pois apresentam erros de calibração (construção do modelo) menores que os erros de previsão, não havendo subajustamento. A *American Society for Testing and Materials* (ASTM E1655) recomenda que os valores de RMSEC e RMSECV não sejam maiores que 10% da média da variável de interesse (FERREIRA, 2015). Essa proporção para o erro de calibração e validação foi, respectivamente, de 5,5% e 16% (PG), 4% e 5% (CRA), 5,5% e 16% ( $\Psi_{wF}$ ), 3,4% e 5% (IC “a”), 6,5% e 10% (IC “b”) e 4% e 7% (IC total).

Assim, a maioria dos modelos apresentou as duas medidas de erro de predição abaixo do recomendado, com exceção do RMSECV para PG (g planta<sup>-1</sup>) e  $\Psi_{wF}$ . O erro de validação não favorável para essas duas características pode estar relacionado à desuniformidade na distribuição das amostras na faixa de potencial avaliada. Há uma grande lacuna entre -10 e -1200 kPa nos modelos de PG (g planta<sup>-1</sup>) e  $\Psi_{wF}$ , podendo indicar para essas variáveis PG (g planta<sup>-1</sup>) e  $\Psi_{wF}$  que potencial matricial menores -1200 kPa podem ser eficientes para simulação de déficit hídrico na cultura da soja.

Todavia, de maneira geral, os erros podem ser considerados baixos e, levando em consideração os elevados valores dos  $R^2$ , é possível afirmar que os modelos são eficientes para prever características indicadoras de déficit hídrico por meio da refletância espectral das folhas de soja.

O sucesso da modelagem usando PLSR a partir de dados espectrais para previsão de características relacionadas ao estresse hídrico foi anteriormente relatado por diversos autores para o potencial hídrico (GIOVENZANA et al., 2018), para o conteúdo de água na folha (PENUELAS et al., 1993; ZHANG et al., 2012) e para a clorofila (NORMAN; MAIER; PON, 1990; SHAHENSHAH et al., 2010; STEIDLE NETO et al., 2017). Esses autores, entretanto, não informam se é possível determinar em que condição de disponibilidade de água as plantas se encontram, como base nos modelos gerados.

Para as características PG (g planta<sup>-1</sup>), CRA,  $\Psi_{wF}$  e IC “a”, “b” e total, houve separação entre os cultivares quando submetidos à condição ótima de disponibilidade de água (-10 kPa) e ao déficit hídrico (-1200 kPa). Essa capacidade de segregação também foi identificada na

distribuição dos escores das cultivares (Figura 13). Estas características podem ser úteis na seleção de genótipos mais eficientes tanto em condições normais quanto em condições de estresses abióticos.

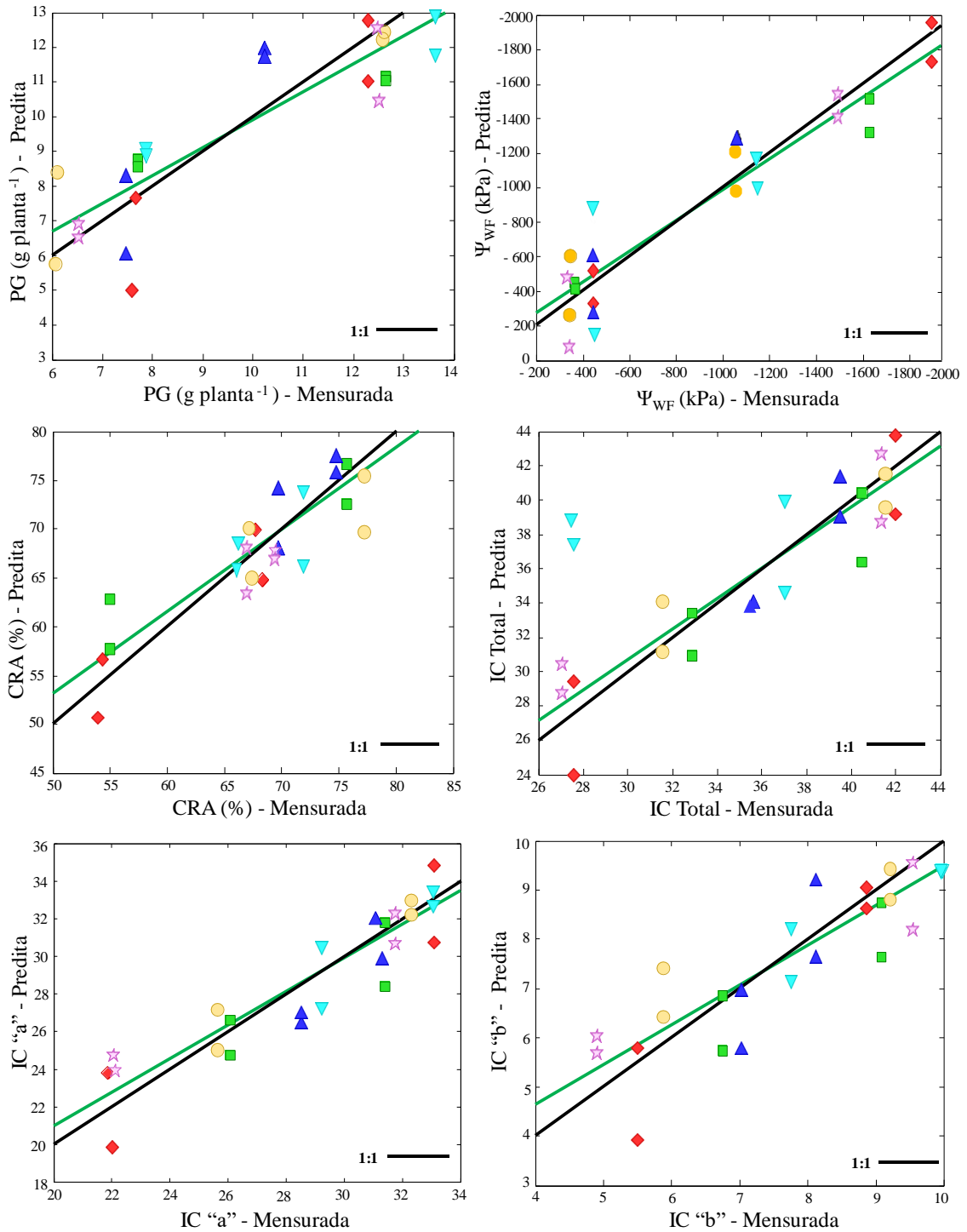
Na Figura 13 observam – se os resultados referentes aos valores mensurados *versus* estimados por modelos calibrados destacando a sensibilidade das cultivares aos tratamentos. Destaca – se, a cultivar C4, que foi a que apresentou melhor desempenho de produção de grão, tanto para o tratamento controle (-10 kPa) quanto para o déficit hídrico (-1200 kPa). Esses mesmos desempenhos são observados para as características fisiológicas, apresentando melhores teores de IC “a”, IC “b”.

Esse comportamento está relacionado com as principais propriedades biofísicas e bioquímicas das folhas, as quais são sensíveis às mudanças na disponibilidade de água no solo, fatores fenológicos e biológicos de uma planta (CLEVERS; KOOISTRA; SCHAEPMAN, 2010; THENKABAIL et al., 2011; PÔÇAS et al., 2015).

Entretanto, a sensibilidade é variável em função das características genótípicas das cultivares (Figura 13). A refletância espectral das folhas de soja, uma vez que possibilita a estimação indireta de caracteres como indicador de estresse, pode ser utilizada para seleção de cultivares sob déficit hídrico. Em situação de déficit, é comum a variação nos valores de refletância em virtude de as plantas apresentarem um mecanismo de defesa para sobrevivência, refletindo em mudanças das características fisiológicas (JALEEL et al., 2009). O uso da refletância espectral poderá contribuir para a seleção de cultivares mais eficientes fisiologicamente quando avaliados sob condição de estresse hídrico.

Observa-se que devem ser realizadas estudos sobre várias áreas da agricultura desde o manejo da irrigação até o melhoramento genético de plantas para disponibilizar cultivares mais resistentes a restrições de água.

Figura 13 – Valores mensurados *versus* estimados por modelos calibrados a partir de refletâncias espectrais de folhas de soja para as características PG ( $\text{g planta}^{-1}$ ),  $\Psi_{\text{WF}}$ , CRA, IC “a”, “b” e total.  $R^2$  (Cal): ajuste do modelo de calibração;  $R^2$  (CV): ajuste do modelo de validação cruzada. C1 (CD 208, C2 (5D711 RR), C3 (CD 2737 RR), C4 (OC 14), C5 (P98Y11) e C6 (FT GUAIRA).



Cultivares

◆ C1 (CD 208)    ■ C2 (5D7011 RR)    ▲ C3 (CD 2737)    ▼ C4 (OC 14)    ☆ C5 (P98Y11)    ● C6 (FT GUAIRA)

Fonte: o autor

De forma geral, os cultivares que foram expostos ao déficit hídrico tiveram maiores valores de reflectância. A diferença entre os valores da maioria das características avaliadas indica que o déficit hídrico imposto é expressivo para diferenciar os potenciais matricial. Demonstrando que é possível determinar a condição de disponibilidade de água na cultura da soja com base na análise de sensores hiperespectral, bem como prever os valores para diversas características das plantas.

Entender como o déficit hídrico afeta o desenvolvimento das cultivares é muito importante na criação de mais cultivares tolerantes à seca, por meio da identificação de características morfofisiológicas específicas, que determinam a atuação de culturas em condições de déficit hídrico e que são passíveis de alterações, por transformação genética.

#### **4. CONCLUSÃO**

Conclui-se que, após 8 dias de exposição das plantas de soja ao estresse, o potencial matricial de -1200 kPa provocou déficit hídrico e foi possível identificar estresse hídrico através do sensor terrestre hiperespectral utilizado.

Os modelos de predição demonstram a capacidade de identificar os danos ocasionados pelo estresse hídrico de forma rápida e não invasiva na cultura da soja.

## 5. REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS (Brasil). Atlas Irrigação: uso da água na agricultura irrigada. Brasília, DF:ANA, 2017.

BARBIERI JUNIOR, É.; ROSSIELLO, R. O. P.; SILVA, R. V. M. M.; RIBEIRO, R. C.; MORENZ, M. J. F. Um novo clorofilômetro para estimar os teores de clorofila em folhas do capim Tifton 85. *Cienc Rural.*, v. 42, p. 2242–2245, 2012. DOI:10.1590/S0103-84782012005000109.

BARKLA, B.J.; VERA-ESTRELLA, R.; PANTOJA, O. Progress and challenges for abiotic stress proteomics of crop plants. *Proteomics*, v. 13, n. 12-13, p. 1801-1815, 2013.

BARRS, H.D.; KLEPPER, B. Cyclic Variations in Plant Properties under Constant Environmental Conditions. *Physiol Plant.*, v. 21, p. 711–730, 1968. DOI:10.1111/j.1399-3054.1968.tb07295.x.

BHATIA, V.S.; JUMRANI, K. A maximin–minimax approach for classifying soybean genotypes for drought tolerance based on yield potential and loss. *Plant Breeding*, v. 135, n. 6, p. 691-700, 2016.

BHATTARAI, N.; WAGLE, P.; GOWDA, P. H.; KAKANI, V. G. Utility of remote sensing-based surface energy balance models to track water stress in rain-fed switchgrass under dry and wet conditions. *ISPRS J Photogramm Remote Sens.*, v. 133, p. 128–141, 2017. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2017.10.010.

CONAB. Acompanhamento da Safra Brasileira. Companhia Nacional de Abastecimento, v. 5, p. 1–113, 2019. <https://www.conab.gov.br/>

CONSIDINE, M. J.; SIDDIQUE, K. H.; FOYER, C. H. Nature's pulse power: legumes, food security and climate change. *Journal of experimental botany*. 2017; 68 (8), 1815-1818.

CECCATO, P.; FLASSE, S.; TARANTOLA, S.; JACQUEMOUD, S.; GRÉGOIRE, J. M. Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sens Environ*. 2001;77: 22–33. doi:10.1016/S0034-4257(01)00191-2

CLEVERS, J. G.P, W.; KOOISTRA, L.; SCHAEPMAN M. E. Estimating canopy water

content using hyperspectral remote sensing data. *Int J Appl Earth Obs Geoinf.* 2010;12: 119–125. doi:10.1016/j.jag.2010.01.007

CRUSIOL, L. G. T.; NANNI, M. R.; FURLANETTO, R. H.; SIBALDELLI, R. N. R.; CEZAR, E. MERTZ-HENNING, L. M UAV-based thermal imaging in the assessment of water status of soybean plants. *Int J Remote Sens.*, v. 41, p. 3243–3265, 2020. DOI:10.1080/01431161.2019.1673914.

CRUZ, C. D.; CASTOLDI, F. Decomposição da interação genótipo x ambientes em partes simples e complexa. *Ceres.* p. 422–430, 1991.

CRUZ, C. D. Programa Genes – Ampliado e integrado aos aplicativos R, Matlab e Selegen. *Acta Sci - Agron.*, v. 38, p. 547–552, 2016. DOI:10.4025/actasciagron.v38i4.32629.

CUNHA, F. F.; SEDIYAMA, T.; SILVA, F. C. S. Irrigação da Soja: uso e manejo. In: Dantas, E. A.G.; Silva, F. L.; Cunha, F. F. Experimentação sob irrigação. Londrina – PR; 2021. pp.256, Ed. Mecenaz, 202.

DANTAS, R. A. Engenharia de Avaliações: uma introdução à metodologia científica. Pini. São Paulo: 1998; 1998.

EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Tecnologias de Produção de Soja - Região Central do Brasil 2014. *Sist Produção.* 2013. DOI:10.1017/CBO9781107415324.004.

FIGUEIREDO, S. L.; PIVETTA, L. G.; FANO, A.; MACHADO, F. R.; GUIMARÃES, V. F. Comportamento de genótipos de soja submetidos a déficit hídrico intenso em casa de vegetação. *Rev. Ceres* vol.58 no.3 Viçosa May/June 2011. DOI:10.1590/S0034-737X2011000300015

FARIAS, J. R. B.; NEUMAIER, N.; NEPOMUCENO, A. L. In: MONTEIRO, J. E. B. A. Agrometeorologia dos Cultivos: O fator meteorológico na produção agrícola. INMET. Brasília, DF; 2009.

FEHR, W. R.; CAVINESS C. E. Stages of soybean development. *Special Report.* 80., p. 1–12, 1977. Disponível em: <http://lib.dr.iastate.edu/specialreports/87>.

FERREIRA, M. M. C. Quimiometria - Conceitos, Métodos e Aplicações. Campinas, São Paulo – SP: Editora da Unicamp 2015.

FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, L. D. A. Sensoriamento Remoto em Agricultura. São Paulo: Editora Ofina de Texto, 2017.

GALVÃO, S. L.; FORMAGGIO, A. R.; TISOT, D. A. Discrimination of sugarcane varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. *Remote Sens Environ.*, v. 94, p. 523–534, 2005. DOI:10.1016/j.rse.2004.11.012.

GAVA, R.; FRIZZONE, J.A.; SNYDER, R.L.; DE ALMEIDA, B. M.; DE FREITAS P. S. L.; REZENDE, R. Estratégias De Manejo De Déficit Hídrico Na Irrigação Da Cultura Da Soja / Strategies of Deficit Water Management in Irrigation of Soybean Crop. *Rev Bras Eng Biosistemas.*, v. 10, p. 305, 2016. DOI:10.18011/bioeng2016v10n3p305-315.

GIOVENZANA, V.; BEGHI, R.; PARISI, S.; BRANCADORO, L.; GUIDETTI, R. Potential effectiveness of visible and near infrared spectroscopy coupled with wavelength selection for real time grapevine leaf water status measurement. *J Sci Food Agric.*, v. 98, p. 1935–1943, 2018. DOI:10.1002/jsfa.8676.

GONÇALVES, J. G. R.; CHIORATO, A. F.; SILVA, DA.; ESTEVES, J. A. F.; BOSETTI. F.; CARBONELL, SAM. Análise da capacidade combinatória em feijoeiro comum submetido ao déficit hídrico. *Bragantia*, v. 74, p. 149–155, 2015. DOI:10.1590/1678-4499.0345.

HAENLEIN, M.; KAPLAN, A. M. *Underst Stat.*, v. 3, p. 2005–2006, 2007. DOI:10.1207/s15328031us0304.

JALEEL, C. A.; MANIVANNAN, P.; WAHID, A.; FAROOQ, M.; AL-JUBURI, H. J.; SOMASUNDARAM, R.; PANNEERSELVAM, R. Drought stress in plants: A review on morphological characteristics and pigments composition. *International Journal of Agriculture & Biology*. [S.L], v. 11, n. 1, p. 100-105, janeiro, 2009.

JESSEN, J. R.; EPIPHANIO, J. C. Remote sensing of the environment: an earth resource perspective. Parêntese. São José dos Campos, São Paulo; 2011.

KIEHL, E. J. Manual de edafologia. São Paulo: Ceres, 1979. 191-215p.

LAUER, J.G.; BJIL, C.G.; GRUSAK, M.A.; BAENZIGER, P.S.; BOOTE, K.; LINGLE, S. et al. The scientific grand challenges of the 21st century for the Crop Science Society of America. *Crop Science*. 52:1003–1010, 2012.

LARCHER, W. *Ecofisiologia Vegetal*. RIMA. São Carlos; 2006.

LEVITT, J. Response of plants to environmental stress. II: Water radiation, salt and other stress. New York: Academic Press, 1980. 606p

LI, R.; GUO, P.; BAUM, M.; GRANDO, S.; CECCARELLI, S. Evaluation of Chlorophyll Content and Fluorescence Parameters as Indicators. *Agric Sci China.*, v. 5, p. 751–757, 2006.

MAKBUL, S.; SARUHAN GÜLER, N.; DURMUŞ, N.; GÜVEN, S. Changes in anatomical and physiological parameters of soybean under drought stress. *Turk J Botany.*, v. 35, p. 369–377, 2011. DOI:10.3906/bot-1002-7.

MINISTÉRIO DA AGRICULTURA, Pecuária e Abastecimento. Descrição dos cultivares de soja. 2019. Disponível em: <http://www.agricultura.gov.br/assuntos/insumos-agropecuarios/insumos-agricolas/protecao-de-cultivar/arquivos-antigos/descricoes-de-cultivares-de-soja-13-02-2019/view>.

MUTAVA, R. N.; PRINCE, S. J. K.; SYED, N. H.; SONG, L.; VALLIYODAN, B.; CHEN, W.; NGUYEN, H. T. Understanding abiotic stress tolerance mechanisms in soybean: A comparative evaluation of soybean response to drought and flooding stress. *Plant Physiology and Biochemistry*. 2015. 86, 109-120.

NAKASHIMA, K., KANAMORI, N., NAGATOSHI, Y., FUJITA, Y., TAKASAKI, H., URANO, K., FARIAS, J. R. B. Application of biotechnology to generate drought-tolerant soybean plants in Brazil: development of genetic engineering technology of crops with stress tolerance against degradation of global environment. In *Crop Production under Stressful Conditions* 2018. p. 111-130. Springer, Singapore.

NORMAN, S. M.; MAIER, V. P.; PON, D. L. Abscisic Acid Accumulation and Carotenoid and Chlorophyll Content in Relation to Water Stress and Leaf Age of Different Types of Citrus. *J Agric Food Chem.*, v. 38, p. 1326–1334, 1990. DOI:10.1021/jf00096a007.

PENUELAS, J.; FILELLA, I.; BIEL, C.; SERRANO, L.; SAVE, R. The reflectance at the 950–970 nm region as an indicator of plant water status. *Int J Remote Sens.*, v. 14, p. 1887–1905, 1993. DOI:10.1080/01431169308954010.

PÔÇAS, I; RODRIGUES, A.; GONÇALVES, S.; COSTA, P. M.; GONÇALVES, I.; PEREIRA, S. Predicting grapevine water status based on hyperspectral reflectance vegetation indices. *Remote Sens.*, v. 7, p. 16460–16479, 2015. DOI:10.3390/rs71215835.

PONZONI, F.; SHIMABUKURO, Y.;KUPLICH, T. Sensoriamento Remoto da Vegetação. 2.<sup>a</sup> edição atualizada e ampliada. 2012.

REDDY, A. R.; CHAITANYA, K. V.; VIVEKANANDAN, M. Drought-induced responses of photosynthesis and antioxidant metabolism in higher plants. *J Plant Physiol.*, v. 161, p. 1189–1202, 2004. DOI:10.1016/j.jplph.2004.01.013.

RIBEIRO, A. C.; GUIMARÃES, P. T. G; ALVAREZ, V. H. Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais. Comissão Fertil do solo do Estado Minas Gerais. 1999.

ROSA R. Introdução ao sensoriamento remoto. 7.<sup>a</sup>. EDUFU, editor. Uberlândia: 2009; 2009.

SCHOLANDER, P.; BRADSTREET, E.; HEMMINGSEN, E.; HAMMEL, H. Sap Pressure in Vascular Plants: Negative hydrostatic pressure can be measured in plants. *Science.*, v.148, n. 3668, p. 339–346, 1965. DOI:10.1126/science.148.3668.339.

SEDIYAMA, T.; SILVA, F.; BORÉRM, A. Soja do Plantio à Colheita. *In*: YANO, S. A. C.; HUSCH, P. E.; SOSA-GOMES, D. R., editors. Manejo de Pragas. Viçosa - MG; 2015. pp. 256, Ed. UFV, 2015.

SEELIG, H. D.; HOEHN, A.; STODIECK, L. S.; KLAUS, D. M.; ADAMS, W. W.; EMERY,

W. J. Relations of remote sensing leaf water indices to leaf water thickness in cowpea, bean, and sugarbeet plants. *Remote Sens Environ.*, v. 112, p. 445–455, 2008. DOI:10.1016/j.rse.2007.05.002.

SHAHENSHAH; YOSHIKUMI, Y.; LI M SONG, AKIHIRO I. Assessment of Photochemical Reflectance Index as a Tool for Evaluation of Chlorophyll Fluorescence Parameters in Cotton and Peanut Cultivars Under Water Stress Condition. *Agric Sci China.*, v 9, p. 662–670, 2010. DOI:10.1016/S1671-2927(09)60141-3.

STEIDLE NETO, A. J.; LOPES, D. C.; PINTO, F. A. C.; ZOLNIER, S. Vis/NIR spectroscopy and chemometrics for non-destructive estimation of water and chlorophyll status in sunflower leaves. *Biosyst Eng.*, v. 155, p. 124–133, 2017. DOI:10.1016/j.biosystemseng.2016.12.008.

TAIZ, L.; ZEIGER, E. *Fisiologia vegetal*. Artmed. Porto Alegre; 2009.

TAIZ, L.; ZEIGER, E. *Fisiologia vegetal*. Artmed. Porto Alegre; 2013.

THENKABAIL, A. et al. Advances in Hyperspectral Remote Sensing of Vegetation and Agricultural Croplands. *Hyperspectral Remote Sens Veg.*, p. 3–36, 2011. DOI:10.1201/b11222-3.

ULLAH, S.; SKIDMORE, A. K.; RAMOELO, A.; GROEN, T. A.; NAEEM, M. A. Retrieval of leaf water content spanning the visible to thermal infrared spectra. *ISPRS J Photogramm Remote Sens.*, v. 93, p. 56–64, 2014. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2014.04.005.

VAN GENUCHTEN, M.T. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 44:892-898, 1980.

VANDEGINSTE, B. G. et al. *Data Handling in Science and Technology*. SCIENCE, E. Amsterdam; 1988.

WANG, Q.; LI, P. Identification of robust hyperspectral indices on forest leaf water content using PROSPECT simulated dataset and field reflectance measurements. *Hydrol Process.*, v. 26, p. 1230–1241, 2012. DOI:10.1002/hyp.8221

WEHRENS, R. V18I02. *Journal of Statistical Software*, v. 18, n. 2, 2007.

WOLD, S.; TRYGG, J.; BERGLUND, A.; ANTTI, H. Some recent developments in PLS modeling. *Chemom Intell Lab Syst.*, v. 58, p. 131–150, 2001. DOI:10.1016/S0169-7439(01)00156-3.

ZENG, L.; WARDLOW, B. D.; WANG, R.; SHAN, J.; TADESSE, T.; HAYES, M. J A hybrid approach for detecting corn and soybean phenology with time-series MODIS data. *Remote Sens Environ.*, v. 181, p. 237–250, 2016. DOI:10.1016/j.rse.2016.03.039.

ZHANG, L.; ZHOU, Z.; ZHANG, G.; MENG, Y.; CHEN, B.; WANG Y. Monitoring the leaf water content and specific leaf weight of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) in saline soil using leaf spectral reflectance. *European Journal of Agronomy.*, pp. 103–117, 2012. DOI:10.1016/j.eja.2012.04.003

ZYGIELBAUM, A. I.; GITELSON, A. A.; ARKEBAUER, T. J.; RUNDQUIST, D. C. Non-destructive detection of water stress and estimation of relative water content in maize. *Geophys Res Lett.*, v. 36, p. 2–5, 2009. DOI:10.1029/2009GL038906.