



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE TECNOLOGIA DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
AGRÍCOLA E AMBIENTAL

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

CARACTERIZAÇÃO DAS RESPOSTAS ESPECTRAIS NA REGIÃO DO
VISÍVEL DE PLANTAS DANINHAS NO CULTIVO DO SORGO
(*SORGHUM BICOLOR*)

JOYCE DE AGUIAR CARVALHO

2022



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE TECNOLOGIA DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
AGRÍCOLA E AMBIENTAL

CARACTERIZAÇÃO DAS RESPOSTAS ESPECTRAIS NA REGIÃO DO
VISÍVEL DE PLANTAS DANINHAS NA CULTURA DO SORGO
(SORGHUM BICOLOR)

JOYCE DE AGUIAR CARVALHO

Sob a Orientação do(a) Professor (a)

Murilo Machado de Barros

E Co-orientação do Doutor

Yuri Andrei Gelsleichter

Dissertação submetida como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Agrícola e Ambiental – PGEAAmb, no Curso de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola e Ambiental, Área de Concentração em Sistemas Agrícolas.

Seropédica, RJ

Agosto de 2022

“É permitida a cópia parcial ou total dessa Dissertação, desde que seja citada a fonte.”

Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Biblioteca Central / Seção de Processamento Técnico

Ficha catalográfica elaborada
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

C331c Carvalho, Joyce de Aguiar, 1994-
Caracterização das respostas espectrais na região
do visível de plantas daninhas no cultivo do sorgo
(Sorghum bicolor) / Joyce de Aguiar Carvalho. - Rio
de Janeiro, 2022.
61 f.: il.

Orientador: Murilo Machado de Barros.
Coorientador: Yuri Andrei Gelsleichter.
Dissertação (Mestrado). -- Universidade Federal
Rural do Rio de Janeiro, Pós graduação em Engenharia
Agrícola e Ambiental, 2022.

1. Assinatura espectral. 2. Sensoriamento Remoto.
3. Análise multivariada. I. Barros, Murilo Machado de
, 1983-, orient. II. Gelsleichter, Yuri Andrei , -,
coorient. III Universidade Federal Rural do Rio de
Janeiro. Pós graduação em Engenharia Agrícola e
Ambiental. IV. Título.

“O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de
Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.”

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE ENGENHARIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA E AMBIENTAL

JOYCE DE AGUIAR CARVALHO

Dissertação submetida como requisito para obtenção do grau de **Mestra em Engenharia Agrícola e Ambiental**, no Curso de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola e Ambiental, área de Concentração em Sistemas Agrícolas.

DISSERTAÇÃO APROVADA EM: 31/08/2022

Membros da Banca:

Murilo Machado de Barros, D.Sc., UFRRJ (Orientador/Presidente da Banca)

Anderson Gomide Costa, D.Sc, UFRRJ

Flávio Castro da Silva, D.Sc, UFF



Emitido em 31/08/2022

HOMOLOGAÇÃO DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 73/2022 - IT (12.28.01.27)

(Nº do Protocolo: NÃO PROTOCOLADO)

(Assinado digitalmente em 16/01/2023 19:30)

ANDERSON GOMIDE COSTA
COORDENADOR CURS/POS-GRADUACAO - TITULAR
PPGEAAMB (12.28.01.00.00.00.40)
Matrícula: ###619#5

(Assinado digitalmente em 18/01/2023 13:48)

MURILO MACHADO DE BARROS
COORDENADOR CURS/POS-GRADUACAO - TITULAR
CoordCGEAA (12.28.01.00.00.00.35)
Matrícula: ###506#5

(Assinado digitalmente em 16/01/2023 13:34)

FLÁVIO CASTRO DA SILVA
ASSINANTE EXTERNO CPF:
###.###.696-##

Visualize o documento original em <https://sipac.ufrrj.br/documentos/> informando seu número: **73**, ano: **2022**, tipo: **HOMOLOGAÇÃO DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO**, data de emissão: **16/01/2023** e o código de verificação: **504c2ded45**

Dedico este trabalho aos meus pais e a minha irmã.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente à Deus por me permitir seguir nessa caminhada, mesmo com todas as dificuldades em meio a pandemia do COVID-19.

Aos meus pais, Tereza e João, por me apoiarem nessa trajetória tão desafiadora do mestrado.

À minha irmã, Débora Aguiar, por todo suporte para a realização do mestrado.

Ao meu namorado, Renato Mandarino, por todo apoio e incentivo ao longo desses anos.

Aos meus orientadores, Murilo Barros e Yuri Gelsleichter, pela oportunidade e ensinamentos ao longo desses anos. Obrigada pela orientação e pela disponibilidade.

Ao meu amigo Guilherme, por todo apoio ao longo desses anos.

Ao Alexandre Albuquerque, pela ajuda ao manipular o espectroradiômetro e na coleta das leituras espectrais.

Aos colegas, Thaís Machado e Jhiorrani Freitas, pela ajuda nas coletas realizadas.

Ao laboratório LabSpec-UFRRJ, por deixar a disposição o espectroradiômetro para a realização dessa pesquisa.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola e Ambiental (PGEAAMB) pela oportunidade de especialização na área de Agricultura de precisão.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) pelo apoio financeiro para a realização desse trabalho.

RESUMO

CARVALHO, Joyce de Aguiar. Caracterização das respostas espectrais na região do visível de plantas daninhas na cultura do sorgo (*sorghum bicolor*). 2022. 56p Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola e Ambiental). Instituto de Tecnologia, Departamento de Engenharia, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2022.

O sorgo (*Sorghum bicolor*) é uma planta rústica que se destaca pela elevada produção de biomassa e tolerância ao déficit hídrico tornando-a uma boa alternativa de diversificação agrícola. Um fator latente que acarreta problemas na produção do sorgo é a presença de plantas daninhas, que competem por nutrientes e água com a cultura. O estudo da análise espectral das plantas pode ser uma ferramenta ideal para tomadas de decisão, obtendo resultados mais rápidos e de forma não-destrutiva para o manejo das culturas. O presente trabalho tem como objetivo identificar, de acordo com o comportamento espectral, as faixas espectrais que as plantas da cultura do Sorgo se diferenciam das plantas daninhas na região do visível, a partir da análise de componentes principais e recomendar faixas espectrais ideais para a distinção das espécies de plantas. O experimento foi realizado na UFRRJ, localizada em Seropédica RJ, em uma área de 1 ha de produção de sorgo. Foram analisados 40 pontos de controle em cinco diferentes datas de coleta das assinaturas espectrais das plantas. A análise espectral foi realizada para as plantas daninhas e para a cultura do sorgo por um espectroradiômetro ASD FIELDSPEC® 4. No software Rstudio foi analisado a região do visível a partir da divisão do espectro em três faixas espectrais: azul (450 a 510 nm), verde (530 a 590 nm), vermelho (640 a 700 nm). Essas leituras espectrais foram analisadas com a análise de componentes principais (ACP), uma técnica da estatística multivariada, de modo a observar comportamentos espectrais diferentes das espécies de plantas da área nas faixas espectrais estudadas. Como resultado do estudo, foi observado que as plantas do sorgo, *Brachiaria marandu* e *Cyperus rotundus* apresentaram comportamentos diferentes para os cinco dias de coleta, principalmente na região do verde e do vermelho. A análise de componentes principais permitiu a redução da dimensão dos dados e a discriminação das faixas espectrais que diferenciaram os grupos de espécies de plantas daninhas e o Sorgo. A região do verde apresentou maior diferenciação entre as plantas para todas as coletas. As faixas espectrais ideais para a distinção das espécies na região do vermelho foram os comprimentos de onda 689-693nm para a primeira coleta, 650-662nm para a segunda coleta e 657-660nm para a última coleta e na região do verde de 570-580nm. Essa diferença espectral entre as plantas ocorre devido ao conteúdo do pigmento de cada espécie, como clorofila e carotenoides. Os resultados obtidos contribuíram para a discriminação das espécies de plantas daninhas e Sorgo na região espectral do visível, apresentando potencial de utilização para discriminar espécies, o que torna uma alternativa mais acessível.

Palavras-chave: Assinatura espectral, Sensoriamento Remoto, Análise multivariada.

ABSTRACT

CARVALHO, Joyce de Aguiar. Characterization of spectral responses in the visible region of weeds in sorghum (*sorghum bicolor*). 2022. 56p Dissertation (Master in Agricultural and Environmental Engineering). Institute of Technology, Department of Engineering, Federal Rural University of Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2022.

Sorghum (*Sorghum bicolor*) is a rustic plant that stands out for its high biomass production and tolerance to water deficit, making it a good alternative for agricultural diversification. A latent factor that causes problems in sorghum production is the presence of weeds, which compete for nutrients and water with the crop. The study of spectral analysis of plants can be an ideal tool for decision making, obtaining faster results and in a non-destructive way for crop management. The present work aims to identify, according to the spectral behavior, the spectral bands that the sorghum plants differ from the weeds in the visible region, from the analysis of principal components and to recommend ideal spectral bands for the distinction of plant species. The experiment was carried out at UFRRJ, located in Seropédica RJ, in an area of 1 ha of sorghum production. Forty control points were analyzed on five different dates for collecting the spectral signatures of the plants. The spectral analysis was performed for the weeds and for the sorghum crop using an ASD FIELDSPEC® 4 spectroradiometer. In the Rstudio software, the visible region was analyzed by dividing the spectrum into three spectral bands: blue (450 to 510 nm), green (530 to 590 nm), red (640 to 700 nm). These spectral readings were analyzed using principal component analysis (PCA), a technique of multivariate statistics, in order to observe different spectral behaviors of plant species in the area in the spectral ranges studied. As a result of the study, it was observed that sorghum plants, *Brachiaria marandu* and *Cyperus rotundus* showed different behaviors for the five days of collection, mainly in the green and red regions. Principal component analysis allowed the reduction of the data size and the discrimination of the spectral bands that differentiated the groups of weed species and Sorghum. The green region showed greater differentiation between plants for all collections. The ideal spectral ranges for species distinction in the red region were the wavelengths 689-693nm for the first collection, 650-662nm for the second collection and 657-660nm for the last collection and in the green region of 570-580nm. . This spectral difference between plants is due to the pigment content of each species, such as chlorophyll and carotenoids. The results obtained contributed to the discrimination of weed and sorghum species in the visible spectral region, showing potential for use to discriminate species, which makes it a more accessible alternative.

Keywords: Spectral signature, Remote Sensing, Multivariate analysis

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Fases fenológicas da Cultura do Sorgo.....	4
Figura 2. Comportamento espectral de uma folha verde e uma folha seca na região do visível e do infravermelho.....	8
Figura 3. Distribuição dos pontos de controle na área de Cultivo de sorgo.....	12
Figura 4. Leitura da placa Spectralon.....	13
Figura 5. Realização da leitura espectral do sorgo em um ponto de controle.....	14
Figura 6. Medição da altura das plantas realizadas na 4° e na 5° análise, respectivamente. ..	15
Figura 7. Leitura espectral de uma amostra de sorgo da área.	16
Figura 8. (a) Espectro original e (b) com tratamento de Savitzky-Golay (SVG 1-2-11), respectivamente.	17
Figura 9. ACP entre o sorgo e a <i>Cyperus rotundus</i> na banda do vermelho para a 1° coleta...20	
Figura 10. ACP entre <i>Brachiaria Marandu</i> e Sorgo na banda do vermelho para a 1° coleta. .21	
Figura 11. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do vermelho para o 1° coleta.	22
Figura 12. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do vermelho para a 2° coleta.	25
Figura 13. ACP entre sorgo e <i>Cyperus rotundus</i> na banda do verde para a 2° coleta.....	26
Figura 14. ACP entre sorgo e a <i>Brachiaria Marandu</i> na banda do verde para o 2° dia.....	27
Figura 15. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do verde para a 2° coleta.	28
Figura 16. ACP entre sorgo e a <i>Cyperus rotundus</i> na banda do verde para a 3° coleta.....	29
Figura 17. ACP entre sorgo e a <i>Brachiaria Marandu</i> na banda do verde para a 3° coleta.	30
Figura 18. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do verde para a 3° coleta.	31
Figura 19. ACP entre sorgo e a <i>Cyperus rotundus</i> na banda do verde para a 4° coleta.....	32
Figura 20. ACP entre sorgo e a <i>Brachiaria Marandu</i> na banda do verde para a 4° coleta.	33
Figura 21. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do verde para a 4° coleta.	34
Figura 22. ACP entre o sorgo e a <i>Cyperus rotundus</i> na banda do vermelho para a 5° coleta. 35	
Figura 23. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do vermelho para a 5° coleta.	36
Figura 24 ACP entre o sorgo e a <i>Brachiaria Marandu</i> na banda do verde para a 5° coleta. ...	37
Figura 25. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do verde para a 5° coleta.	39

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Agrupamento de dados	18
Tabela 2. Quantidade de plantas na área de cultivo para cada coleta.....	19
Tabela 3. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na banda do vermelho.	20
Tabela 4. Resultados das principais componentes principais; Comprimentos de onda com maior peso para diferenciar as espécies.....	22
Tabela 5. Porcentagem de explicação dos componentes gerados nas bandas do vermelho e verde para a <i>Cyperus rotundus</i>	23
Tabela 6. Porcentagem de explicação dos componentes gerados nas bandas do verde para a <i>Brachiaria marandu</i>	23
Tabela 7. Resultados das principais componentes principais na banda do vermelho; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com variância máxima.	24
Tabela 8. Resultados das principais componentes principais na banda do verde; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.	27
Tabela 9. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na banda do verde	28
Tabela 10. Resultados das principais componentes principais na banda do verde; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.	30
Tabela 11. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na região espectral do verde	31
Tabela 12. Resultados das principais componentes principais; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.....	33
Tabela 13. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na banda do vermelho para a <i>Cyperus rotundus</i>	35
Tabela 14. Resultados das principais componentes principais; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.....	36
Tabela 15. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na banda do vermelho para a <i>Brachiaria Marandu</i>	37
Tabela 16. Resultados das principais componentes principais; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.....	38

Sumário

1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	3
2.1. Cultura do Sorgo.....	3
2.2. Plantas Daninhas.....	5
2.3. Agricultura de Precisão.....	5
2.4. Sensoriamento Remoto	6
2.5. Espectrorradiômetro.....	8
2.6. Análise de componentes principais (ACP)	10
3. MATERIAL E MÉTODOS	11
3.1. Área de estudo	11
3.2. Análise com o espectrorradiômetro	13
3.3. Pré-tratamento dos dados.....	16
3.4. Análise espectral por ACP	17
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	19
4.1. Análise de componentes principais	19
4.2. Primeira coleta.....	20
4.3. Segunda coleta	23
4.4. Terceira coleta.....	28
4.5. Quarta coleta	31
4.6. Quinta coleta	34
4.7. Considerações realizadas a partir das análises espectrais.....	39
5. CONCLUSÃO	42
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	42

1. INTRODUÇÃO

O sorgo (*Sorghum Bicolor*) é uma cultura com plantas rústicas, que pode atingir até três metros de altura e que produz grande quantidade de biomassa, entre 0,000040 e 0,000060 kg ha⁻¹ (FIORINI et al., 2016). Estima-se que a cultura de sorgo para forragem no Brasil ocupe cerca de 30 a 35% da área total cultivada com esta espécie (ALVES et al., 2017).

Um problema recorrente nas plantações é o surgimento de plantas daninhas. Essas invasoras possuem alta capacidade de extrair nutrientes do solo e com isso, competem por recursos disponíveis, como água, luz e nutrientes, com a cultura do Sorgo (CARVALHO, 2014) e acarretam diretamente na perda da produtividade, já que algumas daninhas conseguem se desenvolver mais rápido que a planta cultivada.

Para reduzir essa perda na produtividade, é necessário o controle eficiente dessas invasoras na área. Técnicas de Agricultura de Precisão (AP) e Sensoriamento Remoto (SR) podem ser viáveis para a identificação de plantas daninhas. Essas técnicas permitem uma análise da área de forma mais rápida, não-destrutiva e em tempo real.

Para o monitoramento e a supressão dessas plantas, é necessário identificar formas para diferenciar as plantas daninhas do Sorgo. Uma das técnicas do Sensoriamento Remoto proximal que pode ser utilizada é o uso do espectroradiômetro para caracterizar o comportamento espectral das plantas. Esse equipamento utiliza diversas bandas para obtenção das curvas espectrais, a reflectância de cada planta é obtida na faixa de comprimentos de onda de 350-2500nm (SAFANELLI, 2014).

Com a interpretação dos dados obtidos pelo espectroradiômetro é possível analisar o comportamento espectral das plantas da área estudada durante os dias de convívio no campo e identificar, a melhor região espectral para diferenciar as plantas daninhas da cultura a ser avaliada.

A região do visível (400-700nm) é uma faixa espectral interessante para pesquisa, visto que os equipamentos possuem menor custo e oferecem maior facilidade de execução comparados aos equipamentos hiperespectrais.

Alguns estudos relatam o uso da região do visível para a discriminação de plantas daninhas, como Aneece et al. (2017) que identificou espécies de daninhas em campos agrícolas na Fazenda Experimental Blandy, usando espectroscopia de campo na região do visível nos comprimentos de onda de 350–399nm, 500–549nm e 700–749nm. Zhang et al. (2014) utilizou a região de 560 nm para discriminar as espécies de mangue, entre outros estudos.

Os sensores proximais permitem uma análise a nível foliar das propriedades físico-químicas das plantas e sua morfologia, e permite analisar as curvas espectrais de cada alvo.

Os métodos para análise dessas curvas espectrais são usados para extrair informação das amostras e detectar tendência nos dados por meio de gráficos. Esses métodos podem ser supervisionados, como por exemplo, análise discriminante linear (LDA), k-vizinhos mais próximo (KNN) e análise discriminante de mínimos quadrados parciais (PLS-DA), ou não supervisionados como, por exemplo, análise de componentes principais (ACP) e análise de cluster hierárquica (HCA) (SOUZA et al., 2012).

ACP é utilizada para classificação e reconhecimento de padrões nas amostras. Pode ser usada para visualizar a tendência dos dados, analisar semelhanças entre as amostras, detectar outliers e reduzir a dimensionalidade dos dados (SOUZA et al., 2012).

Assim, com o estudo das curvas espectrais de cada espécie de planta é possível analisar a tendência dos dados e tomar decisões mais assertivas no manejo da cultura, de modo a obter maior acurácia para monitorar as plantas daninhas na lavoura, de acordo com o padrão das curvas espectrais obtidas para cada espécie, sem afetar a produtividade da cultura do Sorgo.

Nesse contexto, esse estudo teve como objetivo identificar, de acordo com o comportamento espectral, as faixas espectrais que as plantas da cultura do Sorgo se diferenciam das plantas daninhas na região do visível, a partir da análise de componentes principais e recomendar faixas espectrais ideais para a distinção das espécies de plantas.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Cultura do Sorgo

O Sorgo (*Sorghum bicolor*) pertencente à família Poaceae, é uma cultura com plantas de metabolismo fotossintético C4 (SANTOS et al., 2015), de origem tropical (MAPA, 2014), que se destaca pela elevada produção de biomassa, tolerância ao déficit hídrico e se adapta a diferentes condições do solo (EMBRAPA, 2011) tornando-a uma boa alternativa de diversificação agrícola (BRANDÃO et al., 2016).

Segundo Santin et al. (2020), a planta do Sorgo é caracterizada por ser autógama, ou seja, ela tem autofecundação no processo reprodutivo, com baixa taxa de fecundação cruzada, o que permite ela se desenvolver a temperaturas superiores a 20°C (EMBRAPA, 2011).

De acordo com Filho & Fornasieri (2009) as fases fenológicas do Sorgo estão divididas em 9 estágios de desenvolvimento da planta. O estágio 0, que é a emergência da planta, que ocorre entre 3 a 10 dias após a semeadura, dependendo das condições do terreno.

O estágio 1 é quando a plântula está com 3 folhas. Nesse estágio, a planta acumula em média 1% da matéria seca total, 2% de P, 3% de N e 5% de K. O estágio 2 é quando a planta do Sorgo apresenta 5 folhas expandidas. Nessa fase, o sistema radicular se desenvolve rapidamente e a planta apresenta em média 2% de matéria seca. A partir dessa data, qualquer estresse causado, como pragas, doenças ou competição com outras plantas, pode afetar a produtividade final (VAN OOSTEROM et al., 2010). O estágio 3 acontece depois de 30 dias de emergência da planta, nessa fase, o ápice meristemático de crescimento passa de vegetativo para produtivo e a planta acumula em média 8% da matéria seca total.

No estágio 4, todas as folhas estão completamente expandidas, cerca de 80% da área foliar está presente. A partir do estágio 5 ocorre a fase de enchimento de grãos. No estágio 5 ocorre o emborrachamento, no estágio 6 o florescimento, com 60 dias após a emergência da planta, onde ocorre 50% da floração. E as fases seguintes 7, 8 e 9 se referem a maturação fisiológica dos grãos (FILHO & FORNASIERI., 2009).

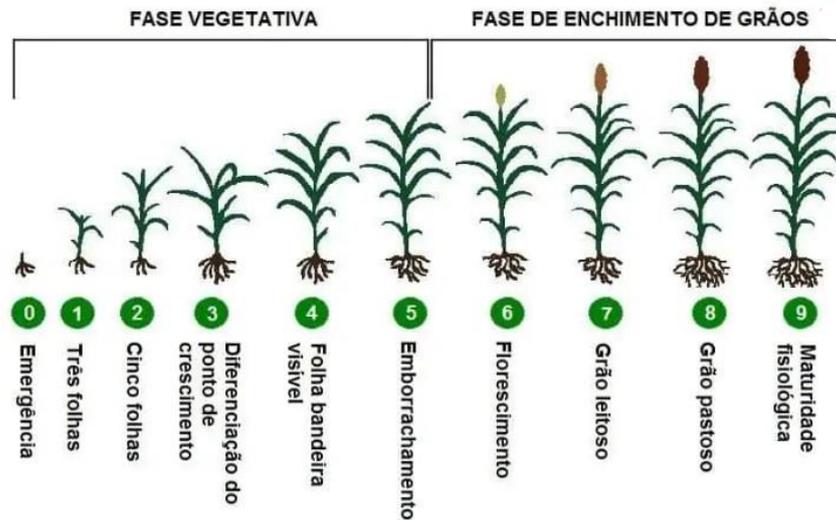


Figura 1. Fases fenológicas da Cultura do Sorgo.
 Fonte: Sorghum Checkoff Program (2022).

O Sorgo é uma das cinco mais importantes culturas de cereais do mundo, ficando atrás somente do milho, trigo, arroz e cevada (FAOSTAT, 2020).

Basicamente, existem quatro cultivares de sorgo, o granífero, forrageiro, vassoura e sacarino, usados tanto na alimentação humana quanto na alimentação animal, principalmente na produção de forragem e para formulação de rações, já que essa cultura possui proteína bruta entre 8% e 15% e nutrientes digestíveis totais entre 60% e 70% (MARTINI et al., 2019).

Segundo a Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB, 2020), nos últimos anos, o *Sorghum bicolor* apresentou um aumento de mais de 38% em sua produção. Essa cultura, atualmente, contribui com produtividade próxima à 3000 kg/ha (CONAB, 2020) e em razão da sua facilidade de plantio, manejo e colheita, possui altos rendimentos de massa seca por unidade (MOURA et. al, 2016).

De modo geral, o Sorgo é uma cultura que se adapta facilmente, apresenta ciclo vegetativo curto, de 90 a 120 dias, ideal para cultivo em sucessão com outras culturas (SILVA et al., 2019).

Da emergência até os 20 dias de idade o sorgo ainda está muito frágil, o desenvolvimento inicial é lento, pois a semente de sorgo tem poucas reservas de alimento para promover o arranque inicial da plântula. Dessa forma, primeiro ocorre o desenvolvimento total do sistema radicular para a planta se alimentar dos nutrientes do solo. É preciso muita atenção nesse estágio inicial, principalmente com o aparecimento de insetos e o controle de plantas daninhas (EMBRAPA, 2011).

Depois dessa fase inicial, dos 20 aos 30 dias de vida, as plantas têm um rápido desenvolvimento, a raiz já está desenvolvida o suficiente e a planta tem uma alta taxa de absorção dos nutrientes (EMBRAPA, 2011). Entre 30 e 40 dias, a planta começa a produzir a panícula, e o florescimento acontece com 60 a 70 dias após a emergência da planta. Qualquer estresse causado a planta durante esse período vai afetar o potencial produtivo da cultura, como clima desfavorável, doenças, insetos e competição com plantas daninhas vai afetar a produtividade (EMBRAPA, 2011; RODRIGUES FILHO et al, 2006).

2.2. Plantas Daninhas

A presença de plantas daninhas é um dos fatores principais que podem reduzir o potencial produtivo do sorgo, além do ataque de pragas e doenças (BRAZ et al., 2019). Além das perdas diretas causadas por invasoras devido a competição por nutrientes, elas ainda podem ser hospedeiras de doenças e pragas para a lavoura (CABRAL et al. 2013).

O crescimento inicial lento da cultura, propicia a perda de produtividade em relação as invasoras. Como as plantas do Sorgo demoram a se desenvolver no início, a cultura tende a sofrer mais devido a competição por recursos como luz, água e nutrientes com as invasoras (ZEGADA-LIZARAZU; MONTI, 2012).

Braz et al. (2019) observou uma redução de 7,2% da produtividade da cultura do Sorgo quando submetido a competição com as invasoras. A intensidade das plantas daninhas na redução da produtividade da cultura pode variar em relação ao período de convivência e da densidade de infestação (RODRIGUES et al. 2010, CABRAL et al. 2013).

Rizzardí et al. (2004) observou que a convivência do Sorgo com a comunidade infestante durante as quatro primeiras semanas após a emergência pode reduzir de 40 a 97% a produtividade.

O período mais sensível de interferência de plantas daninhas na cultura é dos 23 aos 42 dias após a emergência do sorgo, sendo necessário o maior monitoramento e supressão das invasoras, já que se trata do período do crescimento da panícula (CABRAL et al. 2013).

Dessa maneira, é preciso estudar estratégias para o controle das plantas daninhas de forma eficaz e com menor impacto ambiental, reduzindo a necessidade do uso de fitossanitários (RAWAL et al., 2017). Para isso, algumas estratégias de agricultura de precisão e sensoriamento remoto podem auxiliar para o manejo eficiente da cultura.

2.3. Agricultura de Precisão

Tecnologias na agricultura são cada vez mais difundidas e proporcionam avanços na gestão da lavoura de forma remota por meio de redes de comunicação integradas (BASSOI et

al., 2019) e influenciam diretamente na tomada de decisão mais eficiente de grandes fazendas (ZHAI et al., 2020).

A agricultura de precisão (AP) tem o objetivo de produzir mais com a redução dos custos e do impacto ambiental (BUCCI et al., 2018). Algumas aplicações das tecnologias da Agricultura 4.0 ajudam no suporte da AP, como big data, inteligência artificial e sensoriamento remoto, visando melhorar a eficiência das atividades agrícolas (ZHAI et al., 2020).

A AP oferece suporte na tomada de decisão baseada na variabilidade da área cultivada. Desde a obtenção dos dados no campo, processamento de informações georreferenciadas até a análise dos dados, visando definir estratégias de manejo mais eficientes, como o uso racional de insumos (BERNARDI et al., 2015).

Esses dados coletados no campo podem ser temporais ou espaciais, e são combinados com outras informações da área para a tomada de decisão e definição de zonas de manejo, visando a eficiência do uso de recursos, produtividade e sustentabilidade da produção agrícola (ISPA, 2019).

Essa definição em zonas de manejo permite dividir a área de acordo com as variações de solo, água disponível, nutrientes, plantas daninhas, entre outros. Esses parâmetros podem ser analisados e mapeados para diferentes regiões dentro de uma mesma lavoura (BERNARDI et al., 2018).

O potencial da agricultura de precisão de aumentar a produtividade e reduzir o impacto ambiental estimulou investimentos significativos nessas ferramentas tecnológicas por grandes corporações multinacionais nos últimos anos (LEV-RAM., 2017).

2.4. Sensoriamento Remoto

O sensoriamento remoto (SR) é a obtenção de dados da superfície terrestre, através da captação e mensuração da energia refletida ou emitida por meio da detecção das respostas das interações da radiação eletromagnética com os materiais terrestres (MOUAZEN et al., 2020).

O SR trabalha com utilização de sensores para analisar o comportamento de reflectância de cada alvo em diferentes regiões do espectro eletromagnético (FORMAGGIO; SANCHES, 2017), de forma não destrutiva, sem contato com eles (MENESES & ALMEIDA, 2012).

Para o mapeamento de lavouras, o SR apresenta grande potencial, pois permite a obtenção de informações de áreas amplas e em tempo real (VELOSO et al., 2017). Além disso, inferências podem ser feitas dos alvos agrícolas baseadas em seu comportamento espectral e sua interação com as radiações eletromagnéticas nos diferentes comprimentos de onda (MOLIN

et al., 2015). Esse monitoramento pode ser feito pelo uso de sensores remotos embarcados em plataformas aéreas, terrestres e orbitais.

Alguns fatores podem afetar o comportamento espectral das plantas em uma lavoura, como por exemplo, surgimento de doenças, deficiência de nutrientes, escassez de água e até mesmo a idade das plantas. O estresse causado as plantas devido a necessidade ou falta de algum desses fatores pode ocasionar uma sequência de alterações fisiológicas que podem ser interpretadas de acordo com a assinatura espectral (RIBEIRO et al., 2018).

A assinatura espectral das plantas é individual para cada alvo e é influenciada principalmente pela clorofila, que apresenta maiores absorções na faixa do vermelho e do azul, já na região do verde é onde ocorre sua maior reflexão dentro do espectro visível (BRANDÃO et al., 2008). Dependendo do estado da planta, ela apresenta comportamentos distintos, por exemplo, uma planta saudável apresenta maior reflectância na faixa espectral do verde e do infravermelho próximo.

Toda matéria reflete, absorve, transmite ou emite radiação eletromagnética (REM) de maneira específica, de acordo com suas propriedades, por isso os resultados do SR são eficientes. A região espectral entre o visível e o infravermelho de ondas curtas (400nm a 2500nm) é fundamentada em medições da REM refletida pelos objetos da superfície terrestre (FORMAGGIO; SANCHES, 2017).

Em estudos relacionados a infestação de áreas agrícolas por plantas daninhas, o sensoriamento remoto tem o objetivo de diferenciar as espécies dentro da área de cultivo. Dessa forma, é possível controlar as áreas que as plantas daninhas competem por recursos com a cultura, de forma eficaz.

Sudbrink et al (2015) utilizou o sensor multiespectral MS-2100 (Geospatial Systems, EUA) para determinar índices de vegetação que diferenciasses plantas daninhas de folhas largas de plantas de folhas estreitas, com o objetivo de realizar o controle das plantas daninhas com herbicida de forma efetiva, de acordo com a variabilidade.

Outro exemplo é o estudo de Riguette et al. (2019) que através de um sensor multiespectral embarcado em RPA coletou dados para diferenciar as plantas da cana-de-açúcar e as plantas daninhas que emergiram na área (*Brachiaria decumbens*, *Cynodon dactylon* e *Amaranthus viridis*), com o objetivo de reduzir o uso de fitossanitários na área, aplicando somente onde houvesse necessidade. As bandas estudadas foram infravermelho próximo, vermelho e verde. O resultado indicou na área experimental 27% das plantas eram plantas

daninhas, 57% eram cana de açúcar e dessa forma, o uso de fitossanitários reduziu de 84% para 27%.

Dessa forma, a análise espectral das plantas por meio de dados de alta resolução precisa ser interpretado para obter respostas rápidas e é necessário o estudo para realizar a associação entre variáveis agrônômicas e sensoriamento remoto para obter resultados satisfatórios na lavoura (FORMAGGIO; SANCHES, 2017; NAWAR et al., 2020).

2.5. Espectrorradiômetro

As propriedades ópticas da folha e a estrutura do dossel são os dois principais domínios do sensoriamento remoto usados para determinar os sinais originários das superfícies da vegetação (ZHANG., 2012). As propriedades ópticas da folha dependem da sua estrutura, da composição bioquímica da folha, da distribuição dos componentes bioquímicos da folha e do índice de refração complexo desses componentes (THEKABAIL et al., 2012). Na Figura 2 é apresentado uma análise do comportamento espectral das plantas em diferentes estados na região do visível, as bandas azul (blue), verde (green), vermelho (red) e infravermelho próximo (NIR). Como pode ser observado, uma planta saudável tem uma resposta maior na região da banda verde, já nas bandas do vermelho e azul a reflectância é baixa (BRANDÃO et al., 2008). Já uma planta seca, apresenta uma reflectância maior na banda do vermelho.

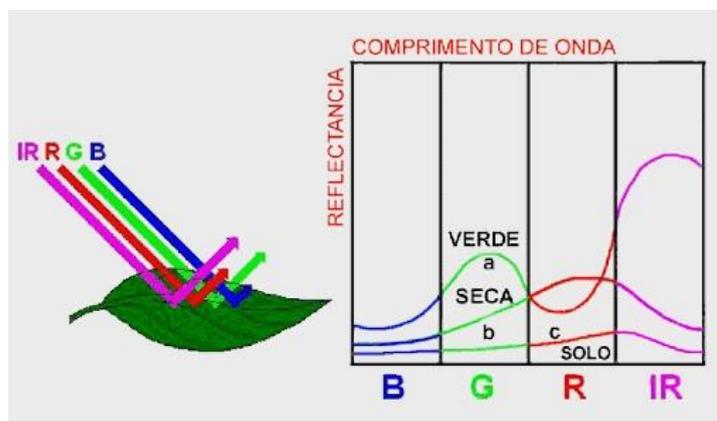


Figura 2. Comportamento espectral de uma folha verde e uma folha seca na região do visível e do infravermelho.

Fonte: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (2022).

As respostas espectrais das plantas podem ser medidas a partir do espectrorradiômetro, um equipamento que apresenta sensibilidade para observar o comportamento espectral dos alvos. Esse equipamento caracteriza o espectro eletromagnético dentro da faixa de 350 a 2500 nm, que abrange as regiões do visível, infravermelho próximo e infravermelho médio (MIRIK et al., 2013), o que permite a geração de curvas de alvos espectrais (LOUARGANT et al., 2018).

Com o uso dessa ferramenta é possível analisar e detectar mudanças no comportamento espectral das plantas (THEKABAIL et al., 2012), já que a energia eletromagnética refletida pelas plantas pode apresentar intensidades diferenciadas quando apresentam algum tipo de estresse. A resposta espectral é o resultado das propriedades e pigmentos presentes na superfície da folha, tais como a clorofila *a* e *b*, antocianinas, xantofila e carotenos (ABDEL-RAHMAN et al., 2008), que provocam a absorção da REM ou influenciam nos processos fisiológicos associados ao desenvolvimento do vegetal, estrutura interna e distribuição de componentes bioquímicos (BARTON, 2011). Já o conteúdo de água nas folhas define bandas de absorção em comprimentos de ondas específicos (980 nm e 1205 nm) (GALVÃO et al. 2005).

Estudos comprovam que cada planta tem reflectância espectral única, pois possuem estruturas e componentes bioquímicos diferentes, que ajudam a caracterizar as espécies de plantas usando a resposta espectral (MATONGERA et al., 2017; HE et al., 2011).

O espectroradiômetro é constituído por detectores espectrais e são utilizados para a calibração e validação de sensores ópticos (KÜKENBRINK et al., 2019). O equipamento tem se mostrado de grande utilidade no monitoramento de culturas, por oferecer informações importantes em lavouras para detectar deficiência de nutrientes, doenças, infestação de pragas, entre outros estresses. A detecção de problemas na lavoura é importante para reduzir perda de produtividade e perdas econômicas (THEKABAIL et al., 2013).

Estudos com leituras espectrais comprovam e validam a qualidade dos dados obtidos por espectroradiômetros para análise foliar, como no estudo de Delgado et al. (2020) que a partir de dados de reflectância do espectro completo (350-2500 nm) das plantas detectou o teor de nitrogênio foliar e indicou o melhor método para a aplicação do fertilizante em Oliveiras. Outro exemplo similar ao presente estudo é o de Souza et al. (2016) que diferenciou as plantas daninhas *Commelina erecta*, *Alternanthera tenella*, *Ageratum conyzoides*, *Ipomoea purpúrea*, *Ricinus communis* e *Ipomoea hederifolia* da cultura da cana-de-açúcar com o uso do espectroradiômetro e indicou que a melhor região espectral para a supressão das invasoras nessa cultura foi a região do visível (450-700 nm).

Equipamentos que medem as respostas espectrais das plantas têm sido ferramentas úteis para detectar mudanças no vigor das plantas (BAURIEGEL et al., 2011; MAHLEIN et al., 2012a). O espectroradiômetro permite medidas de dados espectrais rápidas e precisas, o mesmo aparelho foi usado em diversos trabalhos para medidas de dados espectrais obtendo um resultado significativo, como no estudo de Mahajan et al. (2017) que por meio desse equipamento realizou o monitoramento de nitrogênio, fósforo e enxofre na cultura do arroz. Já

Pott et al. (2020) utilizou o espectroradiômetro para identificar quais comprimentos de onda distinguem as plantas daninhas, aveia preta e azevém, da cultura do Trigo.

O equipamento possibilita coletar um grande volume de dados de forma rápida e a quantidade de dados fornecida é muito grande e complexa, o que acarreta desafios na hora de realizar o tratamento dos dados (THENKABAIL et al., 2012).

2.6. Análise de componentes principais (ACP)

Para a análise dos dados obtidos pelo espectroradiômetro, alguns métodos são utilizados (THENKABAIL et al., 2013), como por exemplo a análise de componente principal (ACP), mínimos quadrados parciais, regressões lineares e índices de vegetação hiperespectrais. Essas técnicas são usadas para extrair o máximo de informação possível, caracterizar e eliminar alguns comprimentos de onda excedentes em sistemas agrícolas (THENKABAIL et al. 2013).

Para escolher um método ideal de seleção de comprimento de onda, ele precisa extrair as informações de interesse com a maior precisão e confiabilidade possíveis no mínimo de tempo, esforço e custo computacional (BAJWA e KULKARNI., 2012).

Para a redução e análise dos dados espectrais lidos pelo espectroradiômetro, a análise de componentes principais (ACP), uma técnica de estatística multivariada, permite a redução dos dados com a menor perda de informação possível e classificações consistentes quanto à discriminação das faixas espectrais (HONGYU et al., 2016).

De acordo com Hongyu et al. (2016), o objetivo da ACP é explicar a variância e covariância de um vetor aleatório, composto de p -variáveis aleatórias, por meio de combinações lineares das variáveis originais, essas combinações são chamadas de componentes principais (SANDANIELO, 2008).

Silva et al. (2019) avaliou o comportamento espectral de folhas de café, ingá e fotínia através da análise de componentes principais. A utilização da ACP sobre o estudo se mostrou eficiente, sendo possível a melhor interpretação das curvas espectrais e destacando os diferentes pigmentos das folhas.

A ACP pode ser utilizada para o agrupamento de indivíduos e geração de índices. O agrupamento de indivíduos ocorre conforme a variância dos dados, ou seja, de acordo com o seu comportamento dentro do conjunto de dados. A técnica agrupa os indivíduos de uma população segundo a variação de suas características (HONGYU et al., 2016) e pode ser usada para a redução da dimensionalidade (REGAZZI et al., 2000)

Para o cálculo da ACP, os dados com muitas dimensões são reduzidos e reorganizados, como pontos, em um espaço de dimensões reduzidas definido pelas componentes principais (SOUZA et al., 2012).

A ACP é a decomposição da matriz dos dados em duas matrizes que são de escores e pesos, respectivamente, e o resultado são as componentes principais. A matriz de escores são as coordenadas das amostras projetados pelos novos eixos das componentes principais, já a matriz de peso apresenta as contribuições dos dados originais (BRO & SMILDE, 2014) com as componentes principais. Basicamente, espera-se que os gráficos de pontuação revelem agrupamentos em comum entre os dados estudados, para isso o gráfico precisa preservar as distâncias dos dados originais. Já os pesos definem quais variáveis contribuem para esse agrupamento observado. Se um gráfico obtiver 100% dos dados explicados, significa que todas as informações estariam contidas nesses novos eixos (PC1 e PC2) (BRO & SMILDE, 2014).

A CP001 é traçada de modo a explicar a maior variância dos dados, e as outras componentes são traçadas de modo ortogonal à primeira explicando a variância dos dados que não foi explicada anteriormente (SOUZA et al., 2012). O número de componentes principais depende da construção do modelo, e de acordo com o percentual de variância explicada (BEEBE et al., 1998).

Segundo trabalho de Oliveira et al (2013), as medidas de reflectância na região VIS-NIR combinada com a análise de ACP, usando apenas duas componentes foi suficiente para discriminar 11 perfis de solo em quatro topossequências em diferentes Latossolos. Para Hachéa et al. (2007), a ACP identificou práticas agrícolas convencionais e de conservação usando as características espectrais do trigo com interações entre fontes de cultivo e nutrientes.

Kanapeckas et al. (2018) usou a ACP para entender como as populações de plantas daninhas distintas persistem em diferentes locais da cultura do arroz. Qiang et al. (2005) analisou por meio da ACP os principais fatores que influenciam a estrutura e a distribuição das plantas daninhas nos campos de cultivo de verão e identificaram que as variáveis foram período de submersão do solo, latitude, tipo de solo e ph.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Área de estudo

O estudo foi realizado em uma área experimental da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro (UFRRJ), localizado no Município de Seropédica, Rio de Janeiro. A área possui como coordenadas geográficas 22° 46' 24" S e 43° 42' 08" W.

Na região, predomina o clima Aw, de acordo com Köppen-Geiger, apresenta temperatura média de 24°C e precipitação pluviométrica média de 1213 mm anuais (OLIVEIRA et al., 2009).

O plantio do sorgo para o experimento foi realizado dia 8 de março de 2021, nesse dia a temperatura máxima foi de 30°C e a mínima foi de 22,1°C, de acordo os dados climatológicos obtidos pelas estações do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

Para a condução do experimento foi cultivado uma área de 1,0 hectare com a cultura do sorgo (*Sorghum bicolor*). Inicialmente, para o preparo convencional do solo utilizou-se a grade pesada para o destorroamento do solo e para incorporação dos restos de vegetais, para assim proporcionar condições favoráveis para a semeadura. Após essa etapa, foi passada uma grade leve na área para nivelar o solo para a semeadura do sorgo.

Para a análise da área de estudo foram marcados 40 pontos na plantação de sorgo em malha irregular, como na Figura 3. O sorgo não foi semeado na região central do terreno, devido ao alagamento que estava nessa parte no dia do plantio, dessa forma, não foram colocados pontos de controle nessa área.

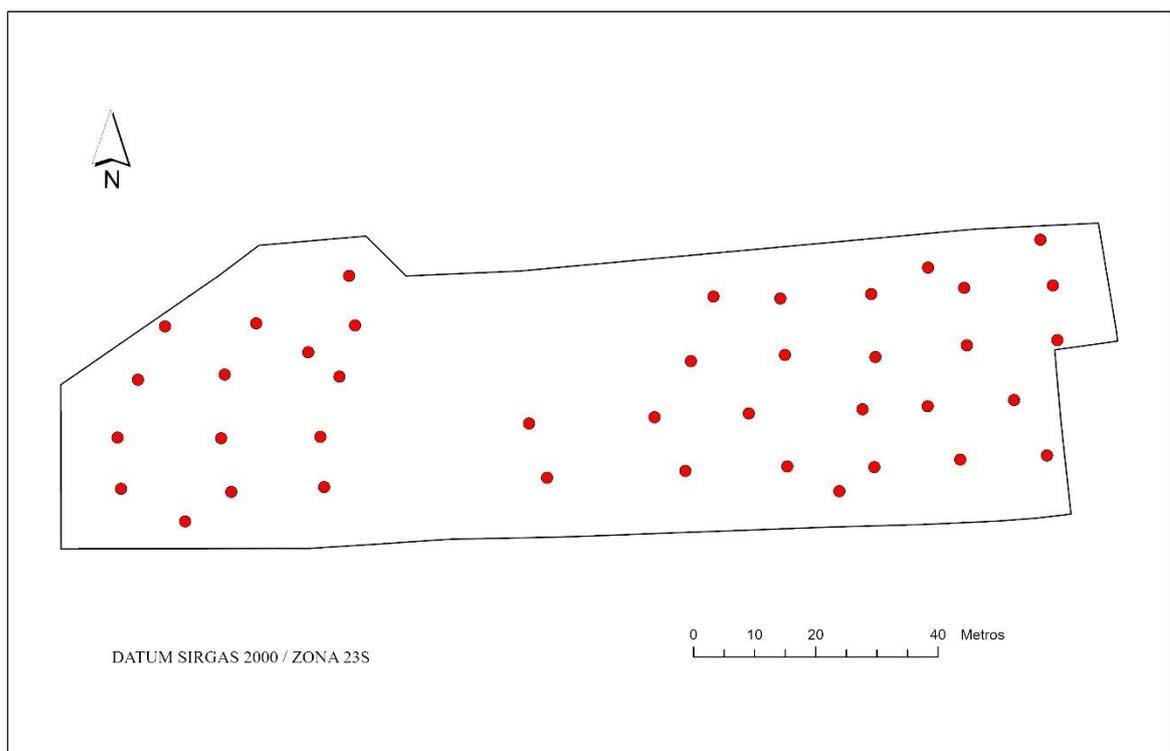


Figura 3. Distribuição dos pontos de controle na área de Cultivo de sorgo.

3.2. Análise com o espectroradiômetro

As leituras espectrais das plantas com o espectroradiômetro foram realizadas 8, 16, 24, 32 e 40 dias após a semeadura (DAS) do sorgo, para analisar todas as etapas do ciclo vegetativo da planta e estudar o comportamento espectral da cultura do sorgo e das plantas daninhas.

A reflectância das folhas foi registrada com um espectroradiômetro FIELDSPEC® 4 da ASD Inc. Esse instrumento trabalha na faixa espectral entre 350 e 2500 nm, com resolução espectral de 1,4 nm entre 350 nm e 1000 nm, e 1,1nm entre 1001nm e 2500nm.

As medidas espectrais foram realizadas no campo nas datas de coleta, entre 11h e 14h, quando a incidência solar está mais próxima ao NADIR, em condições de céu claro.

Para as coletas foi utilizado o Pistol Grip, instrumento para realizar as leituras espectrais sem o contato direto com a amostra, com uma distância de 4 cm da planta, e tendo como fonte luminosa a luz solar incidente.

As coletas foram realizadas no mesmo horário, tendo em vista que a luz solar sempre incidisse sobre a planta e mantendo a distância necessária do Pistol Grip do corpo do usuário.

Para a calibração do espectroradiômetro, a cada 15 leituras espectrais, foi medido a reflectância de uma superfície lambertiana de referência, placa Spectralon, nas mesmas condições de iluminação e de observação (Figura 4). Para não haver interferências externas prejudiciais à pesquisa foram tomados cuidados, como as roupas usadas no dia da coleta, evitando o uso de roupas claras.



Figura 4. Leitura da placa Spectralon

Foram realizadas as coletas espectrais nos pontos de controle marcados no terreno. Em cada ponto, foram registradas três amostras espectrais de cada espécie de planta que estivesse na área experimental (Figura 5), sorgo ou plantas daninhas, para ser possível a eliminação de possíveis erros de coleta.



Figura 5. Realização da leitura espectral do sorgo em um ponto de controle

A primeira coleta das leituras espectrais do sorgo foi realizada no dia 19 de março de 2021, o sorgo estava no 1º estágio de desenvolvimento, a plântula apresentava 3 folhas. Já a segunda coleta ocorreu dia 26 de março de 2021, 7 dias após a primeira.

A terceira coleta foi dia 2 de abril de 2021, mantendo assim os 7 dias de diferença, o sorgo estava no 2º estágio de desenvolvimento. A quarta coleta de dados foi no dia 12 de abril de 2021, o ideal para essa medição era ser realizada no dia 10 de abril, mas não foi possível devido a ocorrência de muitas nuvens, impedindo a coleta de dados, já que poderia interferir no resultado. Dessa forma, a quarta coleta teve uma diferença de 10 dias e o sorgo estava no 3º estágio de desenvolvimento.

E por fim, a quinta coleta foi no dia 15 de abril de 2021, o sorgo estava no 4º estágio de desenvolvimento. Todas as leituras espectrais foram iniciadas às 11 horas.

Dessa forma, foram realizados cinco dias de coleta para analisar o comportamento espectral das plantas no campo para detectar se na região do visível seria possível distinguir as plantas invasoras da cultura do sorgo.

Durante o experimento, foi observado duas espécies de plantas daninhas, a *Cyperus rotundus* e a *Brachiaria Marandu*.

Durante as coletas espectrais, foi usado um caderno de campo para anotação de variáveis identificadas nos pontos analisados, como maior ou menor incidência de plantas daninhas, número de folhas e altura da planta do sorgo. Nesse caderno, também foi anotado a ordem da

coleta das plantas para não haver erro no processamento dos dados, sendo possível identificar precisamente cada planta referente aos pontos de controle.



Figura 6. Medição da altura das plantas realizadas na 4^o e na 5^o análise, respectivamente.

As leituras espectrais realizadas no campo ficaram salvas no computador acoplado ao espectrorradiômetro usado no campo no formato de arquivo “.asd”. Para facilitar a conversão da leitura efetuada pelo sensor em valores numéricos para interpretação foi usado o programa *ViewSpecPro*, da ASD para a conversão dos dados em arquivo de formato de arquivo de texto (“.txt”).

Na figura 7, para representação dos dados, é possível observar a leitura espectral de uma planta de sorgo coletada aleatoriamente na área e visualizada no software Rstudio com o arquivo no formato “.txt”.

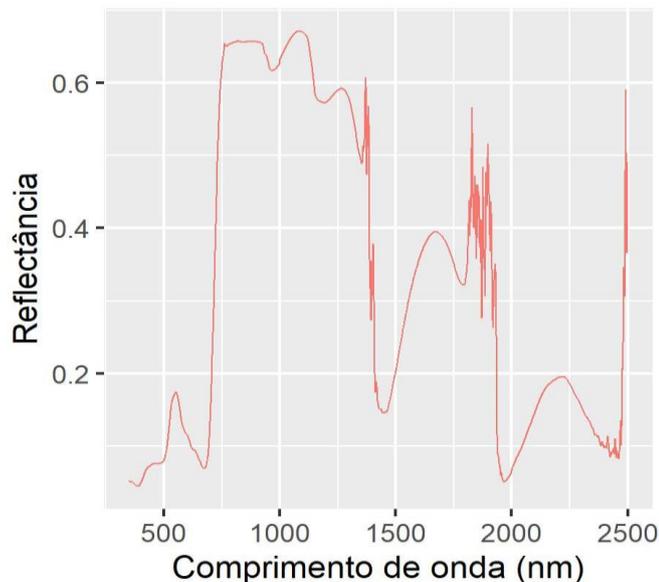


Figura 7. Leitura espectral de uma amostra de sorgo da área.

3.3. Pré-tratamento dos dados

Os arquivos obtidos em formato de texto (“.txt”) foram separados em pastas por data de análise no campo e importados para o software R através da interface gráfica do Rstudio.

No software R, foram usados os pacotes Rstudioapi para definir o diretório de trabalho, a biblioteca tibble para entrar com todos os dados no software, dplyr para a manipulação dos dados, prospectr para visualização dos dados, ggplot2 para plotar os gráficos espectrais e factominer e factoextra para realizar a análise de componentes principais.

As curvas espectrais foram obtidas no espectro todo, de 350 a 2500 nm, para todas as plantas. Para o presente estudo, foi definido as faixas espectrais no software Rstudio somente nas bandas do RGB, considerando azul (450 a 510 nm), verde (530 a 590 nm), vermelho (640 a 700 nm) (SANTOS et al., 2019). Dessa forma, o comportamento das plantas foi observado no RGB, e separadamente nas bandas do azul, verde e vermelho para identificar alguma variação da resposta espectral das diferentes plantas e datas.

Para cada ponto de controle, foi realizada a média entre as três leituras espectrais de cada espécie de planta (sorgo, *Cyperus Rotundus* e *Brachiaria Marandu*).

Para melhorar a precisão dos resultados e redução do ruído no espectro original, foi aplicado nos dados espectrais um pré-tratamento de Savitzky-Golay (SAVITZKY; GOLAY, 1964; RUFFIN et al., 2013)

Para esse estudo, foram testadas diferentes configurações para a derivada, polinômio de ordem e janela de busca no filtro de Savitzky-Golay para identificar qual apresentava a melhor suavização no espectro original.

Nesse tratamento, o cálculo da derivada funciona como a correção da linha base. E o ajuste polinomial de mínimos quadrados é realizado dentro de janelas que são distribuídas pelo espectro. Cada janela possui o ponto central a ser suavizado (KING; RUFFIN, 1999), e os outros pontos são suavizados movendo a janela pelo espectro ponto a ponto, realizando uma aproximação de mínimos quadrados para todos os dados da janela em cada local, de modo a encontrar um valor suavizado para cada ponto no espectro. O tamanho da janela influencia diretamente no resultado para a suavização dos dados (SOUZA et al., 2012)

Dentro dos testes, a 1° derivada, o polinômio de 2° ordem e a janela de busca 11 (SVG 1-2-11) foi o que apresentou resultados mais satisfatórios, portanto, seguiu-se com esse método.

Na Figura 7, observa-se o espectro original e o espectro com o tratamento de Savitzky-Golay escolhido para dar sequência ao estudo.

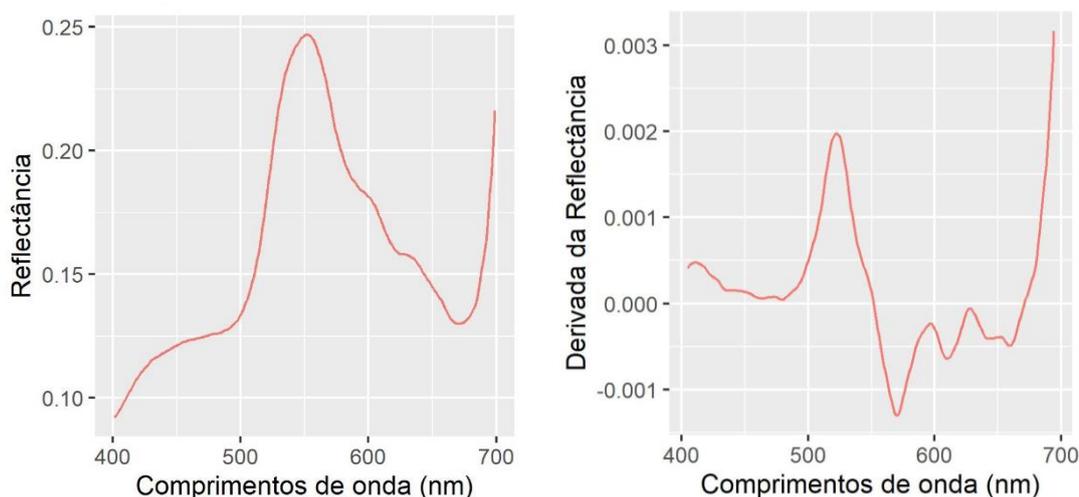


Figura 8. (a) Espectro original e (b) com tratamento de Savitzky-Golay (SVG 1-2-11), respectivamente.

3.4. Análise espectral por ACP

Com a suavização da reflectância foliar foi possível realizar a análise de componentes principais a fim de reduzir a dimensionalidade dos dados e visualizar tendências de agrupamento das plantas.

As plantas (sorgo e daninhas) foram analisadas para as cinco datas de coleta de acordo com a Tabela 1, a fim de realizar o agrupamento de dados das plantas para cada banda espectral da região do visível (RGB).

Tabela 1. Agrupamento de dados

	R (Vermelho)	G (Verde)	B (Azul)
Variáveis	sorgo x <i>Cyperus Rotundus</i>	sorgo x <i>Cyperus Rotundus</i>	sorgo x <i>Cyperus Rotundus</i>
	sorgo x <i>Brachiaria Marandu</i>	sorgo x <i>Brachiaria Marandu</i>	sorgo x <i>Brachiaria Marandu</i>

As plantas foram analisadas de acordo com a faixa espectral de cada banda (azul, verde e vermelho) da região do visível (400-700 nm) e a reflectância referente que cada planta apresentou em cada comprimento de onda.

Foram realizados diferentes plots para as combinações de plantas nas bandas espectrais de modo a obter classificações consistentes dentro dessa faixa espectral.

A ACP tem o potencial de explicar a variância dos dados e pode ser usada também para a redução da dimensionalidade, já que analisa uma grande quantidade de dados (HONGYU et al., 2016).

Em relação a reflectância, nos resultados obtidos pelas PC's, os comprimentos de onda que apresentarem maior variância dos dados será recomendado como comprimentos de onda ideais para a separação das espécies.

Para cada amostra de planta na área, eram avaliadas 250 variáveis referentes aos comprimentos de onda (450-700nm) e cada comprimento de onda apresentava a reflectância obtida. No primeiro dia, foram avaliadas 96 amostras de planta, incluindo sorgo e plantas daninhas, no segundo dia 174 amostras, no terceiro 213 amostras, no quarto 252 amostras e por fim, no quinto foram 225 amostras.

A normalização dos dados foi feita com o pré-tratamento de Savitzky-Golay para os dois dias de coleta, a fim de realizar a suavização dos dados.

Em cada ACP, foi analisado o poder explicativo da variância que cada banda espectral apresentou para a diferenciação das plantas daninhas da cultura do sorgo. A banda espectral que apresentar maior poder explicativo para diferenciar as plantas será apresentado gráficos de dispersão com os resultados das análises realizadas para cada coleta e para cada espécie de planta estudada (sorgo e plantas daninhas), e a porcentagem da variância explicada por cada componente principal.

Serão apresentadas as curvas espectrais com o pré-tratamento de Savitzky-Golay para a demonstração da suavização dos dados e tabelas com os comprimentos de onda que apresentaram maior peso dentro das principais componentes para cada coleta. Esses

comprimentos de onda serão considerados como comprimentos de onda ideais para diferenciar as espécies.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Análise de componentes principais

Na primeira coleta (8 DAS), foi possível identificar a *Brachiaria Marandu* na área, essa daninha predominou em todos os dias de coleta. O surgimento dela na lavoura foi antes do sorgo, mas com poucas plantas dispersas na área. Andres et al. (2009) também identificou a *Brachiaria* como a planta daninha com predominância na cultura do sorgo forrageiro devido a sua alta taxa de infestação e crescimento rápido.

Já a *Cyperus rotundus*, na primeira coleta, estava começando a emergir na região, foram identificados somente cinco pontos de controle com incidência dessa daninha para a primeira coleta.

Em todos os dias de coleta, o filtro de Savitzky-Golay aplicado as curvas espectrais na configuração 1-2-11 foi o que apresentou melhores resultados na redução de ruído provendo melhor agrupamento entre as espécies.

As análises foram separadas por data de avaliação, já que em cada data as plantas apresentaram tamanho e comportamento espectral diferente, sendo possível caracterizar a cultura do sorgo e as plantas daninhas de acordo com a fase de desenvolvimento da cultura.

A variação da quantidade de plantas nos dias das coletas se refere a quantidade de plantas avaliadas nos pontos de controle. Conforme foram passando os dias de coleta mais plantas foram emergindo na área e em alguns pontos foi observado que a *Cyperus rotundus* foi sombreada pela cultura do sorgo, impedindo o desenvolvimento da mesma.

Na Tabela 2, é possível observar a quantidade de plantas observada na área de cultivo para cada coleta no campo.

Tabela 2. Quantidade de plantas na área de cultivo para cada coleta

Coletas	Quantidade de plantas na área de cultivo		
	sorgo	<i>Brachiaria Marandu</i>	<i>Cyperus rotundus</i>
1°	20	8	4
2°	35	18	5
3°	40	24	7
4°	40	31	13
5°	40	27	8

4.2. Primeira coleta

No primeiro dia, as regiões espectrais do azul e do verde não apresentaram resultados satisfatórios para o agrupamento das espécies. As plantas da *Cyperus rotundus* e da *Brachiaria Marandu* se diferenciaram da cultura do sorgo apenas na banda do vermelho. Nessa região espectral, entre 640-700nm, foram analisados 60 comprimentos de onda.

Na Tabela 3, é apresentada a porcentagem de explicação dos componentes gerados e escolhidos para a construção do gráfico de dispersão na banda do vermelho.

Tabela 3. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na banda do vermelho.

sorgo x <i>Cyperus rotundus</i>		sorgo x <i>Brachiaria Marandu</i>	
PC1	PC2	PC1	PC2
85,4%	12,6%	86,3%	11,8%

Na Figura 9, é possível observar a análise de componentes principais realizada para as plantas do sorgo e da *Cyperus rotundus*.

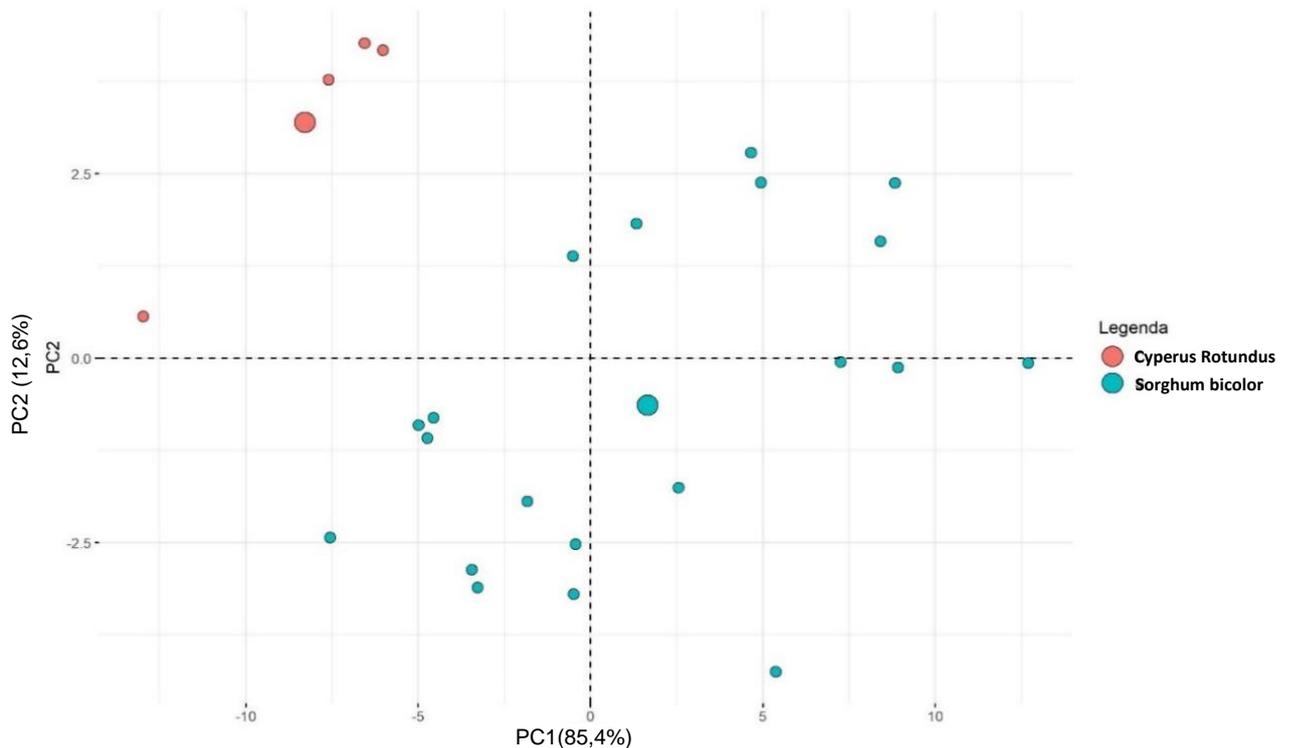


Figura 9. ACP entre o sorgo e a *Cyperus rotundus* na banda do vermelho para a 1ª coleta.

Para a *Cyperus rotundus* e o sorgo, as componentes principais (PC's) mais representativas foram a PC1 que explicou 85,4% dos dados e a PC2 que explicou 12,6%, obtendo uma porcentagem explicativa acumulada de 98,00%.

Pôde-se observar que apesar de um número pequeno de indivíduos de plantas daninhas na primeira coleta, elas ficaram concentradas no segundo quadrante de dispersão. Já as coletas

de sorgo, resultaram em amostras dispersas predominantemente no primeiro e terceiro quadrante, o que indica que as características espectrais são capazes de distinguir as espécies neste período de coleta.

A *Brachiaria Marandu* no primeiro dia de coleta também obteve resultados positivos na banda do vermelho para diferenciar da cultura do sorgo (Figura 10). As PC's mais representativas nessa análise foram a PC1 que explicou 86,3% dos resultados e a PC2 que explicou 11,8%.

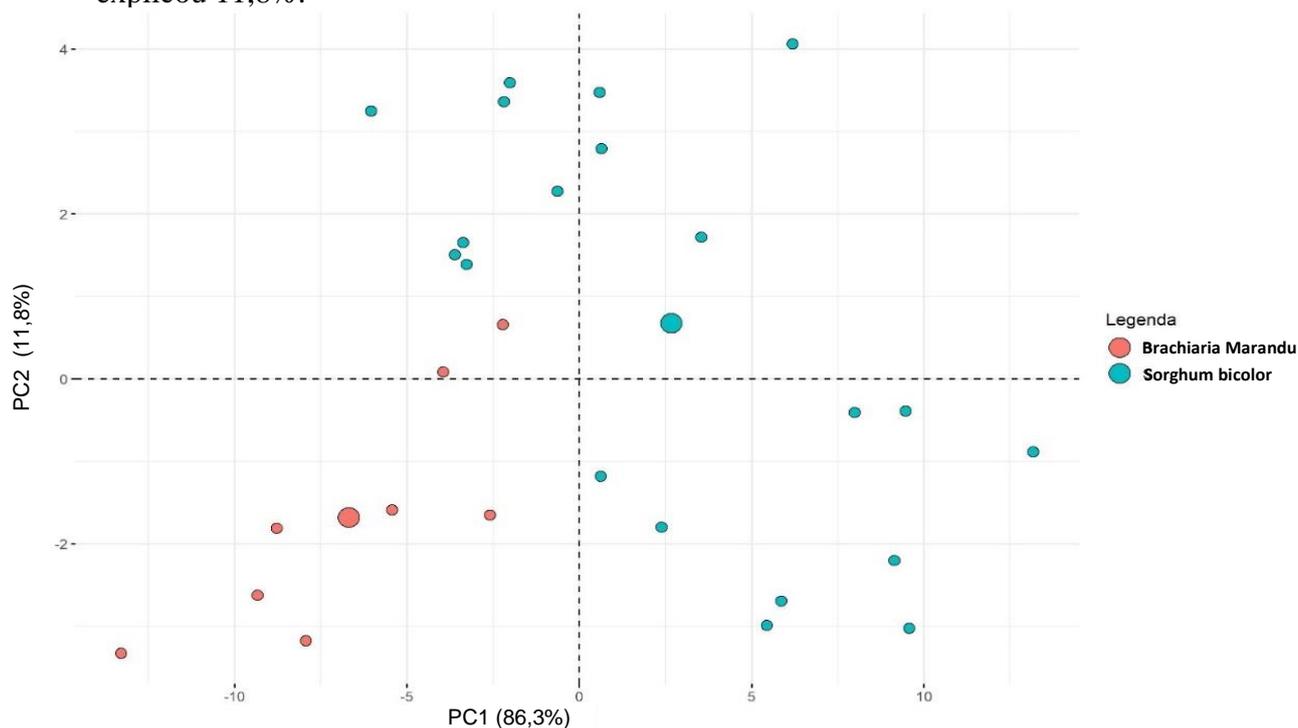


Figura 10. ACP entre *Brachiaria Marandu* e Sorgo na banda do vermelho para a 1ª coleta.

Na Tabela 4, é possível observar os cinco comprimentos de onda que apresentaram o maior peso para diferenciar cada espécie de planta daninha. As duas espécies de plantas daninhas apresentaram maiores pesos nos mesmos comprimentos de onda, na PC1 foi 689 a 693nm e na PC2 de 671 a 674nm. Como a PC1 explicou 85% e 86% dos dados para a *Cyperus Rotundus* e a *Brachiaria Marandu*, respectivamente, os comprimentos de onda que apresentaram maior influência para diferenciar as espécies na banda do vermelho foram de 689 a 693 nm.

Tabela 4. Resultados das principais componentes principais; Comprimentos de onda com maior peso para diferenciar as espécies.

Comprimento de onda (nm)	Principais componentes			
	<i>Cyperus rotundus</i>		<i>Bracharia Marandu</i>	
	PC1	PC2	PC1	PC2
671	-0,06	0,35	-0,09	-0,32
672	0,006	0,39	-0,03	-0,40
673	0,06	0,36	0,03	-0,39
674	0,09	0,31	0,08	-0,34
689	0,15	0,007	0,15	-0,02
690	0,15	0,003	0,15	-0,02
691	0,15	0,001	0,15	-0,02
692	0,15	0,001	0,15	-0,02
693	0,15	0,004	0,15	-0,02

Como pode ser observado Figura 9 e 10, a *Cyperus Rotundus* e a *Brachiaria Marandu* apresentaram pontuações menores em relação a PC1, isso se deve a uma reflectância menor dessas plantas quando comparada ao sorgo na faixa espectral que apresentou a maior variância (689-693nm). Já para a PC2, a planta daninha apresentou pontuações mais altas e positivas, isso se deve a maior reflectância em relação ao sorgo nos comprimentos de onda que influenciam essa PC, enquanto a *Brachiaria Marandu* apresentou para essa PC valores menores. É possível afirmar esses resultados comparando com a visualização da média das curvas espectrais, de acordo com a Figura 11.

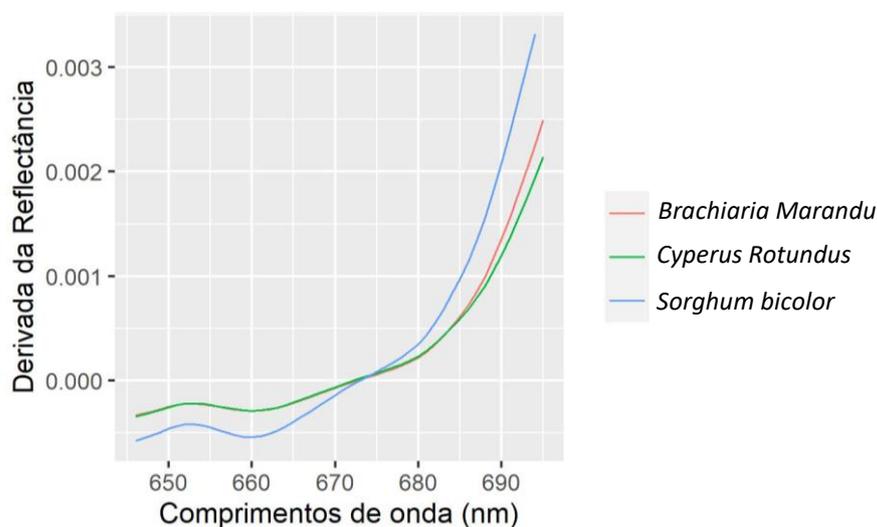


Figura 11. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do vermelho para o 1º coleta.

Essa distinção das plantas na banda do vermelho se deve principalmente a absorção da Clorofila-a que ocorre nessa faixa espectral (ASTUTI et al., 2018). De acordo com Dell’Orto et al. (2020) essa região entre 680-780nm (vermelho e borda do vermelho) apresenta uma mudança na refletância foliar devido aos efeitos combinados da forte absorção de radiação por parte dos pigmentos de clorofila.

4.3. Segunda coleta

No segundo dia de coleta, a banda do vermelho conseguiu diferenciar somente as plantas da *Cyperus rotundus* do sorgo. Já a banda do verde apresentou resultados satisfatórios para a separação das duas espécies de daninhas analisadas com o sorgo, como pode ser observado na Tabela 5 e 6, respectivamente.

Tabela 5. Porcentagem de explicação dos componentes gerados nas bandas do vermelho e verde para a *Cyperus rotundus*.

Banda espectral	sorgo x <i>Cyperus rotundus</i>	
	PC1	PC2
Vermelho	72,7%	24,1%
Verde	90,9%	8,0%

Tabela 6. Porcentagem de explicação dos componentes gerados nas bandas do verde para a *Brachiaria marandu*.

Banda espectral	sorgo x <i>Brachiaria Marandu</i>	
	PC1	PC2
Verde	95,0%	5,0%

A ACP, inicialmente, foi realizada para as plantas da *Cyperus rotundus* e o sorgo na banda do vermelho (Figura 12). As PC’s mais representativas para o agrupamento das plantas foram a PC1 que explicou 72,7% dos dados e a PC2 que explicou 24,1% dos resultados.

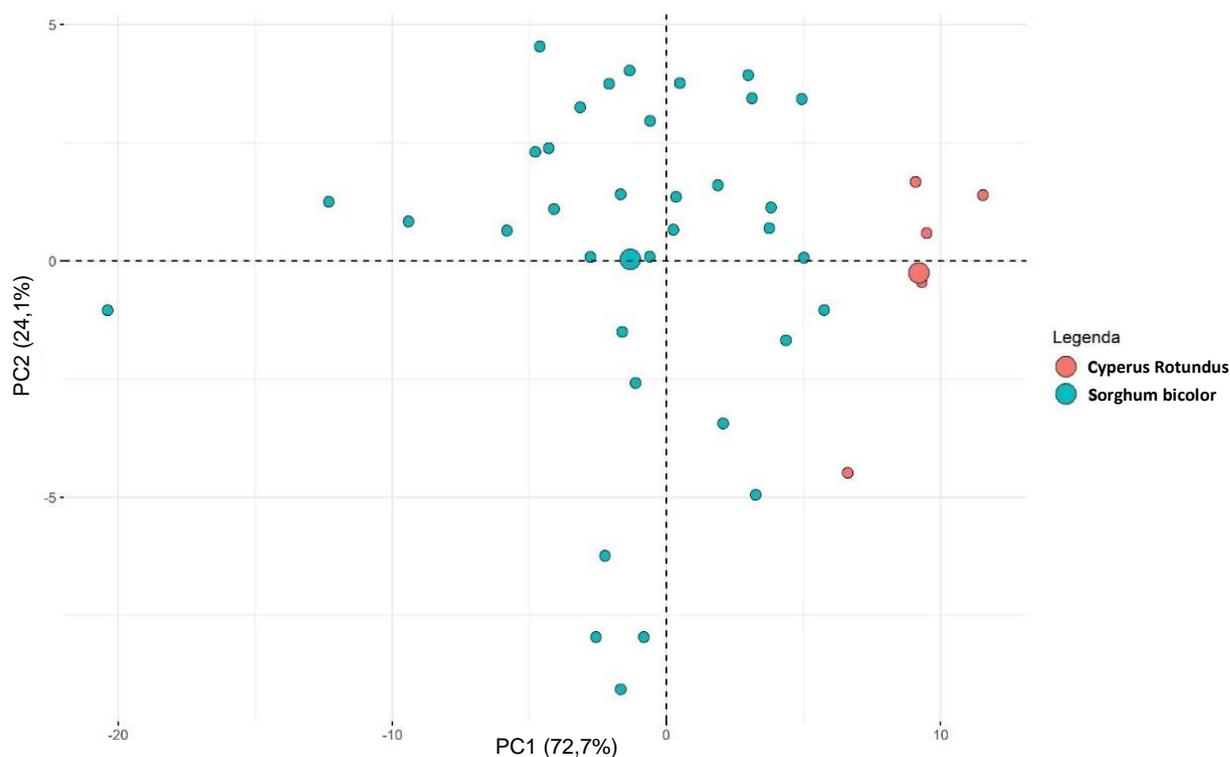


Figura 12. ACP entre sorgo e *Cyperus rotundus* na banda do vermelho para a 2^o coleta.

De acordo com a Tabela 7, os comprimentos de onda com maior relevância para diferenciar as plantas do sorgo e da *Cyperus rotundus* na PC1 foram 650, 651, 660, 661 e 662nm e na PC2 o intervalo de 673-677nm.

Tabela 7. Resultados das principais componentes principais na banda do vermelho; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com variância máxima.

Comprimento de onda	Principais componentes	
	<i>Cyperus rotundus</i>	
	PC1	PC2
650	0,16	0,013
651	0,16	-0,02
660	0,16	-0,03
661	0,16	-0,02
662	0,16	-0,03
673	0,04	-0,27
674	0,02	-0,28
675	0,05	-0,29
676	-0,01	-0,28
677	-0,03	-0,28

De acordo com a ACP, a *Cyperus rotundus* apresentou maior diferença do sorgo nos comprimentos de onda que apresentaram maior peso na PC1 e o sorgo na PC2.

Nessa banda espectral, foi possível diferenciar as plantas da *Cyperus rotundus* do sorgo, já as plantas da *Brachiaria Marandu* apresentaram um comportamento similar à do Sorgo, não sendo possível diferenciar as espécies, como pode ser observado na Figura 13, que apresenta as curvas espectrais médias para cada espécie de planta na banda do vermelho.

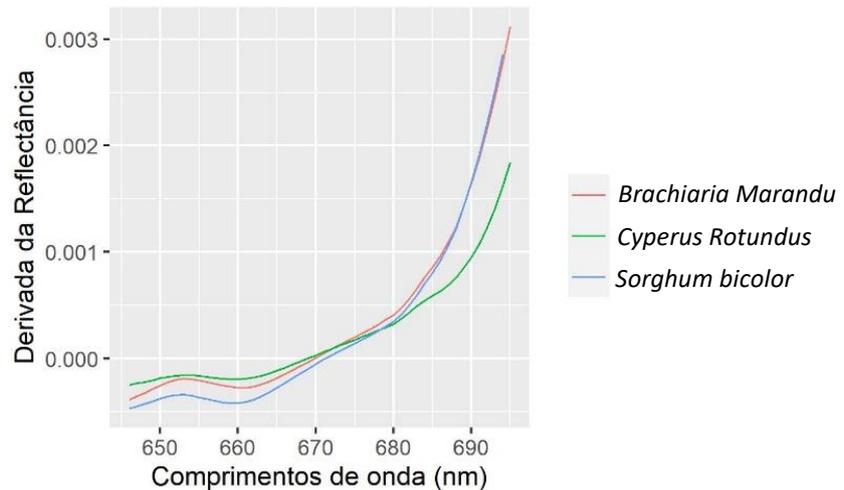


Figura 12. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do vermelho para a 2ª coleta.

Posteriormente, foi realizada a ACP na região espectral do verde, onde foi possível diferenciar as duas espécies de plantas daninhas da cultura do sorgo.

As PC's mais representativas para a separação das plantas de *Cyperus Rotundus* foram a PC1 que explicou 90,9% dos dados e a PC2 que explicou 8% (Figura 14).

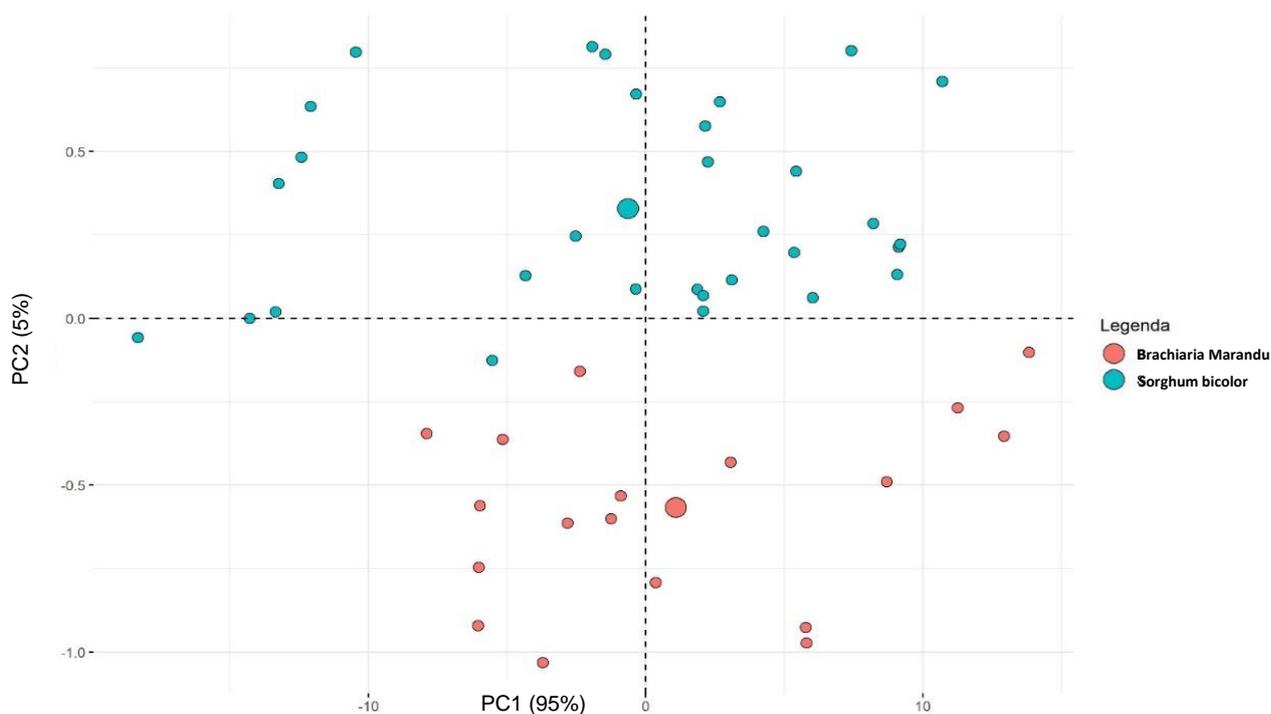


Figura 14. ACP entre sorgo e a Brachiaria Marandu na banda do verde para o 2º dia.

Na Tabela 8, pode-se observar os resultados das principais componentes principais (PC1 e PC2) e os comprimentos de onda com maior peso para as duas espécies de daninhas.

Tabela 8. Resultados das principais componentes principais na banda do verde; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.

Comprimento de onda	Principais componentes			
	<i>Cyperus rotundus</i>		<i>Brachiaria Marandu</i>	
	PC1	PC2	PC1	PC2
551	-0,006	-0,49	-0,12	0,12
552	0,07	-0,43	-0,12	0,12
569	0,14	-0,03	-0,13	-0,02
570	0,15	-0,03	-0,13	-0,01
571	0,15	-0,03	-0,13	-0,03
572	0,15	-0,02	-0,13	-0,05
573	0,15	-0,02	-0,13	-0,06
574	0,15	-0,01	-0,12	-0,08
575	0,15	-0,01	-0,12	-0,26
576	0,15	-0,007	-0,12	-0,26

Para a *Brachiaria Marandu*, a PC1 apresentou 95% de variância para explicar os dados, os comprimentos de onda que apresentaram maior peso dentro dessa PC foram 570-573nm. No entanto, nessa ACP, é possível perceber que os valores ficaram distribuídos de forma oposta na

linha horizontal, de acordo com a PC2, cada centro de agrupamento das espécies ficou em um lado do gráfico, apresentando centros de origens distintos.

Esses centros de origens representaram os valores médios da variação das plantas no gráfico de dispersão.

Já a *Brachiaria Marandu* obteve valores menores para a PC2, enquanto o sorgo obteve valores maiores. Isso se deve ao comportamento das plantas nos comprimentos de onda que apresentaram maior peso (575-576nm) na PC2.

A Figura 15 apresenta a média das curvas espectrais para cada espécie de planta na banda do verde.

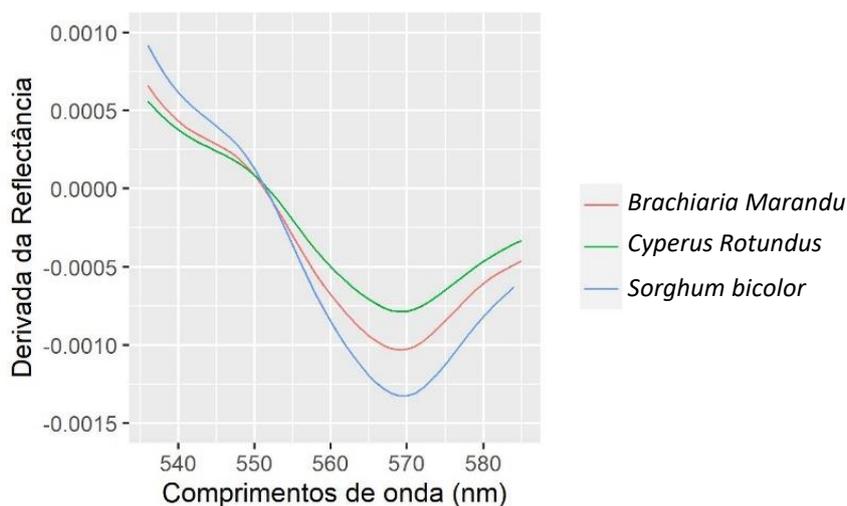


Figura 15. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do verde para a 2ª coleta.

4.4. Terceira coleta

Na terceira coleta, as duas espécies de plantas daninhas e a cultura do sorgo se diferenciaram apenas na banda espectral do verde. Na Tabela 9 é possível observar a porcentagem de explicação de cada componente principal usado.

Tabela 9. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na banda do verde

sorgo x <i>Cyperus rotundus</i>		sorgo x <i>Brachiaria Marandu</i>	
PC1	PC2	PC1	PC2
92,7%	5%	89,8%	8%

Primeiramente, a ACP foi realizada entre o Sorgo e *Cyperus rotundus*. As componentes principais (PC's) mais representativas foram a PC1 que explicou 92,7% dos dados e a PC2 que

explicou 5%, obtendo um resultado de 97,7% dos dados explicados, como pode ser observado na Figura 16.

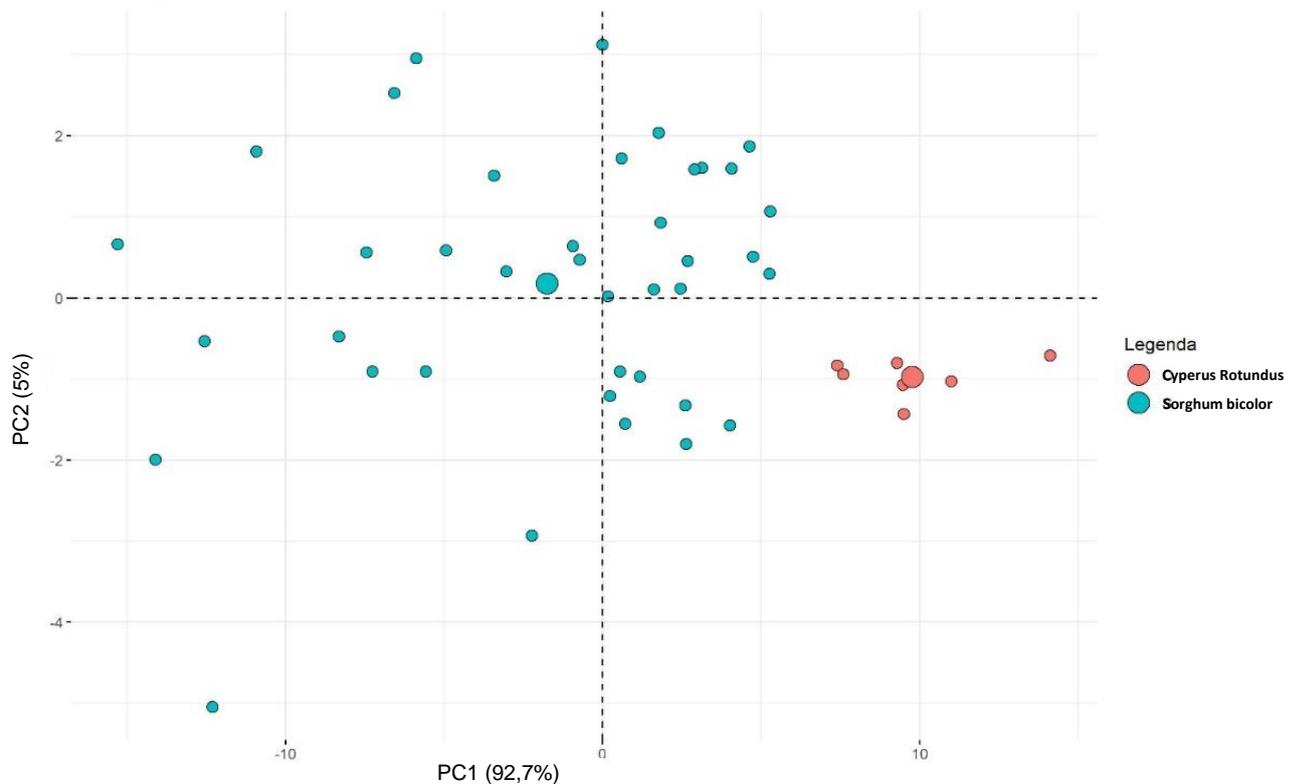


Figura 16. ACP entre sorgo e a *Cyperus rotundus* na banda do verde para a 3ª coleta.

As espécies ocuparam regiões diferentes no gráfico, apresentando um resultado satisfatório para a distinção da daninha da cultura do sorgo. As plantas da *Cyperus rotundus* apresentaram valores maiores para PC1, isso se deve aos valores de reflectância mais altos para as plantas na faixa espectral (565-580nm) que obteve maior peso para a PC1, como pode ser observado na Tabela 10.

Para o sorgo e a *Brachiaria Marandu*, a banda do verde também obteve resultados significativos para diferenciar as plantas. As PC's que explicaram melhor o resultado foram a PC1 que explicou 89,8% dos dados e a PC2 que explicou 8% (Figura 17).

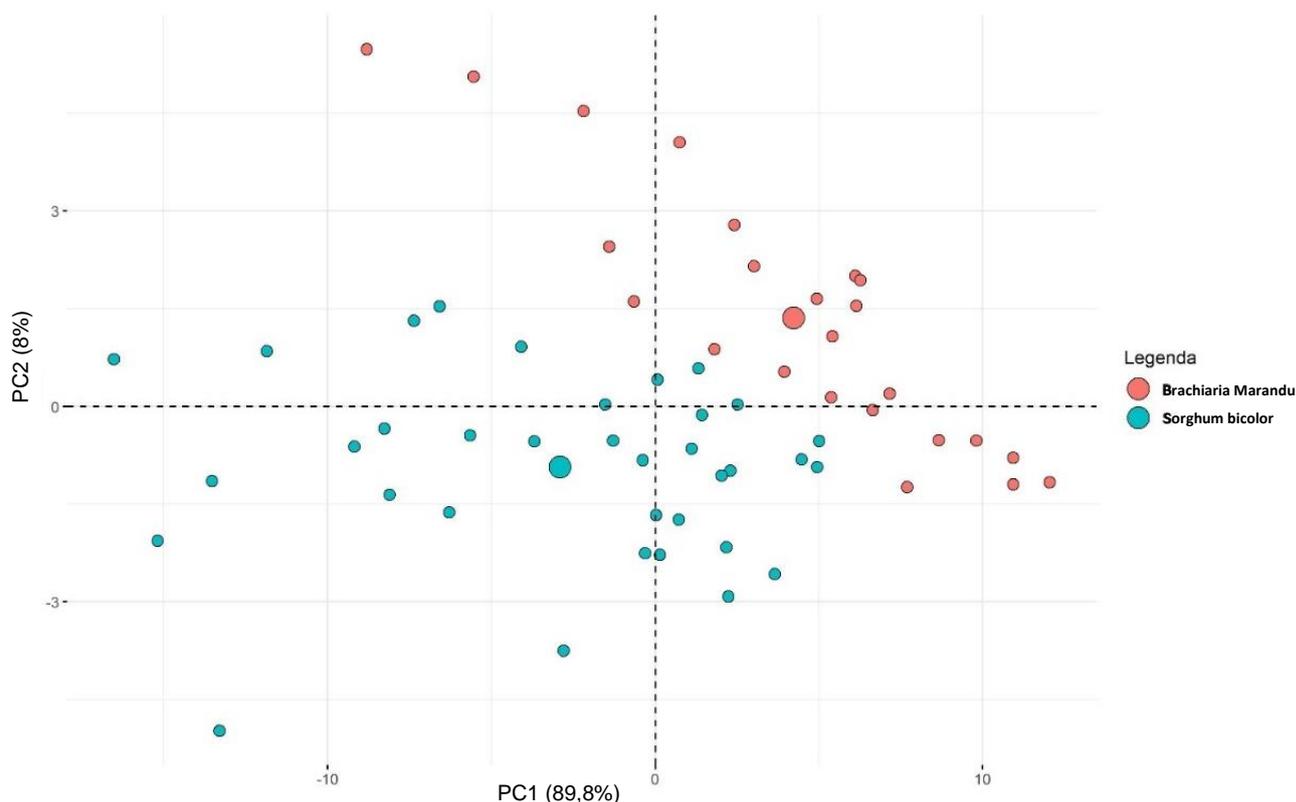


Figura 17. ACP entre sorgo e a Brachiaria Marandu na banda do verde para a 3^o coleta.

Nos comprimentos de onda de maior peso (Tabela 10) dessa PC, o sorgo obteve valores mais baixos, apresentando valores menores para a PC1 comparada a *Brachiaria Rotundus*, isso pode ser verificado também nas curvas espectrais que apresentaram a variação entre as plantas nesses comprimentos de onda. Na PC2, a cultura também apresentou valores menores em relação a planta daninha. Isso pode ser percebido pelos centros de origem em quadrantes distintos no gráfico. Essa diferença se deve principalmente a concentração de pigmentos nas plantas, concentração de clorofila e carotenoides que cada espécie apresenta (ZHANG et al., 2014).

Na Tabela 10 pode-se observar os comprimentos de onda que apresentaram maior peso para as PC1 e PC2 das duas espécies.

Tabela 10. Resultados das principais componentes principais na banda do verde; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.

Comprimento de onda	Principais componentes			
	<i>Cyperus rotundus</i>		<i>Bracharia Marandu</i>	
	PC1	PC2	PC1	PC2
552	-0,09	-0,47	-0,08	-0,38

553	0,04	-0,59	0,01	-0,48
565	0,15	-0,007	0,15	-0,06
566	0,15	0,006	0,15	-0,05
576	0,15	-0,02	0,15	-0,01
577	0,15	-0,03	0,15	-0,01
578	0,15	-0,03	0,15	-0,01
579	0,15	-0,03	0,15	-0,02
580	0,15	-0,02	0,15	-0,02

Os comprimentos de onda ideais para diferenciar as espécies nessa faixa espectral para a PC1 foram 565nm, 566nm, 576-580nm e para a PC2 foram 553 e 552, respectivamente.

Nessa coleta, o sorgo apresentava 7 folhas, estava na terceira fase de desenvolvimento, nessa fase a planta do sorgo apresenta uma alta taxa de absorção de nutrientes por suas raízes já estarem desenvolvidas (FILHO & FORNASIERI., 2009).

Na Figura 18, é possível observar o comportamento espectral médio das plantas na lavoura para cada espécie.

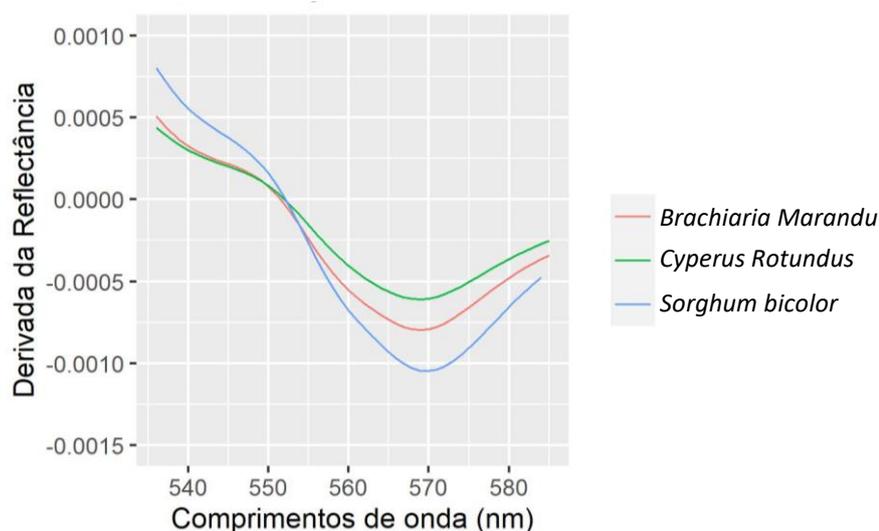


Figura 18. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do verde para a 3ª coleta.

4.5. Quarta coleta

Na quarta coleta, as plantas apresentaram comportamentos diferentes somente na região espectral do verde. Na Tabela 11, é possível observar a porcentagem de explicação dos componentes gerados nessa região espectral.

Tabela 11. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na região espectral do verde

sorgo x <i>Cyperus rotundus</i>		sorgo x <i>Brachiaria Marandu</i>	
PC1	PC2	PC1	PC2

91,6% 7,1% 87,2% 11,2%

Nessa coleta, a PC1 explicou 91,6% dos resultados e a PC2 explicou 7,1% (Figura 19).

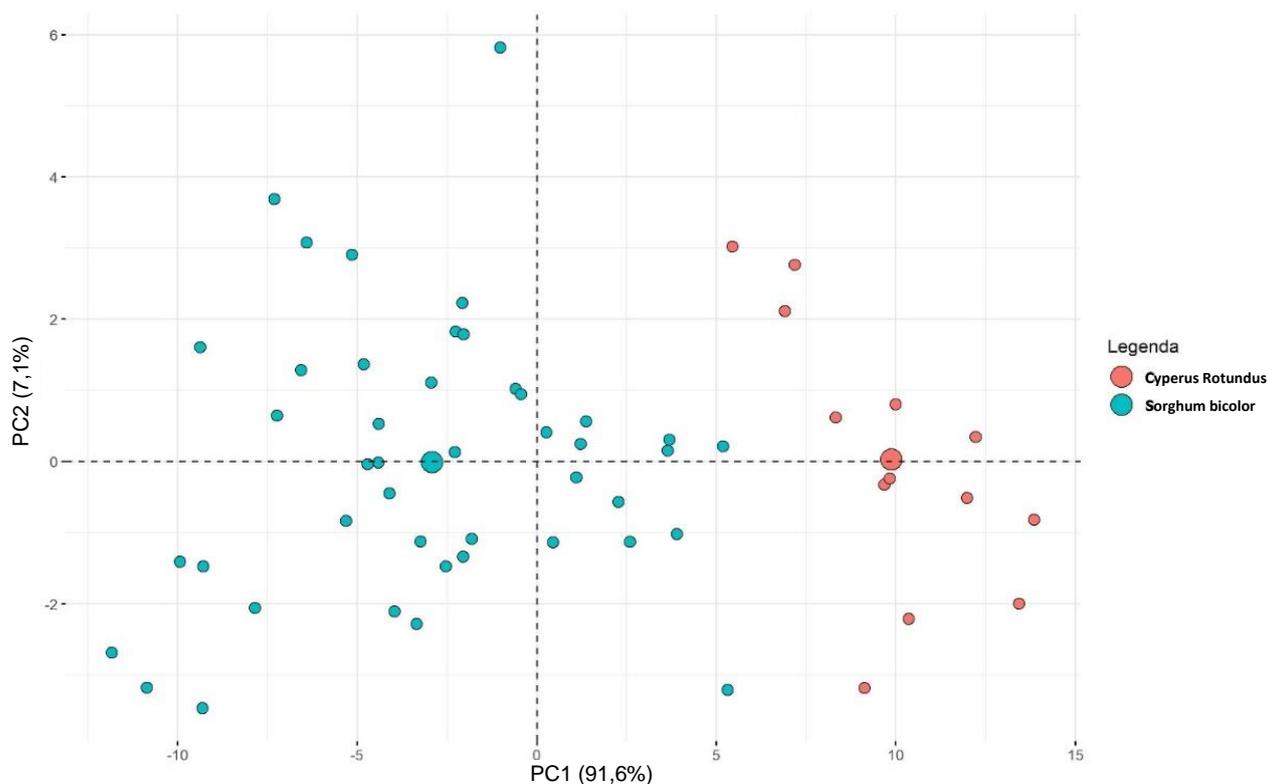


Figura 19. ACP entre sorgo e a *Cyperus rotundus* na banda do verde para a 4^o coleta.

A *Cyperus rotundus* apresentou valores mais altos para a PC1, tendendo a estar no lado direito do gráfico, essa daninha obteve uma reflectância maior nos comprimentos de onda (576-580nm) que apresentaram maior peso dentro da faixa espectral estudada (Tabela 12). Já na PC2 as duas plantas apresentaram valores similares, de acordo com o gráfico.

A *Brachiaria Marandu* também se diferenciou melhor da cultura do sorgo no 4^o dia na banda espectral verde (Figura 21). As PC's mais representativas foram a PC1 que explicou 87,2% dos dados e a PC2 que explicou 11,2%, obtendo um resultado de 98,4 % dos dados explicados, como pode ser observado na Figura 20.

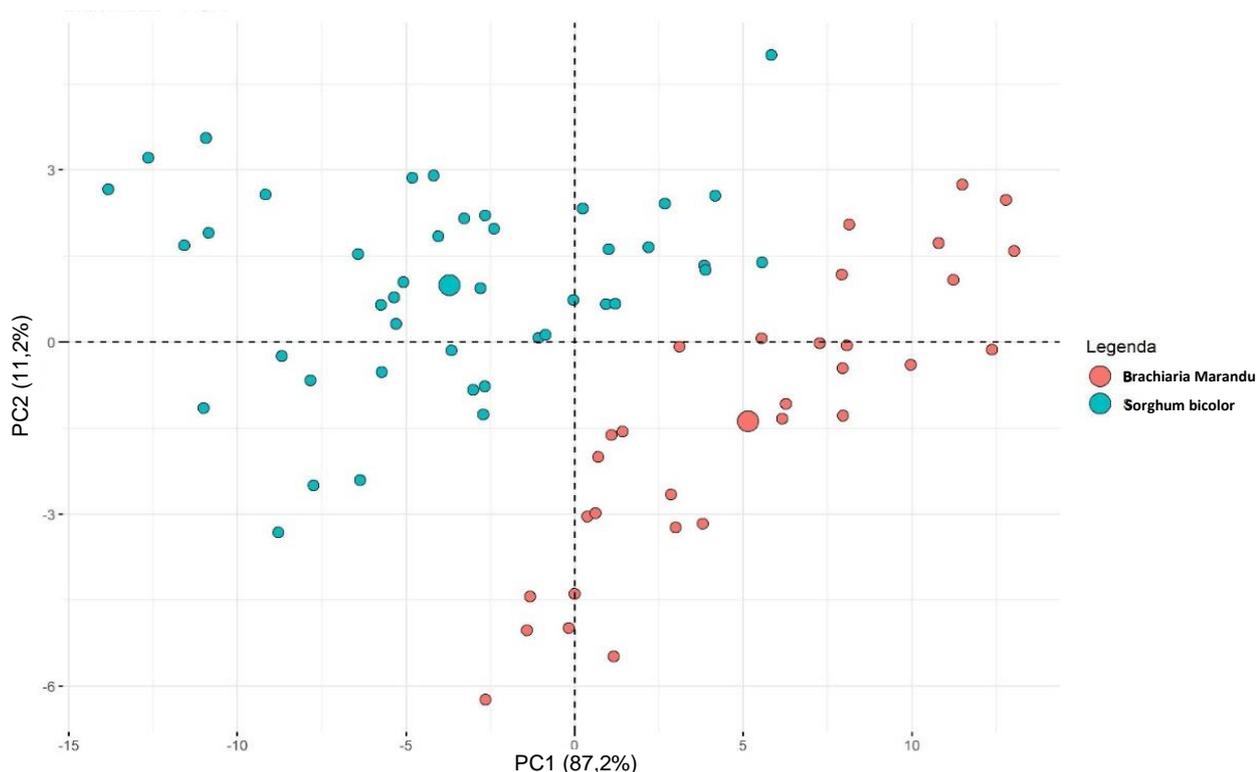


Figura 20. ACP entre sorgo e a *Brachiaria Marandu* na banda do verde para a 4^o coleta.

De acordo com o gráfico, a *Brachiaria Marandu* apresentou valores maiores para a PC1 e valores menores para a PC2. Isso deve aos valores de refletância mais altos na faixa espectral (575-580nm) que mais influenciou a PC1, como pode ser observado na Tabela 12. Apesar da aproximação dos valores no gráfico, pode-se observar o agrupamento das espécies em torno de seu centro, dessa forma, não há mistura de indivíduos em centros distintos de origem.

Na Tabela 12 pode-se observar os comprimentos de onda que apresentaram maior peso para as PC1 e PC2 das duas espécies.

Tabela 12. Resultados das principais componentes principais; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.

Comprimento de onda	Principais componentes			
	<i>Cyperus rotundus</i>		<i>Bracharia Marandu</i>	
	PC1	PC2	PC1	PC2
553	0,034	-0,50	-0,004	0,41
575	0,14	-0,01	0,15	0,02
576	0,15	-0,01	0,15	0,02
577	0,15	-0,01	0,15	0,02
578	0,15	-0,01	0,15	0,02
579	0,15	-0,01	0,15	0,03
580	0,15	-0,01	0,15	0,03

Nessa coleta, o sorgo estava na 4^o fase de desenvolvimento, com altura de aproximadamente 1,5 metros, era possível observar nos pontos de controle algumas plantas da *Cyperus rotundus* sendo sombreadas pelas folhas do sorgo. Já a daninha *Bracharia Marandu* apresentava altura de aproximadamente 1 metro.

Como pode ser observado nos gráficos, a diferença espectral da *Cyperus rotundus* tende a ser maior em relação ao sorgo do que as plantas da *Bracharia Marandu*. As plantas da *Cyperus rotundus* se agruparam com uma distância maior do sorgo comparado a outra daninha do presente estudo. Isso se deve a diferença do tamanho foliar das espécies, quanto menor a área foliar, maior é a reflectância das plantas, porque possuem menor absorção de energia pelas plantas (PONZONI, 2002).

Ainda assim, as duas espécies de daninhas se agruparam em regiões diferentes no gráfico, obtendo centros distintos para diferenciar as espécies de plantas daninhas do sorgo, isso ocorre porque a região espectral estudada reflete principalmente a pigmentação das plantas (YANG et al., 2021), apresentando diferentes respostas para diferenciar as espécies.

A Figura 21 apresenta as curvas espectrais obtidas para cada espécie de planta nessa coleta.

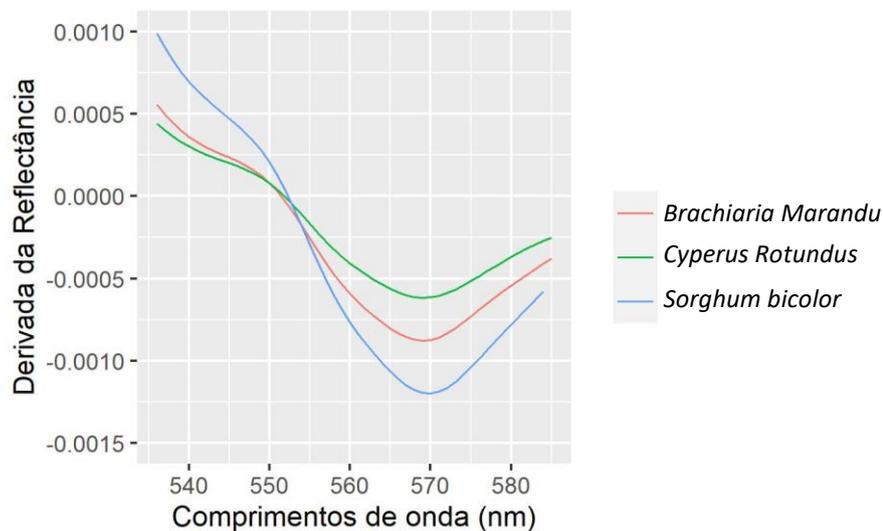


Figura 21. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do verde para a 4^o coleta.

4.6. Quinta coleta

Na quinta coleta, as plantas daninhas se diferenciaram do sorgo em bandas distintas. A *Cyperus Rotundus* se diferenciou do sorgo na banda do vermelho e a *Bracharia Marandu* na banda do verde.

Tabela 13. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na banda do vermelho para a *Cyperus rotundus*.

sorgo x <i>Cyperus rotundus</i>	
PC1	PC2
82,9%	15,3%

Foi realizada a ACP para todas as bandas espectrais da região do visível, mas somente a banda do vermelho conseguiu agrupar as espécies em regiões diferentes para a *Cyperus rotundus* e o sorgo. As PC's mais representativas foram a PC1 que explicou 82,9% dos dados e a PC2 que explicou 15,3% (Figura 22).

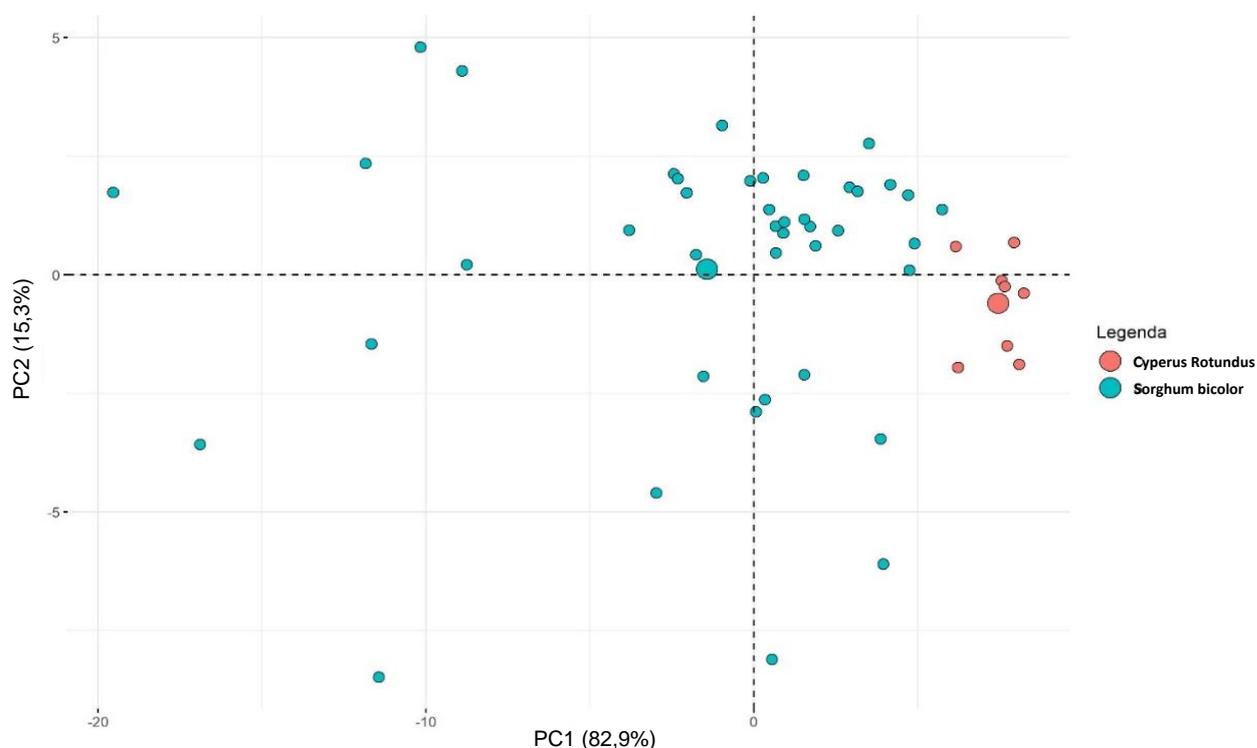


Figura 22. ACP entre o sorgo e a *Cyperus rotundus* na banda do vermelho para a 5ª coleta.

A região do verde conseguiu diferenciar algumas plantas da *Cyperus rotundus* das plantas do sorgo, mas não obteve resultado satisfatório para o presente estudo, visto que algumas plantas se misturaram no agrupamento.

Nessa coleta, as plantas do sorgo estavam com 1,5 metros de altura e sombreando algumas plantas de *Cyperus rotundus*. Em alguns pontos de coleta, principalmente na parte mais úmida do terreno, foi possível observar características do estresse das plantas da *Cyperus rotundus*.

Na Tabela 14 pode-se observar os comprimentos de onda que apresentaram maior peso para as PC1 e PC2 da *Cyperus Rotundus*.

Tabela 14. Resultados das principais componentes principais; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.

Comprimento de onda	Principais componentes	
	<i>Cyperus rotundus</i>	
	PC1	PC2
657	0,15	-0,02
658	0,15	-0,02
659	0,15	-0,02
660	0,15	-0,03
674	0,02	-0,36
675	-0,02	-0,36

Os comprimentos de onda que apresentaram maior peso para diferenciar as espécies foi 657-660 para a PC1 e 674 e 675 nm para a PC2. De acordo com o gráfico, as plantas da *Cyperus rotundus* apresentaram valores maiores na PC1 comparado ao sorgo, o que afirma a diferença na reflectância das espécies.

Na Figura 23, é possível observar o comportamento espectral médio para as plantas estudadas.

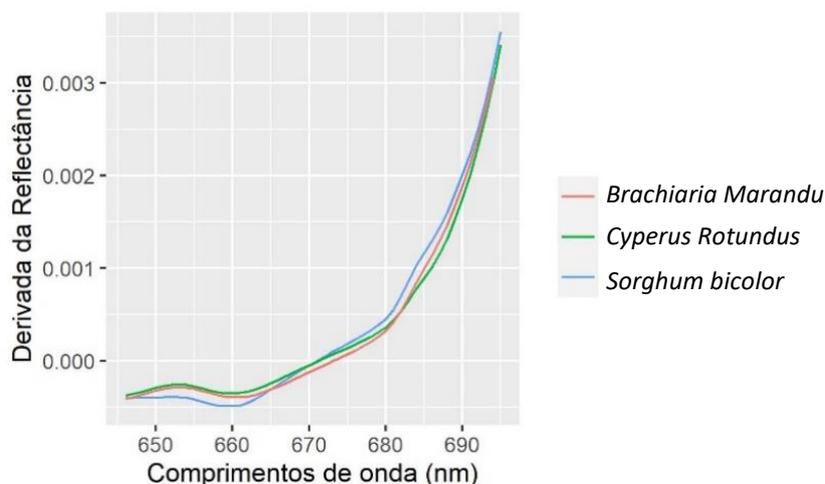


Figura 23. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do vermelho para a 5^o coleta.

Já a *Brachiaria Marandu* se diferenciou do Sorgo apenas na banda espectral verde. Na Tabela 15, é possível observar a porcentagem de explicação dos componentes gerados.

Tabela 15. Porcentagem de explicação dos componentes gerados na banda do vermelho para a *Brachiaria Marandu*.

sorgo x <i>Brachiaria Marandu</i>	
PC1	PC2
89,7%	9,5%

Na ACP entre a *Brachiaria Marandu* e o sorgo, a PC1 explicou 89,7% dos dados e a PC2 explicou 9,5% (Figura 24).

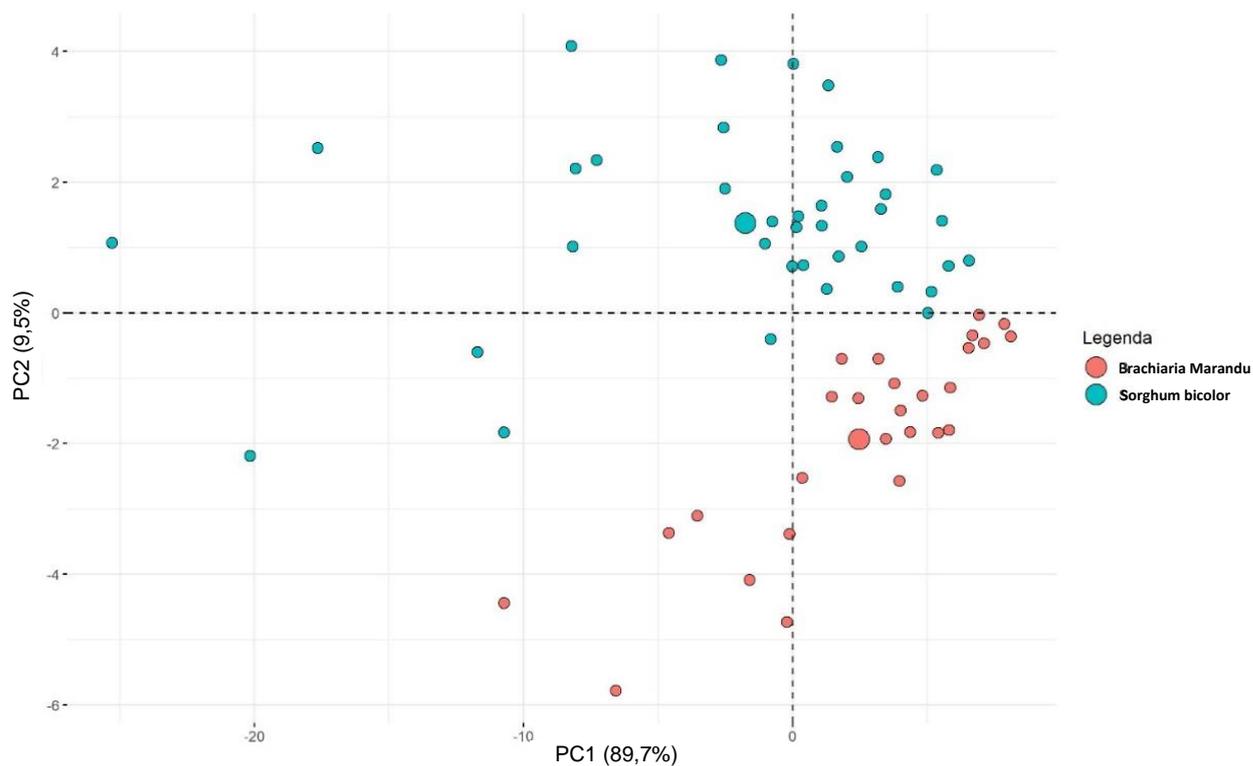


Figura 24 ACP entre o sorgo e a *Brachiaria Marandu* na banda do verde para a 5ª coleta.

Na Tabela 16 pode-se observar os comprimentos de onda que apresentaram maior peso para as PC1 e PC2 da *Brachiaria Marandu*.

Tabela 16. Resultados das principais componentes principais; Cargas fatoriais dos comprimentos de onda mais importantes com peso máximo.

Comprimento de onda	Principais componentes	
	<i>Brachiaria Marandu</i>	
	PC1	PC2
552	-0,04	0,43
553	0,06	0,40
576	0,15	0,03
577	0,15	0,03
578	0,15	0,03
579	0,15	0,03
580	0,15	0,03

As duas espécies apresentaram centros em regiões distintas do gráfico, representando a separação das plantas nessa região espectral. A PC1 explicou 89,7% dos dados e os comprimentos de onda que apresentaram maior peso foram de 576-580nm, de acordo com a Tabela 16. A *Brachiaria Marandu* apresentou valores de refletância maiores que o sorgo para a PC1, já na PC2 apresentou valores menores comparados ao sorgo.

Nessa última data, as plantas do sorgo estavam na última etapa da fase vegetativa, apresentavam 1,5 metro de altura e estavam bem desenvolvidas. As plantas da *Brachiaria Marandu* também estavam bem desenvolvidas, com altura aproximada do sorgo. As plantas estavam muito adensadas, principalmente na parte mais seca do terreno, onde apresentava maior incidência de *Brachiaria Marandu*.

As plantas apresentaram comportamento similar a 3° coleta e a 4° coleta na região do verde, como pode ser observado no gráfico (Figura 26).

Na Figura 25 é possível observar a média do comportamento espectral das três espécies de planta.

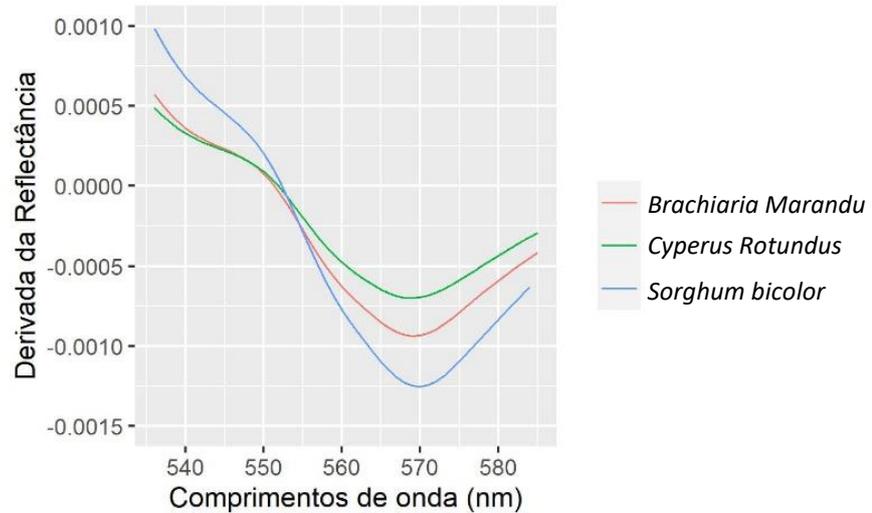


Figura 25. Curvas espectrais das plantas com pré-tratamento de filtro Savitzky-Golay na banda do verde para a 5^o coleta.

4.7. Considerações realizadas a partir das análises espectrais

Durante os cinco dias de coleta, foi observado que a *Brachiaria Marandu* foi a que mais prevaleceu na área. Andres et al. (2009) também identificou a *Brachiaria* como a planta daninha com predominância na cultura do sorgo forrageiro devido a sua alta taxa de infestação e crescimento rápido.

Em algumas partes do terreno, as plantas de sorgo dominavam, estavam maiores e mais verdes, já em outras partes estavam mais suprimidas pelas daninhas, apresentando características de uma planta estressada.

A diferenciação das plantas no RGB se deve principalmente aos pigmentos das folhas, as plantas daninhas se diferenciaram da Cultura do sorgo nas regiões do vermelho e do verde em diferentes dias de coleta, isso ocorre devido a absorção de clorofila que ocorre nessa região (ASTUTI et al., 2018).

As folhas apresentam coloração de verde diferentes, o sorgo apresenta um tom mais claro em relação as espécies de daninhas, o que ocasiona também na diferença espectral na região verde (ZHANG et al., 2014) comparando essas plantas. A reflectância na banda espectral do verde foi diferencial para todas as datas anteriores, mas nessa última data, ambas as plantas estavam com características de pigmentos similares. Dessa forma, a *Cyperus rotundus* apresentou resposta espectral próxima à do sorgo nessa banda, com pouca variação, não sendo possível a diferenciação.

300 comprimentos de onda na faixa do visível (400-700nm) foram analisados para cada espécie de planta daninha comparadas com o sorgo. A ACP comprimiu a variabilidade espectral em todas as análises em dois componentes principais com 99% da variância. Dessa forma, foi

possível indicar comprimentos de onda ideais para cada dia, de acordo com a carga máxima de fator em cada componente principal. Esses comprimentos de onda são considerados mais eficientes para discriminar as amostras devido à maior variância (CERVO et al., 2015). Essa variância é atribuída, principalmente, aos pigmentos, componentes ópticos e propriedades bioquímicas na estrutura da folha, o que leva a reações espectrais distintas na mesma faixa espectral para diferentes espécies (SCHMID et al., 2013).

No primeiro dia, os comprimentos ideais foram 689-693nm para a *Cyperus rotundus* na banda do vermelho. Já no segundo dia, as plantas dessa espécie se diferenciaram na região do vermelho, com comprimentos de onda ideais 650, 651, 660-662 nm e na região do verde, com comprimentos de onda ideais de 570-576nm. A terceira e a quarta coleta obtiveram resultados similares na região do verde para discriminar essa espécie da cultura do sorgo, com comprimentos de onda recomendados de 565-580 nm. Já na quinta coleta, as plantas da *Cyperus rotundus* se diferenciaram do sorgo apenas na região do vermelho, apresentando maior variância nos comprimentos de onda de 657-660nm.

Já a *Brachiaria Marandu*, na primeira coleta se diferenciou do sorgo na banda do vermelho e os comprimentos de onda ideais foram 689-693nm. Na segunda coleta, essa daninha se diferenciou do sorgo na banda do verde e os comprimentos de onda indicados foram 569-573nm. Na terceira coleta, a *Brachiaria Marandu* se diferenciou do sorgo na região do verde, nos comprimentos de onda 569-573nm. A quarta e a quinta coletas apresentaram resultados similares para diferenciar essa daninha do sorgo nos comprimentos de onda entre 565-580nm na região do verde.

Dessa forma, em todas as coletas, exceto a primeira, a reflectância das espécies estudadas apresentou um comportamento espectral distinto na banda espectral do verde, que conseguiu diferenciar o maior número de plantas.

As regiões espectrais indicadas foram comparadas com outros estudos semelhantes. De acordo com Thenkabail et al. (2014), a região de 570 nm (verde) é usada para estimar as concentrações de pigmento nas plantas. Perry et al. (2008) afirmou que os melhores índices de clorofila estavam nos comprimentos de onda 550nm, 670nm e 720nm (verde e final do vermelho), confirmando a distinção das plantas no presente estudo.

Apesar da semelhança espectral entre as espécies, de acordo com os valores próximos no gráfico, principalmente entre o sorgo e a *Brachiaria Marandu*, foi possível diferenciar o comportamento espectral pela ACP. Essa diferença se deve à parâmetros físicos, como estrutura celular das folhas, e bioquímicos, como concentração de clorofila, carotenoides e água nas

plantas, como foi dito também em outros estudos (DAMM et al., 2018; PROSPERE et al., 2014).

A ACP comprimiu a variabilidade dos dados, sendo um método eficiente para a discriminação de comprimentos de onda. Abbasi et al. (2019) também utilizou a ACP para discriminar comprimentos de onda para folhagens de espécies dominantes de árvores de pomar (amêndoa, nozes e uva) e obteve resultados significativos nos comprimentos de onda de 363, 423, 721, 1064 e 1388 nm.

Já Guo et al. (2016) identificou dez comprimentos de onda característicos com a ACP para identificar quatro variedades de pêssegos e indicou que poderiam ser distinguidas com sucesso.

Outros estudos apontaram a identificação de plantas na região do visível, como Anece et al. (2017) que identificou seis espécies de daninhas usando espectroscopia de campo na região do visível nos comprimentos de onda de 350–399nm, 500–549nm e 700–749nm. Já Galvão et al. (2009) investigou a capacidade de bandas para diferenciar tipos de vegetação e espécies de plantas. Ele selecionou seis culturas distintas, incluindo culturas anuais como arroz irrigado (*Oryza sativa* L.), milho (*Zea mays* L.), soja (*Glycine max* (L.) e feijão (*Phaseolus vulgaris* L.) e indicou que a discriminação das culturas pode ser visualizada na região do visível em 660nm e no início da região do infravermelho em 760nm.

Zhang et al. (2014) utilizou ACP para discriminar comprimentos de onda ideais para discriminar plantas do manguezal em uma região semiárida. As bandas 520 (verde), 560 (verde), 650(vermelho), 710 (vermelho), 760, 2100 e 2230 nm foram identificadas como as bandas ideais para a diferenciação das plantas.

A ACP pode usada para discriminar comprimentos de onda significativos na região do visível também em outras aplicações, como no estudo de Dong et al. (2014) que detectou defeito de Tripes em Citrus com a ACP caracterizando comprimentos de onda. Ele identificou que os comprimentos de onda de 523, 587 e 700 nm, na região do visível, foram essenciais para discriminar os defeitos.

Desta maneira, foi possível distinguir a cultura do sorgo das plantas daninhas que emergiram na área nas cinco datas de coleta (leitura espectral) e análise posterior de dados, mesmo que com pequenas variações entre as plantas. As ACP's correspondentes para cada data obtiveram uma resposta satisfatória para a discriminação dos comprimentos de onda característicos para distinguir as espécies e foi possível indicar a região que diferencia as plantas.

Por fim, a classificação utilizando dados espectrais de acordo com bandas na região do visível foram satisfatórias e o parâmetro para diferenciar essas plantas na região do visível foi principalmente em função do conteúdo do pigmento (ANEECE et al., 2017), como clorofila e carotenoides.

Os resultados deste estudo corroboram a viabilidade do espectralradiômetro de campo, o estudo da região do visível e análise de componentes principais para identificar comprimentos de onda para a distinção de espécies de plantas.

5. CONCLUSÃO

De acordo com o estudo, pode-se concluir que o uso do espectralradiômetro de campo foi eficiente para caracterizar o comportamento espectral das espécies com precisão. A análise de componentes principais permitiu a redução da dimensão dos dados e a discriminação das faixas espectrais que diferenciaram os grupos de espécies de plantas daninhas e o sorgo.

As plantas apresentaram diferenças espectrais na região do vermelho e do verde. A região do verde apresentou maior distinção entre as plantas para todas as coletas.

As faixas espectrais ideais para a distinção das espécies na região do vermelho foram os comprimentos de onda 689-693nm para a primeira coleta, 650-662nm para a segunda coleta e 657-660nm para a quinta coleta e na região do verde, para todas as coletas, predominaram os comprimentos de onda de 570-580nm.

Os resultados obtidos contribuíram para a discriminação das espécies de plantas daninhas e sorgo na região espectral do RGB, apresentando potencial de utilização para discriminar espécies, o que torna uma alternativa mais acessível.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABBASI, M., Verrelst, J., Mirzaei, M., Marofi, S., & Riyahi Bakhtiari, H. R. Optimal Spectral Wavelengths for Discriminating Orchard Species Using Multivariate Statistical Techniques. **Remote Sensing**, v. 12, n. 1, p. 63, 2019.

ABDEL-RAHMAN, E. M.; AHMED, F. B. The application of remote sensing techniques to sugarcane (*Saccharum spp. hybrid*) production: a review of the literature. **International Journal of Remote Sensing**, v. 29, n. 13, p. 3753-3767, 2008.

Acompanhamento da Safra Brasileira de Grãos: quarto levantamento: Janeiro/2020. Brasília, DF: Conab, 2020.

ALVES, B. A., MEDEIROS, L. T., DE FÁTIMA SALES, J., DE CÁSSIA BRANQUINHO, A., DA SILVA, J. W., & DE SOUZA, R. G. Germinação de sementes de forrageiras do gênero

Brachiaria em função dos ambientes e tempos de armazenamento. **Global Science and Technology**, v. 10, n. 1, 2017.

ANDRES, A., CONCENÇO, G., SCHWANKE, A. M. L., THEISEN, G., & MELO, P. T. B. S. Períodos de interferência de plantas daninhas na cultura do sorgo forrageiro em terras baixas. **Planta Daninha**, v. 27, p. 229-234, 2009.

ANEECE, I. P.; EPSTEIN, H.; LERDAU, M. Correlating species and spectral diversities using hyperspectral remote sensing in early-successional fields. **Ecology and evolution**, v. 7, n. 10, p. 3475-3488, 2017.

ASTUTI, I. S., MISHRA, D. R., MISHRA, S., & SCHAEFFER, B. Spatio-temporal dynamics of inherent optical properties in oligotrophic northern Gulf of Mexico estuaries. **Continental Shelf Research**, v. 166, p. 92-107, 2018.

BARTON, C. VM. Advances in remote sensing of plant stress. **Plant and Soil**, v. 354, n. 1, p. 41-44, 2012.

BASSOI, L. H., INAMASU, R. Y., BERNARDI, A. D. C., VAZ, C. M. P., SPERANZA, E. A., & CRUVINEL, P. E. **Agricultura de precisão e agricultura digital**. 2019.

BAURIEGEL, E., GIEBEL, A., GEYER, M., SCHMIDT, C., HERPPICH, W. B. Early detection of Fusarium infection in wheat using hyper-spectral imaging. **Computers and Electronics in Agriculture**. v.75, p.304-312, 2011.

BEEBE, K. R.; RANDY, J. P.; SEASHOLTZ, M. B. **Chemometrics: A practical guide**, New York: Wiley-Interscience, 1998, 520p.

BERNARDI, A. C. D. C., TUPY, O., SANTOS, K. E. L., MAZZUCO, G. G., BETTIOL, G. M., RABELLO, L. M., & INAMASU, R. Y. Mapping of yield, economic return, soil electrical conductivity, and management zones of irrigated corn for silage. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 53, p. 1289-1298, 2018.

BERNARDI, A. C., BETTIOL, G. M., GREGO, C. R., ANDRADE, R. G., RABELLO, L. M.; INAMASU, R. Y. Ferramentas de agricultura de precisão como auxílio ao manejo da fertilidade do solo. **Cadernos de Ciência & Tecnologia**, Brasília v. 32, n. 1/2, p. 205-221, 2015.

BRANDÃO, L. M., BORGES, I. D., FRANCO, A. A. N., KONDO, M. K., MOREIRA, T. D. S., & SOUZA, V. D. Acúmulo de macronutrientes secundários, na safra e rebrota em plantas de sorgo forrageiro. In: **Congresso Nacional de Milho e Sorgo**. 2016.

BRANDÃO, Z. N., BEZERRA M. V. C., FREIRE E. C., DA SILVA B. B. Agricultura de precisão para gerenciamento do algodão. In: AZEVÊDO, D. M. P., BELTRÃO, N. E. M. O Agronegócio do Algodão no Brasil. Cap. 20. v.2. Ed: Embrapa Informação Tecnológica. Brasília, DF. 2008. 1309 p.

BRAZ, G. B. P., MACHADO, F. G., DO CARMO, E. L., ROCHA, A. G. C., SIMON, G. A., & FERREIRA, C. J. B. Desempenho agronômico e supressão de plantas daninhas no sorgo em semeadura adensada. **Revista de Ciências Agroveterinárias**, v. 18, n. 2, p. 170-177, 2019.

- BRO, R. & SMILDE, A. K. Principal component analysis. **Analytical Methods**, v. 6, p. 2812–2831, 2014.
- BUCCI, G.; BENTIVOGLIO, D.; FINCO, A. Agricultura de precisão como motor para sistemas agrícolas sustentáveis: Estado da arte na literatura e pesquisa. **Calitatea** 2018, 19, 114-121.
- CABRAL, P. H. R., JAKELAITIS, A., CARDOSO, I. S., ARAÚJO, V. T. D., & PEDRINI, E. C. F. Interferência de plantas daninhas na cultura do sorgo cultivado em safrinha. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 43, n. 3, p. 308-314, 2013.
- CARVALHO, L. B.; BIANCO, S.; BIANCO, M. S. Estudo comparativo do acúmulo de massa seca e macronutrientes por plantas de *Zea mays* e *Ipomoea hederifolia*. **Planta Daninha**, v. 32, n. 1, p. 99-107, 2014.
- CERVO, V. L.; ANZANELLO, M. J. Seleção variável de agrupamento para agrupamento de lotes de produção através de ACP e mapeamento de kernel. **Produção**, v. 25, p. 826-833, 2015.
- DAMM, Alexander et al. Remote sensing of plant-water relations: An overview and future perspectives. **Journal of plant physiology**, v. 227, p. 3-19, 2018.
- DE OLIVEIRA, A. D., DE LIMA, M. E., DE CARVALHO, D. F., GOMES, D. P., & DE ALMEIDA, W. S. Graus-dias acumulados para a berinjela em Seropédica, RJ. 2009.
- DE SOUZA, M. F.; NETTO, C. F.; NERIS, M. A. III E AP E Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão–ConBAP, 2016.
- DELL'ORTO, E., SILVA, S. S. P., ZAMPROGNO, G. C., & PEREIRA, M. M. Estimativas do teor de clorofila do mangue da Baía de Vitória (ES) por meio de dados hiperespectrais. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 01, p. 131-142, 2020.
- DONG, C. W., Yang, Y., ZHANG, J. Q., ZHU, H. K., & Fei, L. "Detection of Thrips Defect on Green-Peel Citrus Using Hyperspectral Imaging Technology Combining PCA and B-Spline Lighting Correction Method. **Journal of Integrative Agriculture** , v.13, n.10 p.2229-2235, 2014.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA.(EMBRAPA).Cultivo do Sorgo, 2011. Disponível em: <<https://www.spo.cnptia.embrapa.br>>. Acesso em: 15 de maio de 2019.
- FAOSTAT, 2020. **FAO Statistics, Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome**. Acesso em 15/04/2020. <http://faostat.fao.org/> (2020).
- FIORINI, I. V. A., VON PINHO, R. G., RESENDE, É. L., JÚNIOR, L. A. Y. B., BORGES, I. D., SANTOS, Á. D. O., & PIRES, L. P. M. Produtividade de sorgo sacarino em função de populações de plantas e de épocas de corte. **Revista Brasileira de Milho e Sorgo**, v. 15, n. 1, p. 105-113, 2016.
- FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. **Sensoriamento remoto em agricultura**. Oficina de Textos, 2017.

FORNASIERI FILHO, D.; FORNASIERI, J. L. Manual da cultura do Sorgo. Jaboticabal: Funep, 2009.

GALVÃO, L. S., ROBERTS, D. A., FORMAGGIO, A. R., NUMATA, I., & BREUNIG, F. M. View angle effects on the discrimination of soybean varieties and on the relationships between vegetation indices and yield using off-nadir Hyperion data. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 4, p. 846-856, 2009.

GALVAO, L. S.; FORMAGGIO, A. R.; TISOT, D. A. Discrimination of sugarcane varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. **Remote sensing of Environment**, v. 94, n. 4, p. 523-534, 2005.

GROWTH AND DEVELOPMENT. Sorghum CheckOff Program, 2022. Disponível em: <<https://www.sorghumcheckoff.com/our-farmers/grain-production/growth-and-development/>>. Acesso em: 20 de Abril de 2022.

GUO, W., GU, J., LIU, D., & SHANG, L. Peach variety identification using near-infrared diffuse reflectance spectroscopy. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 123, p. 297-303, 2016.

HACHÉA, C.; SHIBUSAWA, S.; SASAO, A.; SUHAMA, T.; SAH, B.P. Field-derived spectral characteristics to classify conventional and conservation agricultural practices. **Computers and Electronics in Agriculture**, 2007.

HE, K. S., Rocchini, D., Neteler, M., & Nagendra, H. Benefits of hyperspectral remote sensing for tracking plant invasions. **Diversity and Distributions**, v. 17, n. 3, p. 381-392, 2011.

HONGYU, K.; SANDANIELO, V. L. M.; DE OLIVEIRA JUNIOR, G. J. Análise de componentes principais: resumo teórico, aplicação e interpretação. **E&S Engineering and Science**, v. 5, n. 1, p. 83-90, 2016.

ISPA. (2019). ISPA precision Ag definition. Disponível em: <<https://ispag.org/>>. Acesso em: 20 de Fevereiro de 2021.

KANAPECKAS, Kimberly L. et al. Contrasting patterns of variation in weedy traits and unique crop features in divergent populations of US weedy rice (*Oryza sativa* sp.) in Arkansas and California. **Pest management science**, v. 74, n. 6, p. 1404-1415, 2018.

KÜKENBRINK, K. L., TSENG, T. M., VIGUEIRA, C. C., ORTIZ, A., BRIDGES, W. C., BURGOS, N. R., LAWTON-RAUH, A. "Mapping the Irradiance Field of a Single Tree: Quantifying Vegetation-Induced Adjacency Effects", **Geociência e Remoto Sensing IEEE Transactions on**, vol. 57, nº 7, pp. 4994-5011, 2019.

LEV-RAM M. John Deere is paying \$305 million for this Silicon Valley company. Fortune, 2017. Disponível em: <<http://fortune.com/2017/09/06/john-deere-blue-river-acquisition>>.

LOUARGANT, M.; JONES, G.; FAROUX, R.; PAOLI, J.P.; MAILLOT, T.; GÉE, C.; VILLETTE, S. Unsupervised Classification Algorithm for Early Weed Detection in Row-Crops by Combining Spatial and Spectral Information. **Remote Sensing**, v.10, n.5, p.1-18, 2018.

- MAHAJAN, G. R., PANDEY, R. N., SAHOO, R. N., GUPTA, V. K., DATTA, S. C., & KUMAR, D. Monitoring nitrogen, phosphorus and sulphur in hybrid rice (*Oryza sativa* L.) using hyperspectral remote sensing. **Precision agriculture**, v. 18, n. 5, p. 736-761, 2017.
- MAHLEIN, A. K., OERKE, E. C., STEINER, U., DEHNE, H. W. Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection. **Eur J Plant Pathology**. v.133, p.197-209, 2012.
- MAPA. 2014. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Sistema Integrado de Legislação. **Binagri Sislegis**. Portaria 233/2014 de 24/11/2014. Disponível em:<<http://sistemasweb.agricultura.gov.br/sislegis/action/detalhaAto.do?method=visualizarAtoPort alMapa&chave=304999056>>.
- MARTINI, A.P.M., BRONDANI, I.L., SILVA, V.S.DA, ALVES FILHO, D.C., MARTINI,P.M., & ARGENTA, F.M. Características morfogênicas e estruturais do sorgo forrageiro submetido a lotação contínua com novilhos de corte suplementados. **Ciência Animal Brasileira**, v. 20, 2019.
- MATONGERA, T. N., Mutanga, O., Dube, T., & Sibanda, M. Detection and mapping the spatial distribution of bracken fern weeds using the Landsat 8 OLI new generation sensor. **International journal of applied earth observation and geoinformation**, v. 57, p. 93-103, 2017.
- MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. de. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. **Universidade de Brasília, Brasília**, 2012.
- MIRIK, M.; ANSLEY, R.J.; STEDDOM, K.; JONES, D.C.; RUSH, C.M.; MICHELS, G.J.; ELLIOTT, N.C. Remote distinction of a noxious weed (Musk Thistle: *Carduus Nutans*) using airborne hyperspectral imagery and the support vector machine classifier. **Remote Sensing**,
- MOLIN, José Paulo; DO AMARAL, Lucas Rios; COLAÇO, André. Agricultura de precisão. Oficina de textos, 2015.
- NAWAR, S.; ABDUL MUNNAF, M.; MOUAZEN, A. M. Machine learning based on-line prediction of soil organic carbon after removal of soil moisture effect. **Remote Sensing**, v. 12, n. 8, p. 1308, 2020.
- OLIVEIRA, J. F.; BROSSARD, M.; VENDRAME, P. R. S.; MAYI III, S.; CORAZZA, E. J.; MARCHÃO, R. L.; GUIMARÃES, M. F. Soil discrimination using diffuse reflectance Vis-NIR spectroscopy in a local toposequence. C.R. **Geoscience** 2013, 345, 446.
- PERRY, E. M.; ROBERTS, D. A. Sensitivity of Narrow-Band and Broad-Band Indices for Assessing Nitrogen Availability and Water Stress in an Annual Crop. **Agronomy journal**, v. 100, n. 4, p. 1211-1219, 2008.
- PONZONI, F. J. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação: diagnosticando a mata atlântica. **São José dos Campos, Brasil: INPE**, 2002.
- POTT, Luan Pierre et al. Revista Engenharia na Agricultura. **Revista Engenharia na Agricultura**, v. 28, p. 51-57, 2020.

PROSPERE, K.; MCLAREN, K.; WILSON, B. Plant species discrimination in a tropical wetland using in situ hyperspectral data. **Remote sensing**, v. 6, n. 9, p. 8494-8523, 2014.

QIANG, Sheng. Multivariate analysis, description, and ecological interpretation of weed vegetation in the summer crop fields of Anhui Province, China. **Journal of Integrative Plant Biology**, v. 47, n. 10, p. 1193-1210, 2005.

RIBEIRO, P. L., KLOCK, A. L. S., TRAMONTIN, M. A., TRAPP, M. A., MITHÖFER, A., & NANSEN, C. Hyperspectral imaging to characterize plant-plant communication in response to insect herbivory. **Plant Methods**, v. 14, p. 1-11, 2018.

RIZZARDI, M. A.; KARAM, D.; CRUZ, M. B. Manejo de plantas daninhas em milho e sorgo. In: VARGAS, L.; ROMAM, E. S. Manual de manejo e controle de plantas daninhas Bento Gonçalves: Embrapa Uva e Vinho, p. 571-594, 2004.

RODRIGUES FILHO, O., DE SOUZA FRANÇA, A. F., DE PAULA OLIVEIRA, R., DE OLIVEIRA, E. R., ROSA, B., SOARES, T. V., & MELLO, S. Q. S. Produção e composição bromatológica de quatro híbridos de sorgo forrageiro [*Sorghum bicolor* (L.) Moench] submetidos a três doses de nitrogênio. **Ciência Animal Brasileira**, v. 7, n. 1, p. 37-48, 2006.

RUBIO-DELGADO, J., Pérez, C. J., & Vega-Rodríguez, M. A. Predicting leaf nitrogen content in olive trees using hyperspectral data for precision agriculture. **Precision Agriculture**, v. 22, n. 1, p. 1-21, 2021.

RUFFIN, C., & KING, R. L. The analysis of hyperspectral data using Savitzky-Golay filtering-Theoretical basis (part 1). In: **IGARSS'99 Proceedings: Remote Sensing of the System Earth—A Challenge for the 21st Century: IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 28 June–2 July 1999, Congress Centrum Hamburg**. 1999. p. 499-502.

SAFANELLI, J. L., BOESING, B. F. B., BOTTEGA, E. L., & TEN CATEN, A. Diferenciação de *Euphorbia Heterophylla* L. em lavoura de soja utilizando espectrorradiometria. Congresso brasileiro de geoprocessamento. Vol. 5. 2014.

SANDANIELO, V. L. M. Emprego de técnicas estatísticas na construção de índices de desenvolvimento sustentável aplicados a assentamentos rurais. Tese (Doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas de Botucatu. XV, 159f, 2008.

SANTIN, T. P., FRIGERI, K. D. M., AGOSTINI, A., DA SILVA, H. R., FRIGERI, K. D. M., KALLES, N. Z., ... & DIAS, A. M. Características fermentativas e composição química da silagem de sorgo (*Sorghum bicolor*) com uso de aditivos absorventes. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 8, p. 54931-54943, 2020.

SANTOS, L. M. D., BARBOSA, B. D. S., & ANDRADE, A. D. Use of remotely piloted aircraft in precision agriculture: a review. **Dyna rev.fac.nac.minas**, Medellín , v. 86, n. 210, p. 284-291, July 2019.

SAVITZKY, A.; GOLAY, M. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. **Analytical chemistry**, v. 36, n. 8, p. 1627-1639, 1964.

SCHMIDT, K.; SKIDMORE, A. Discriminação espectral de tipos de vegetação em um pântano costeiro. **Remoto Sens. Environ.** 85, 92-108, 2003.

SENSORIAMENTO REMOTO. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2022. Disponível em: < <https://www.gov.br/inpe/pt-br>>. Acesso em: 20 de Julho de 2022.

SILVA, E. M. S., Peres, A. E. C., Silva, A. C., Leal, M. C. D. M., Liao, L. M., & de Almeida, V. O. Amido de sorgo como depressivo na flutuação mineral: parte 1 - extração e caracterização. **Journal of Materials Research and Technology**, v. 8, n. 1, p. 396-402, 2019.

SILVA, Y., Silva, I. D. C., ROMERO, C. D. S., ÁGUAS, T., GARCON, E., BRASCO, T., ... & LAMPARELLI, R. Análise multivariada de comportamentos espectrais de folhas em diferentes estágios de desenvolvimento. In: **Embrapa Territorial-Artigo em anais de congresso (ALICE)**. In: Simpósio brasileiro de sensoriamento remoto, 19., 2019, Santos. Anais. São José dos Campos: INPE, 2019.

SOUZA, A. M. de; POPPI, R. J. Experimento didático de quimiometria para análise exploratória de óleos vegetais comestíveis por espectroscopia no infravermelho médio e análise de componentes principais: um tutorial, parte I. **Química nova**, v. 35, p. 223-229, 2012.

SUDBRINK, D.; THOMSON, S. J.; FLETCHER, R. S.; HARRIS, A.; ENGLISH, P. J.; ROBBINS, J. T. Remote Sensing of Selected Winter and Spring Host Plants of Tarnished Plant Bug (Heteroptera: Miridae) and Herbicide Use Strategies as a Management Tactic. **American Journal of Plant Sciences**, Irvine, v. 06, n. 8 p. 1313–1327, 2015.

THENKABAIL, P. S., MARIOTTO, I., GUMMA, M. K., MIDDLETON, E. M., LANDIS, D. R., & HUENNRICH, K. F. Selection of hyperspectral narrowbands (HNBs) and composition of hyperspectral twoband vegetation indices (HVIs) for biophysical characterization and discrimination of crop types using field reflectance and Hyperion/EO-1 data. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 6, n. 2, p. 427-439, 2013.

THENKABAIL, P. S.; KNOX, J. W.; OZDOGAN M.; GUMMA, K.; CONGALTON, R. G.; WU, Z.; MILESI, C.; FINKRAL, A.; MARSHALL, M.; MARIOTTO, I. M.; YOU, S.; GIRI, C. NAGLER, P. Assessing future risks to agricultural productivity, water resources and food security: How can remote sensing help? **PE&RS Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 78, n. 8, p. 773-782, 2012

VAN OOSTEROM, E. J., CHAPMAN, S. C., BORRELL, A. K., BROAD, I. J., & HAMMER, G. L. Functional dynamics of the nitrogen balance of sorghum. II. Grain filling period. **Field Crops Research**, v. 115, n. 1, p. 29-38, 2010.

VELOSO, A., MERMOZ, S., BOUVET, A., LE TOAN, T., PLANELLS, M., DEJOUX, J. F., & CESCHIA, E. Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-

2-like data for agricultural applications. **Remote sensing of environment**, v. 199, p. 415-426, 2017.

YANG, J., YANG, S., ZHANG, Y., SHI, S., & DU, L. Improving characteristic band selection in leaf biochemical property estimation considering interrelations among biochemical parameters based on the PROSPECT-D model. **Optics Express**, v. 29, n. 1, p. 400-414, 2021.

ZHAI, Z., MARTÍNEZ, J. F., BELTRAN, V., & MARTÍNEZ, N. L. Decision support systems for agriculture 4.0: Survey and challenges. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 170, p. 105256, 2020.

ZHANG, J. C., PU, R. L., WANG, J. H., HUANG, W. J., YUAN, L., & LUO, J. H. Detecting powdery mildew of winter wheat using leaf level hyperspectral measurements. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 85, p. 13-23, 2012.

ZHANG, L., MA, H., CHEN, T., PEN, J., YU, S., & ZHAO, X. Morphological and physiological responses of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) plants to salinity. **PLoS One**, v. 9, n. 11, p. e112807, 2014.