

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

BRENO PRESLEI JUNIO SILVESTRE ROCHA

**ÍNDICES ESPECTRAIS PARA GESTÃO DO CONTROLE QUÍMICO DE
PLANTAS DANINHAS EM POVOAMENTO DE EUCALIPTO**

**MONTE CARMELO
2021**

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

BRENO PRESLEI JUNIO SILVESTRE ROCHA

**ÍNDICES ESPECTRAIS PARA GESTÃO DO CONTROLE QUÍMICO DE
PLANTAS DANINHAS EM POVOAMENTO DE EUCALIPTO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Engenharia Florestal, Campus Monte Carmelo, da Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Florestal.

Orientador: Edson Aparecido dos Santos

**MONTE CARMELO
2021**

BRENO PRESLEI JUNIO SILVESTRE ROCHA

**ÍNDICES ESPECTRAIS PARA GESTÃO DO CONTROLE QUÍMICO DE
PLANTAS DANINHAS EM POVOAMENTO DE EUCALIPTO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Engenharia Florestal, Campus Monte Carmelo, da Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Florestal.

Monte Carmelo, ____ de _____ de 2021.

Banca Examinadora

Prof. Dr. Edson Aparecido dos Santos
Orientador

Prof. Dr. João Vitor Meza Bravo
Membro da Banca

Ms. Andressa Alves Clemente
Membro da Banca

**MONTE CARMELO
2021**

AGRADECIMENTOS

Primeiramente gostaria de agradecer ao meu orientador Edson Aparecido dos Santos, que com o passar dos anos se tornou também meu amigo, por todos os ensinamentos, não somente acadêmicos, mas também profissionais e pessoais.

Ao Engenheiro Agrônomo da Universidade Federal de Uberlândia, Siro Paulo Moreira, por sempre me auxiliar com tudo possível na realização do experimento, dando o máximo possível de suporte para que nenhuma etapa fosse realizada da forma indevida.

À minha coorientadora, Engenheira Agrônoma Andressa Alves Clemente, por me auxiliar em todas as análises envolvidas, disponibilizando seu tempo para me ensinar essa fantástica área de geoprocessamento de dados.

À minha esposa e mãe da minha filha Andressa Karen, e à minha filha Maria Antônia por nunca me deixarem desistir de meus sonhos, pois sempre batalho por elas em primeiro e depois por mim.

A todos integrantes do Grupo de Plantas Daninhas da Universidade Federal de Uberlândia.

Ao tratorista do campus da UFU de Monte Carmelo, Ivan, por todo o auxílio com a realização do experimento.

A todos os meus amigos que sempre me auxiliaram em todas as questões possíveis, Alexandre Magalhães, Carlos Augusto, Marcelo Mota, Gabriel Bueno, Mário Cunha, Climar Pereira, Gabriel Quirino, Jaqueline Silva, entre outros.

Agradeço ao Engenheiro Agrônomo Renan Zampirolo, pelo auxílio nos com à captura das imagens de drone.

Agradecer a Instituição de fomento CNPq, pela bolsa de Iniciação Científica disponibilizada, e a Universidade Federal de Uberlândia, auxiliando grandiosamente com a realização do experimento

Aos meus professores, Álvaro Soares, Rodrigo Miranda, Kelly Almeida, João Vitor Bravo, Daniele Aparecida Alvarenga Arriel, Jardel Boscardin.

RESUMO

Dentre os principais componentes do custo de produção de eucalipto está o manejo de plantas daninhas. Em função do crescimento das áreas e de cronogramas operacionais das empresas, a gestão do controle da matocompetição tem elevado os custos e comprometido os resultados. A inserção de ferramentas de agricultura de precisão pode ser uma alternativa para gerenciar o controle químico. Objetivou-se com o projeto determinar e relacionar os índices espectrais de vegetação após aplicação de glyphosate e simulações de deriva e chuva em plantas de eucalipto e capim-braquiária. Foram montados dois experimentos de campo, na Universidade Federal de Uberlândia, no campus de Monte Carmelo, MG: no primeiro, mudas de eucalipto foram transplantadas em espaçamento de 2,5 x 0,8 m e se desenvolveram até 225 dias. Os tratamentos, delineados em quatro blocos, foram: simulações de deriva de glyphosate nas plantas de eucalipto correspondentes a 15, 10, 5 e 2,5% da dose comercial (1.240 g ha⁻¹). No segundo experimento, em área ocupada por plantas de capim-braquiária, o glyphosate (2.170 g ha⁻¹) foi aplicado e os tratamentos foram relativos à simulação de chuva (10 mm) após a aplicação: 30, 60, 120 e 240 minutos. Os experimentos foram realizados ao mesmo tempo e, das parcelas foram capturadas semanalmente imagens utilizando-se de um VANT com câmera RGB de 20 megapixels acoplada para determinação dos seguintes índices espectrais: VARI, MPRI, MGVRI, ExG, GLI, RGVBI, BGI, HI, HUE, SI, SCI e BI. Foram também realizadas avaliações semanais, *in loco*, dos sintomas de intoxicação do herbicida nas plantas. Os dados gerados, após o cálculo dos índices espectrais com a geração de ortomosaicos das imagens capturadas, foram comparados com os dados observados *in loco* por meio de correlação de Pearson a 5% de significância, e posteriormente, selecionou-se o melhor índice com auxílio de redes neurais, selecionando o melhor método de aprendizagem, sendo eles: GBM, Random Forest e Deep Learning. Com relação à detecção de sintomas de intoxicação nas plantas de eucalipto, não foi observado efeito de tratamento. Porém, com relação à evolução dos sintomas de intoxicação nas plantas de capim-braquiária, foi observada forte correlação entre os índices estudados e as notas da intoxicação. Conclui-se que tanto os índices espectrais como a utilização de redes neurais, com o uso de Deep Learning podem ser utilizados para avaliação da evolução de intoxicação de capim-braquiária por glyphosate. Para o experimento do eucalipto, conclui-se que os índices

espectrais determinados em imagens coletadas por drone não se correlacionam aos dados de intoxicação coletados *in loco*.

Palavras-chave: *Brachiaria decumbens*, geoprocessamento, glyphosate, tecnologia de aplicação.

ABSTRACT

One of the main components of eucalyptus production cost is weed management. Due to the growth of the areas and operational schedules of the companies, the management of weed competition control has increased costs and compromised results. Insertion of precision farming tools can be an alternative to managing chemical control. The aim of the project was to determine and relate the spectral indices of vegetation after application of glyphosate and simulations of drift and rainfall in eucalyptus and signalgrass plants. Two field experiments were set up at the Federal University of Uberlândia, on the campus of Monte Carmelo, MG: in the first, eucalyptus seedlings were transplanted in a spacing of 2.5 x 0.8 m and developed up to 225 days. The treatments, delineated in four blocks, were: glyphosate drift simulations in eucalyptus plants corresponding to 15, 10, 5 and 2.5% of the commercial dose (1,240 g ha⁻¹). In the second experiment, in an area occupied by signalgrass plants, glyphosate (2,170 g ha⁻¹) was applied and the treatments were related to the simulation of rainfall (10 mm) after application: 30, 60, 120 and 240 minutes. The experiments were carried out at the same time and images were captured weekly from the plots using a UAV with a 20 megapixel RGB camera coupled to determine the following spectral indices VARI, MPRI, MGVRI, ExG, GLI, RGVBI, BGI, HI, HUE, SI, SCI and BI. Weekly in loco evaluations of the herbicide intoxication symptoms in the plants were also carried out. The data generated after calculating the spectral indices, with the generation of orthomosaic of the captured images, were compared with the data observed in loco by means of Pearson's correlation at 5% significance, and subsequently, the best index was selected for the use of it with the aid of neural networks, selecting the best learning method, namely: GBM (Gradient Boosting Algorithm), Random Forest and Deep Learning (DL). Regarding the detection of intoxication symptoms in eucalyptus plants, no treatment effect was observed. However, with regard to the evolution of symptoms of poisoning in signalgrass plants, a strong correlation was observed between the studied indices and the grades of poisoning caused by the herbicide. It is concluded that both the spectral indices and the use of neural networks, with the use of Deep Learning, can be used to evaluate the evolution of signalgrass poisoning by glyphosate and for the eucalyptus experiment, it is concluded that the indices spectral determined in images collected by drones in a eucalyptus stand do not correlate with the intoxication data collected in loco.

Keywords: *Brachiaria decumbens*, geoprocessing, glyphosate, application technology.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Mapa de Localização do Experimento. -----	8
Figura 2 - Dados de precipitação e temperatura obtidos através do Sismet Cooxupé, estação meteorológica da Cooperativa Regional dos Cafeicultores em Guaxupé LTDA, na unidade em Monte Carmelo, MG, entre o período de 11 de junho de 2019 e 11 de fevereiro de 2020. -----	8
Figura 3. Croqui de localização do experimento “Verificação do controle de capim-braquiária por glyphosate através de índices espectrais”. -----	9
Figura 4 - Simulação de chuva (10 mm).-----	10
Figura 5 – Vista geral do experimento de simulação de chuva após aplicação de glyphosate em capim-braquiária. -----	11
Figura 6 - Pressão constante de 200 kPa.-----	12
Figura 7. Localização do experimento " Efeito da ocorrência de deriva de glyphosate em plantio de eucalipto com 7 meses de idade. -----	13
Figura 8: Sulcos realizados antes do plantio das mudas. -----	14
Figura 9 e 10 - Demonstração do espaçamento utilizado no plantio. Mudanças de eucalipto transplantadas. Fonte: Autor. -----	15
Figura 11 - Pulverização de glyphosate no terço médio das plantas de <i>Eucalyptus urograndis</i> . Fonte: Autor-----	16
Figura 12 – Formicida (sulfluramida) aplicado para combate a formigas cortadeiras (<i>Acromyrmex</i> spp. e <i>Atta</i> spp.). -----	17
Figura 13. Aplicação de inseticida para o controle de <i>Costalimaita ferrugínea</i> . -----	18
Figura 14 - Controle mecânico de plantas daninhas aos 30 dias após o plantio. -----	19
Figura 15: Apresentação do ortomosaico produzido por meio de imagens capturadas da área dos experimentos em 30 de janeiro de 2020. -----	20
Figura 16 - Evolução dos valores de intoxicação visual (EWRC, 1964) em plantas de capim-braquiária submetidas à aplicação de glyphosate (2.170 g ha ⁻¹) e a simulações de chuva (10mm) após o herbicida nos prazos de: 30' (C), 60' (D), 120' (F) e 240' (G). Parcelas sem chuva (A), Parcelas sem herbicida (B). Equações das curvas e R ² : A: $Y=-0,5594x^2+26,743x+2,4137$, R ² =0,9734; B: $Y=0,0304x^2-1,232x+11,649$, R ² =0,7657; C: $Y=-0,5058x^2+2539x+11,81$, R ² =0,9894; D: $Y=-0,4742x^2+24,564x+5,1598$, R ² =0,9785; E: $Y=-0,5204x^2+26,927x+4,0272$,	

$R^2=0,9812$; F : $Y=-0,6308x^2+30,779x-11,979$, $R^2=0,9836$; F : $Y=-0,5578x^2+29,173x-6,7845$, $R^2=0,9697$; G : $Y= -0,6104x^2+30,627x-18,305$, $R^2=0,9763$. -----	24
Figura 17. Evolução dos valores médios de intoxicação visual (EWRC, 1964) em plantas de capim-braquiária submetidas à aplicação de glyphosate (2.170 g ha ⁻¹) e a simulações de chuva (10mm) após o herbicida nos prazos de: 30' (C), 60' (D) e 120' (F). Parcelas sem chuva (A), Parcelas sem herbicida (B). -----	25
Figura 18. Correlação de Pearson a 5% de significância entre os índices espectrais, intoxicação da capim-braquiaria e cobertura vegetal. ITF: Intoxicação final; IT: Intoxicação a cada DAA; DAA: Dias após aplicação; R: Banda vermelha; G: Banda verde; B: Banda azul; BI; Brightness Index; BGI: Índice de pigmento verde azulado; GLI: Green Leaf Index; HI: Primary Colors Hue Index; HUE: Overall Hue Index; MPRI: Modified Photochemical Reflectance; SCI: Soil Color Index; SI: Spectral Slope Saturation Index; VARI: Visible Atmospherically Resistant Index using red edge and green bands; TGI: Triangular greenness index; MGVRI: Modified Green Red Vegetation Index; ExG: Excess of green; CB: Cobertura do solo; CBf: Cobertura do solo final.	27
Figura 19 – Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para os dias 0 e 1 após aplicação.	28
Figura 20 - Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para os dias 2 e 4-----	29
Figura 21 - Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para os dias 5 e 6.-----	30
Figura 22 - Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para os dias 11 e 14.-----	31
Figura 23 - Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para o dia 18.-----	32
Figura 24. Comparação e aferição dos métodos de Redes neurais analisados (Desvio Padrão: RMSE). -----	33
Figura 25. Comparação e aferição dos métodos de Redes neurais analisados (Coeficiente de determinação: R^2).-----	34
Figura 26 - Evolução do treino (linha azul) e da validação (linha laranja).-----	35
Figura 27. Doses de 186 e 124 g ha ¹ respectivamente aos 5 DAA. -----	37

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Índices espectrais utilizados para as análises da vegetação.----- 21

SÚMARIO

1 INTRODUÇÃO	3
1.1 Objetivos	5
1.2 Justificativa	5
2 MATERIAL E MÉTODOS	7
2.1 Trabalhos de campo	9
2.2 Processamento das imagens digitais	19
2.3 Análises	20
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	23
3.1 Controle de capim-braquiária	23
3.1.1 Correlação entre os dados de observação <i>in loco</i> e os índices espectrais	26
3.1.2 Escolhas do melhor modelo para criação do modelo preditivo	32
3.2 Deriva de glyphosate nas plantas de eucalipto.	35
4 CONCLUSÕES	37
REFERÊNCIAS	38

1 INTRODUÇÃO

Em povoamentos de eucalipto um dos principais problemas de manejo é a infestação por plantas daninhas. A matocompetição proporciona menor crescimento, diminuem a absorção de nutrientes, propicia perdas de 50% no rendimento de madeira e lucratividade até 90% menor (Toledo, 2000; Hakamada, 2010 e Medeiros et al., 2016). De acordo com o ministério da agricultura, pecuária e abastecimento, as principais pragas da eucaliptocultura são cinco plantas daninhas: *Digitaria insularis*, *D. horizontalis*, *Panicum maximum*, *Brachiaria decumbens* e *B. brizantha* (Brasil, 2018).

Para manejo de plantas daninhas em povoamentos de eucalipto utiliza-se de métodos preventivos, culturais, mecânicos e químicos. O mais importante é o método químico - uso de herbicidas - (Salgado et al., 2014). No Brasil há registro de 116 herbicidas para controle de plantas daninhas em eucaliptocultura. Dentre tais, 104 apresentam o princípio ativo glyphosate (AGROFIT, 2020). O glyphosate é um herbicida sistêmico, de amplo espectro de controle, não seletivo e recomendado para aplicação em pós-emergência (Rodrigues e Almeida, 2011).

Por ser um produto não seletivo, o glyphosate provoca danos às plantas de eucalipto quando acidentalmente chega às folhas. A deriva de glyphosate provoca reduções de até 48% no crescimento das mudas e 80% no diâmetro do caule (Tuffi Santos et al, 2007). Destaca-se que há muitas dificuldades operacionais durante a aplicação de herbicidas em povoamentos de eucalipto e com isso problemas como deriva são comuns (Tiburcio et al., 2012).

Além da deriva, outro problema de tecnologia de aplicação de herbicidas em povoamentos de eucalipto é a ocorrência de chuvas após a pulverização. Normalmente, para efeito desejado são necessárias quatro horas sem chuvas após a aplicação do herbicida (Shaner, 2014). As chuvas lixiviam o herbicida ainda não absorvido e diminuem a eficácia do controle.

As doses de glyphosate recomendadas para pulverização em áreas de eucalipto variam normalmente entre 400 e 2.600 g ha⁻¹ e são influenciadas pela comunidade infestante e estágio das plantas daninhas (Rodrigues e Almeida, 2011). Nesse sentido, por questões operacionais, são comuns problemas de subdosagem, o que gera controle ineficiente. Para controle de *Conyza bonariensis* o glyphosate (formulação WG) não foi eficaz quando aplicado no pré-florescimento em dosagem de 1.080 g ha⁻¹ (Pereira et al., 2016). Por outro lado, essa dosagem é suficiente para

controle de diversas outras plantas daninhas em estágio de desenvolvimento anterior (Rodrigues e Almeida, 2011).

Os responsáveis por controle de plantas daninhas em povoamentos de eucalipto também encontram como problemas de tecnologia de aplicação: entupimento de pontas durante a pulverização; seleção de plantas daninhas resistentes; plantas daninhas em condições fisiológicas desfavoráveis ao controle, dentre outros (Salgado et al., 2014; Pereira et al., 2015; Silva et al., 2016).

Os principais destinos da produção de eucalipto são a produção de celulose e madeira para energia (Coelho et al., 2016). As operações de manejo florestal são sincronizadas com a indústria de processamento da matéria-prima. Além disso, as operações no campo são ajustadas às condições edafoclimáticas, disponibilidade de pessoal, máquinas e equipamentos. Assim, são comuns erros relacionados à tecnologia de aplicação de herbicidas em função de cronogramas operacionais pré-definidos das empresas (Sartosi, 2013; Salgado, 2014). Tais problemas exigem dos gestores de campo ferramentas e metodologias de monitoramento da lavoura cada vez mais eficazes, rápidas e fiéis. Informações geradas por meio de observações *in loco*, apenas, não são suficientes para tomadas de decisão eficientes, melhorias de processos, dentre outras atitudes gerenciais fundamentais à atividade.

Nesse sentido, informações geradas pela agricultura de precisão têm sido amplamente estudadas com o propósito de gerenciar operações agrícolas, criar e utilizar bases de dados e agregar valor aos produtos. A agricultura de precisão se baseia em conceitos de variabilidade espacial e temporal das lavouras e tem como propósito a definição de estratégias de manejo mais eficientes, proteção aos recursos ambientais e uso eficiente de produtos, equipamentos e mão-de-obra (Zhang, 2015; Artuzo et al., 2017).

Dentre as ferramentas disponibilizadas pela agricultura de precisão, para monitoramento da vegetação, cita-se: índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), índice de vegetação resistente à atmosfera na região do visível (VARI), índice de vegetação da razão simples (RS), índice de vegetação ajustado para o solo (SAVI), índice de vegetação da diferença normalizada utilizando a banda do verde (GNDVI), dentre outros (Zhang, 2015). Tais índices são modelos matemáticos correlacionados com variáveis vegetais e obtidos através de cálculos matemáticos envolvendo a radiação e reflectância ou valores numéricos das imagens capturadas utilizando-se de VANTs (Jensen, 2009).

O uso das redes neurais artificiais está se tornando uma alternativa muito eficiente, simulando o funcionamento de um cérebro humano, e quando treinadas da forma correta, podem estimar as variáveis desejáveis com maior precisão que os modelos utilizando normalmente (BRAGA et al., 2007), ela surge como mais uma ferramenta de uso remoto, com a intenção de agilizar os processos desenvolvidos.

Em função das dificuldades operacionais nas empresas produtoras de eucalipto e o aumento nas áreas de cultivo, as ferramentas de análises de imagens por meio de índices espectrais, juntamente com o uso de redes neurais, apresentam-se como alternativas para avaliações de aplicações de herbicidas e tomadas de decisão de forma mais objetiva. Porém, tais métodos precisam de validação por meio da observação *in loco* e experimentação com definição prévia dos tratamentos.

Os questionamentos acerca da utilização de imagens espectrais, após a aplicação do herbicida glyphosate, para tomada de decisão a respeito da eficiência e eficácia da operação e para aplicações futuras, são: 1) é possível identificar deriva de glyphosate em plantas de eucalipto por meio de imagens espectrais? 2) É possível correlacionar as características quantitativas das imagens à dose de produto que atingiu as plantas? 3) É possível identificar falhas no controle relacionadas à ocorrência de chuva após a aplicação de glyphosate?

1.1 Objetivos

Uso de métodos mais rentáveis na agricultura de precisão para correlacionar índices espectrais de vegetação em eucalipto e braquiária após aplicação de glyphosate e simulação de chuvas, e posteriormente determinar o melhor modelo preditivo da intoxicação final baseada nos valores dos índices espectrais estudados nos dias subsequentes à intoxicação com glyphosate.

1.2 Justificativa

As áreas com plantios comerciais de eucalipto têm crescido consideravelmente no Brasil. O país, que é o maior exportador de celulose, utilizava área de 4,7 milhões de hectares em 2010 e passou a produzir em nove milhões de hectares em 2019 sendo 7,4 milhões de hectares como áreas certificadas (IBA, 2020). Com perspectivas de aumento de área nos próximos anos e exigências com relação à certificação (Barbanti Jr., 2017; Oliveira e Oliveira, 2018) os gestores

das atividades de proteção vegetal devem aprimorar técnicas para possibilitar a produção com sustentabilidade, principalmente com relação à proteção ao meio ambiente.

Atualmente, entre os principais custos de implantação de uma lavoura de eucalipto está o manejo da matocompetição. O manejo da interferência das plantas daninhas é responsável pelo segundo componente do custo de produção (Bendlin et al., 2016; Lacerda, 2016; Chichorro et al., 2017). O elevado custo está relacionado ao crescimento lento das plantas de eucalipto, espaçamentos maiores e dificuldades relacionadas à tecnologia de aplicação de herbicidas e cronogramas operacionais das empresas (Tiburcio et al., 2012; Salgado et al., 2014).

Para o correto gerenciamento das pulverizações de herbicidas, normalmente um técnico especialista visita as áreas após as pulverizações e valida a operação. Os resultados de controle são indicadores de tomadas de decisão para próximas operações, posicionamento de máquinas, equipamentos, equipes de trabalho e atividades em outras áreas. Porém, a identificação *in loco* de falhas como deriva de herbicidas e chuvas após a pulverização pode ser ineficiente como índice de gestão das áreas.

O monitoramento de resultados da aplicação de herbicidas se faz por meio da identificação, *in loco*, de sintomas de intoxicação típicos: mudança de coloração, cloroses, diminuição do limbo foliar, queda de folhas e paralisação do crescimento da parte aérea (SBCPD, 1995). Nesse sentido, ferramentas geradas pelo sensoriamento remoto podem auxiliar os gestores das aplicações e otimizar os trabalhos de tomada de decisão acerca do controle realizado. Análises de imagens multiespectrais permitem medições *in loco*, monitoramento, mapeamento e fiscalização de coberturas vegetais (Hatfield et al., 2008; Jensen, 2009). De posse das imagens espectrais de áreas tratadas com herbicidas, a conversão de uma imagem em números digitais possibilita a tradução de parâmetros, como a irradiância e a reflectância, e consequentemente a caracterização espectral dos locais, utilizando-se de operações matemáticas com as bandas (Schowengerdt, 2006).

Os índices espectrais são, portanto, instrumentos de aferição de determinado tratamento às plantas e podem ser padronizados em função de características da gleba. Tais índices possibilitam classificar sintomas de intoxicação de herbicidas, identificar falhas de controle por problemas ambientais ou de equipamentos. Dessa forma, de posse das imagens tratadas, os gestores das áreas de produção têm maior riqueza e fidelidade de dados, em menor tempo e de

forma menos onerosa. Porém, há a necessidade de validar os problemas ocorridos em campo com as características multiespectrais expressadas pelas plantas.

Uma alternativa aos modelos de regressão é a utilização de redes neurais artificiais. Uma rede neural artificial (RNA) é um processador maciçamente paralelo distribuído constituído de unidades de processamento simples. Essas unidades estão distribuídas em camadas e conectadas entre si por pesos que armazenam o conhecimento experimental e ponderam as entradas de cada unidade. O conhecimento adquirido torna-se disponível para uso (BRAGA et al., 2007), se assemelhando ao cérebro em dois aspectos: o conhecimento é adquirido pela rede a partir de uma base de dados iniciais, obtendo um processo de aprendizagem, e a capacidade de armazenamento de conhecimento adquirido, tornando-se uma alternativa muito promissora, tanto para o setor florestal ou outro setor agrícola.

2 MATERIAL E MÉTODOS

Foram montados dois experimentos, ambos em área de campo da Universidade Federal de Uberlândia, em Monte Carmelo/MG (**Figura 1**). Os trabalhos de campo foram iniciados em 11 de junho de 2019 com o transplante das mudas de eucalipto e finalizados em 11 de fevereiro de 2020. Durante o período foram monitorados os dados de temperatura e precipitação (**Figura 2**). Os experimentos foram instalados simultaneamente.

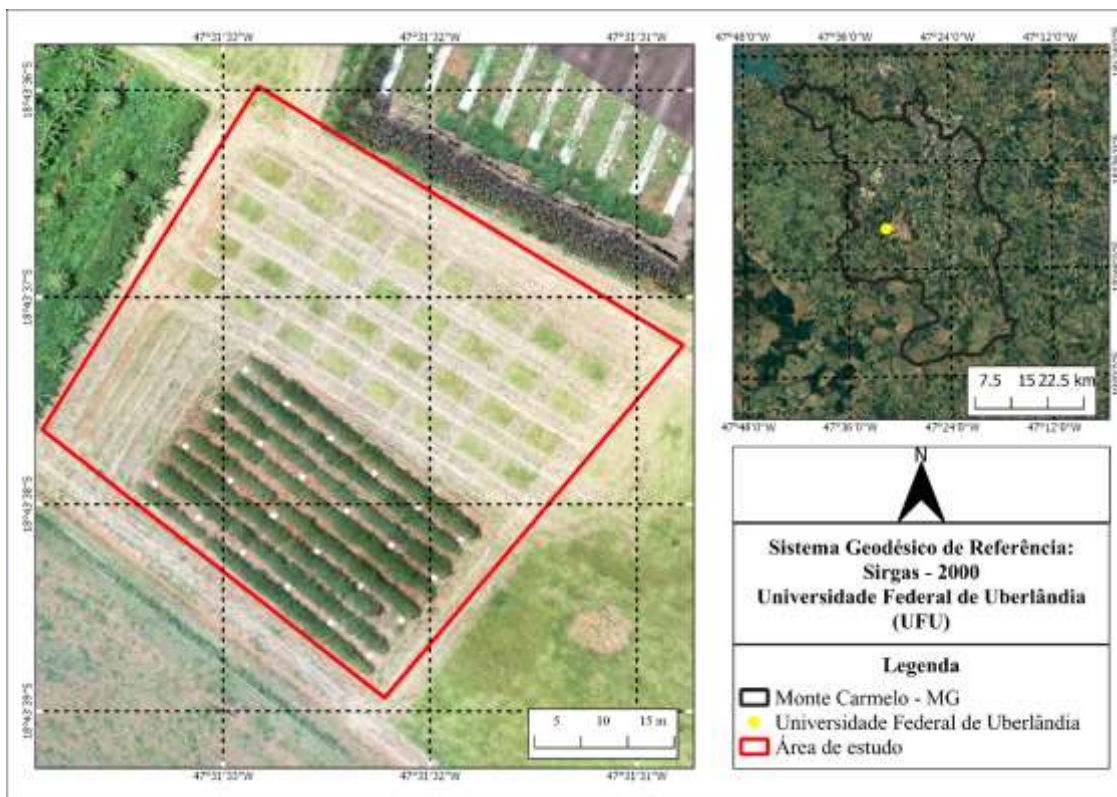


Figura 1 - Mapa de Localização do Experimento.

Fonte: Autor

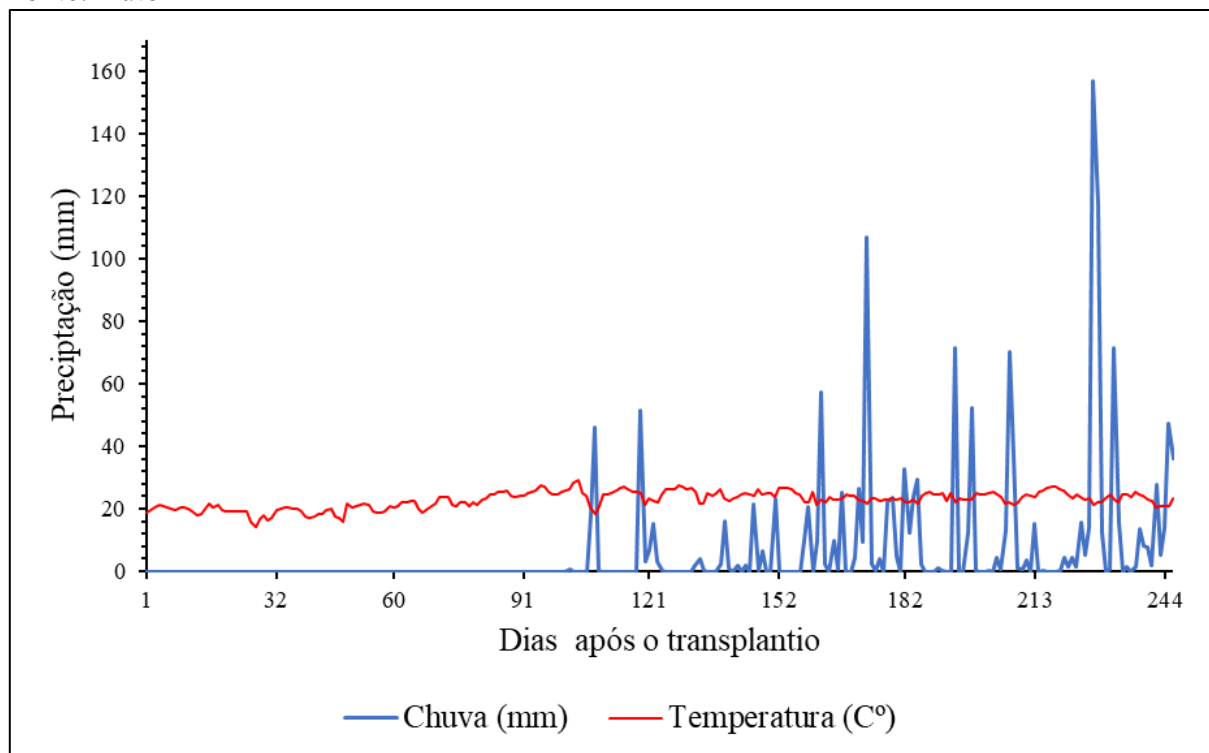


Figura 2 - Dados de precipitação e temperatura obtidos através do Sismet Cooxupé, estação meteorológica da Cooperativa Regional dos Cafeicultores em Guaxupé LTDA, na unidade em Monte Carmelo, MG, entre o período de 11 de junho de 2019 e 11 de fevereiro de 2020.

2.1 Trabalhos de campo

Verificação do controle de capim-braquiária por glyphosate por meio de índices espectrais (Figura 3).

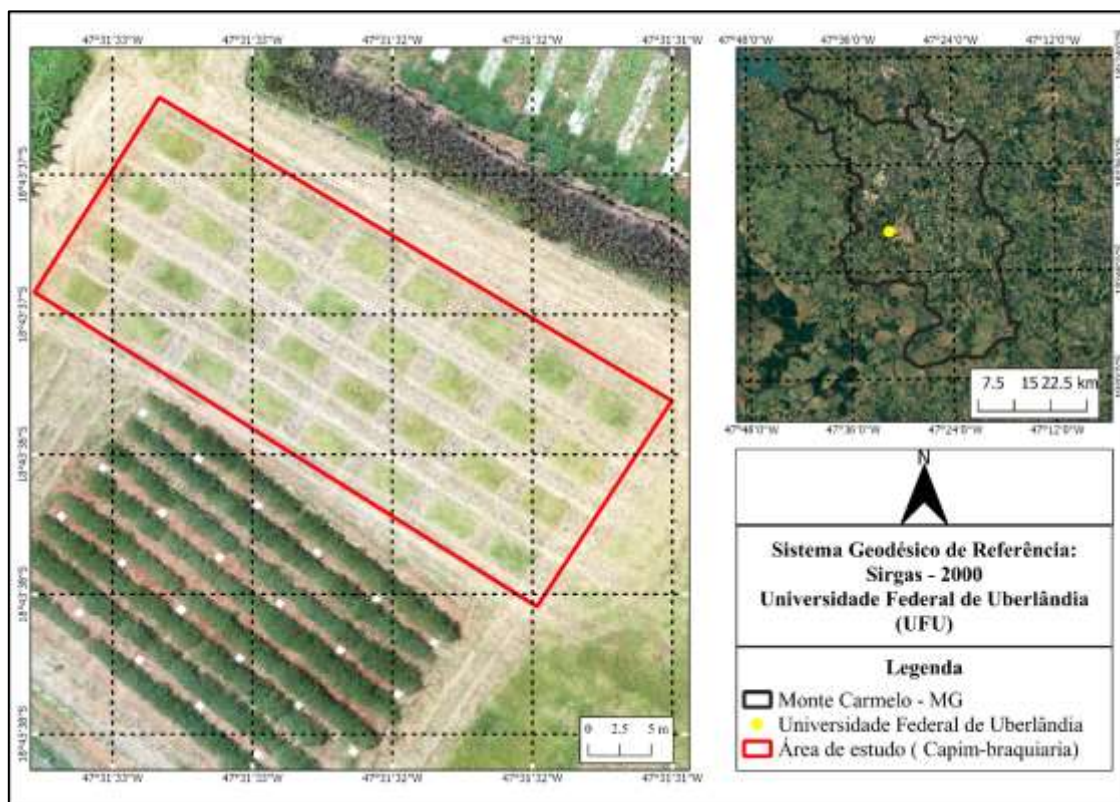


Figura 3. Croqui de localização do experimento “Verificação do controle de capim-braquiária por glyphosate através de índices espectrais”.

No primeiro experimento, em uma área equivalente a 644 m², com predominância de *Brachiaria decumbens* em estágio de florescimento, as plantas foram dessecadas com glyphosate (2.170 g ha⁻¹) e foram simulados quatro períodos de chuvas após o controle (30, 60, 120 e 240 minutos). Os tratamentos foram casualizados em quatro blocos. Para simulação de chuva utilizou-se uma barra de PVC, de 50 mm, homogeneamente perfurada com brocas de 0,5 mm e um furo cm⁻², acoplada a um tanque pipa arrastado por trator. A barra foi calibrada com a utilização de copos graduados para medição da vazão, utilizando a distância percorrida pelo trator, o tempo gasto para percorrer o trajeto e a quantidade de água acumulada nos copos nesse período (**Figura 4**). Foram aplicados 10 mm de chuva durante 60 segundos em cada parcela e a pressão utilizada foi gerada pela bomba do trator, movida pela tomada de força do mesmo.



Figura 4 - Simulação de chuva (10 mm).
Fonte: Autor

As parcelas tinham área equivalente a $7,5 \text{ m}^2$ (2,5 x 3 m) e a distância entre cada parcela era de 2,5 m (**Figura 5**).



Figura 5 – Vista geral do experimento de simulação de chuva após aplicação de glyphosate em capim-braquiária.

Fonte: Autor

O herbicida foi aplicado utilizando-se de um pulverizador costal, com pressão de trabalho constante de 200 kPa mantida por CO₂ comprimido e monitorada por dois manômetros (**Figura 6**). Na barra de pulverização foram instaladas quatro pontas de pulverização modelo AD-IA 02 de jato plano. A barra foi posicionada verticalmente a 0,5 m do alvo e foram aplicados 200 L ha⁻¹ de calda, as condições ambientais foram verificadas no momento da aplicação constando a ausência de ventos e o horário adequado para a aplicação.



Figura 6 - Pressão constante de 200 kPa.
Fonte: Autor

Efeito da ocorrência de deriva de glyphosate em plantio de eucalipto com 7 meses de idade (Figura 7)

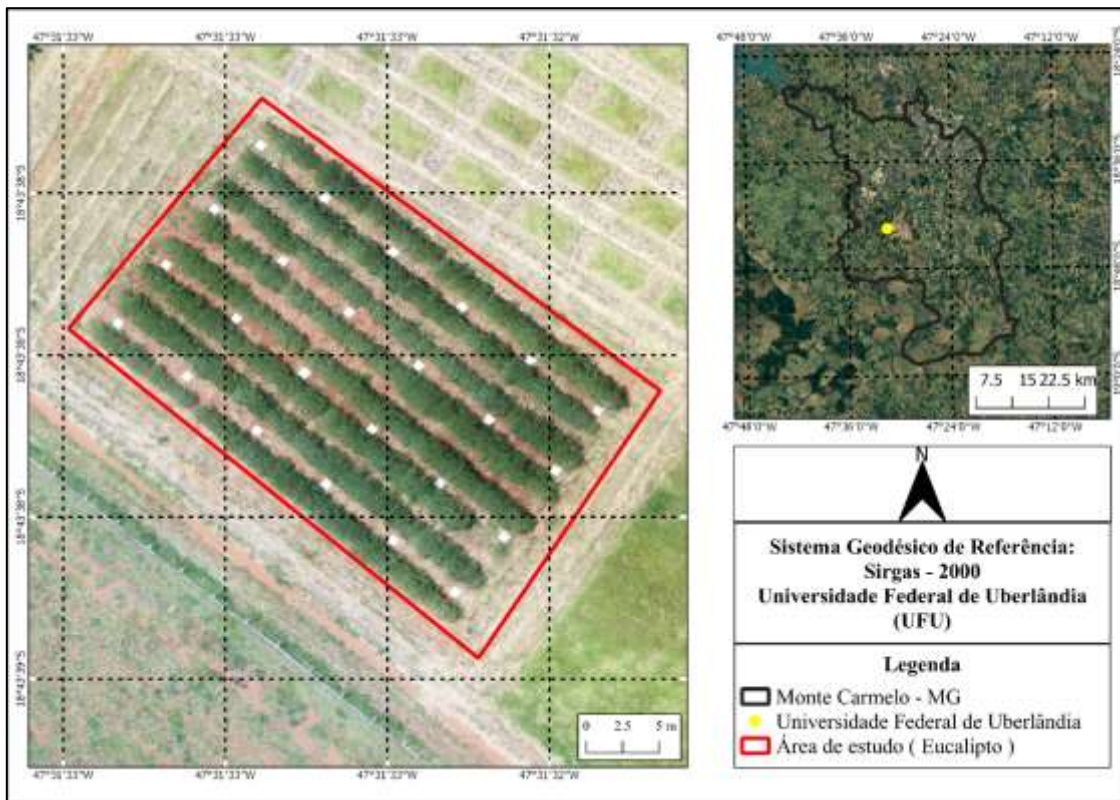


Figura 7. Localização do experimento " Efeito da ocorrência de deriva de glyphosate em plantio de eucalipto com 7 meses de idade.

Simultaneamente ao primeiro experimento, foi montando o segundo. Foi realizado o preparo da área para implantação de um povoamento de eucalipto com dessecação com glyphosate e confecção de sulcos com 0,4 m de profundidade (**Figura 8**).



Figura 8: Sulcos realizados antes do plantio das mudas.

Fonte: Autor

Foi realizada a adubação dos sulcos com N:P:K na proporção de 2:7:2 utilizando-se das fontes ureia, supersimples e sulfato de potássio respectivamente. Também foram adicionados aos sulcos 900 kg/ha de calcário e palha de arroz com casca de café. Os sulcos tinham 0,4 metros e ficaram espaçados em 2,5 m, as mudas foram transplantadas a cada 0,8 m. A cultivar utilizadas foi a *Eucalyptus urograndis* (**Figura 9**). A área ficou com 288 mudas de eucalipto ocupando 576 m². (**Figura 10**)



Figura 9 e 10 - Demonstração do espaçamento utilizado no plantio. Mudas de eucalipto transplantadas. Fonte: Autor.

Para pegamento das mudas, foi realizada irrigação nas primeiras semanas após o transplante com pipa arrastado pelo trator. Aos 225 dias após o plantio foi realizada a simulação de deriva de glyphosate no terço médio das plantas, nas laterais, conforme Tuffi Santos et al. (2006). Para isso, foram pulverizados 15, 10, 5 e 2,5% da dose comercial de glyphosate Zap (1.240 g ha^{-1}). Os tratamentos foram casualizados em quatro blocos, com parcelas de $14,4 \text{ m}^2$. O herbicida foi aplicado utilizando-se de um pulverizador costal, com pressão de trabalho constante de 200 kPa mantida por CO_2 comprimido. Na barra de pulverização foram instaladas quatro pontas de pulverização modelo AD-IA 02 de jato plano, no qual duas foram obstruídas para que a aplicação fosse homogênea no terço inferior das plantas de eucalipto. A barra foi posicionada verticalmente a 1,0 metro do alvo e 0,5 m do solo (**Figura 11**) e foram aplicados 200 L ha^{-1} de calda.



Figura 11 - Pulverização de glyphosate no terço médio das plantas de *Eucalyptus urograndis*.
Fonte: Autor

Foram realizadas as tarefas de manutenções no decorrer do desenvolvimento das plantas, dentre tais, combate a formigas, e demais insetos (**Figura 12 e Figura 13**) e controle de plantas daninhas (químico e mecânico) (**Figura 14**).



Figura 12 – Formicida (sulfluramida) aplicado para combate a formigas cortadeiras (*Acromyrmex* spp. e *Atta* spp.).

Fonte: Autor



Figura 13. Aplicação de inseticida para o controle de *Costalimaita ferrugínea*.
Fonte: Autor



Figura 14 - Controle mecânico de plantas daninhas aos 30 dias após o plantio.

Fonte: Autor

As avaliações visuais de efeitos do herbicida foram realizadas por três pessoas treinadas, de acordo com a SBCPD (1995). As plantas mortas receberiam nota 100 e plantas sem qualquer sintoma de intoxicação receberiam nota zero. As avaliações aconteceram aos 1, 2, 4, 5, 6, 11, 14, 18 e 26 dias após a pulverização, entre 12:00 h e 14:00 h.

De forma concomitante, as imagens aéreas das parcelas foram coletadas por uma Aeronave Remotamente Pilotada (ARP), modelo Phantom 4 Advanced, com uma câmera RGB de 20 megapixels. Os parâmetros utilizados no voo foram: altura de 20 metros, sobreposição longitudinal de 80% e sobreposição lateral de 75%. O voo foi realizado de modo automático com o software DroneDeploy (www.dronedeploy.com) e sempre entre 12:00 h e 14:00 h.

2.2 Processamento das imagens digitais

De posse das imagens, foi gerado um ortomosaico para cada dia de avaliação com GSD (Ground Sample Distance) de 1,0 cm. Foi utilizado o programa Pix4d (<https://pix4d.com>) (**Figura 15**). Os ortomosaicos foram importados para o software Quantum GIS versão 3.10.0

(QGIS Development Team, Open Source Geospatial Foundation), no qual a ferramenta raster calculator (calculadora raster) foi usada para calcular os índices espectrais (**Tabela 1**). Os Índices espectrais são o resultado de operações algébricas entre as bandas espectrais R, G e B que compõem o ortomosaico.



Figura 15: Apresentação do ortomosaico produzido por meio de imagens capturadas da área dos experimentos em 30 de janeiro de 2020.

Fonte: Autor

2.3 Análises

Para as análises foram usados os seguintes índices espectrais e suas respectivas características (**Tabela 1**): Excess of Green (ExG) fornece contraste claro entre plantas e solo e tem sido amplamente utilizado para diferenciar a biomassa vegetal em relação ao solo (Guerreiro et al., 2012). O Modified Photochemical Reflectance (MPRI) é baseado na diferença normalizada entre duas bandas, com base em bandas da região do verde e do vermelho e independente do

infravermelho (Yang et al., 2008). O Green Leaf Index (GLI) mede o quão verde a vegetação está variando do -1 a 1, onde valores negativos representam vegetação morta ou solo e números positivos são folhas e caules verdes. O Modified Green Red Vegetation Index (MGVRI) tem grande potencial para previsão da biomassa da planta. O Visible Atmospherically Resistant Index (VARI), que utiliza de sensores RGB (Red, Green e Blue), é um indicador de quão verde uma vegetação pode estar (Schowengerdt, 2006). O Brightness Index (BI) tem a capacidade de identificar a cobertura vegetal e o seu conteúdo de água (Richardson and Wiegand, 1977). O Índice de pigmento verde azulado (BGI) (Zarco-Tejada et al., 2005) é capaz de identificar a matéria seca e seus pigmentos. Primary Colors Hue Index (HI), Overall Hue Index (HUE) (Escadafal et al., 1994), Soil Color Index (SCI) e Spectral Slope Saturation Index (SI) (Mathieu et al., 2001) fazem uso da cor do solo para análises. Por fim, o Triangular Greenness Index (TGI) utiliza a área triangular da folha para análises (Hunt Jr et al., 2011).

Tabela 1. Índices espectrais utilizados para as análises da vegetação.

Índice de Vegetação	Abreviações	Equações ¹	Aplicações	Referências
Excess of green	ExG	$2G-R-B$	Plantas daninhas, cobertura vegetal	Woebbecke et al. (1995)
Green Leaf Index	GLI	$(2G-R-B)/(2G+R+B)$	Clorofila, cobertura vegetal	Louhaichi, Borman & Johnson (2001)
Modified Green Red Vegetation Index	MGVRI	$(G^2-R^2)/(G^2+R^2)$	Biomassa	Bendig, et al. (2015)
Modified Photochemical Reflectance	MPRI	$(G-R)/(G+R)$	Fotossíntese	Yang et al. (2008)
Visible Atmospherically Resistant Index using red edge and green bands	VARI	$(G - R) / (G + R - B)$	Antocianina	Gitelson et al. (2002)
Brightness Index	BI	$\sqrt{((R^2+G^2+B^2)/3)}$	Cobertura vegetal, conteúdo de água	Richardson and Wiegand (1977)

Índice de Vegetação	Abreviações	Equações ¹	Aplicações	Referências
Índice de pigmento verde azulado	BGI	$R450 / R550$	Matéria Seca / Pigmento	Zarco-Tejada et al. (2005)
Primary Colors Hue Index	HI	$(2 * R - G - B) / (G - B)$	Cor do solo	Escadafal et al. (1994)
Overall Hue Index	HUE	$(2 * (B - G - R) / 30,5 * (G - R))$	Cor do solo	Escadafal et al. (1994)
Soil Color Index	SCI	$(R - G) / (R + G)$	Cor do solo	Mathieu et al. (2001)
Spectral Slope Saturation Index	SI	$(R - B) / (R + B)$	Cor do solo	Mathieu et al. (2001)
Triangular greenness index	TGI	$(G - R - B)$	Área triangular da folha	Hunt Jr et al. (2011)

¹R= vermelho; G= verde; B= Azul.

Após a determinação dos índices espectrais, foram extraídos os valores em todos os pixels das imagens, e, por meio da ferramenta Zonal statistics (estatísticas zonais), foi analisado o comportamento dos índices espectrais nas parcelas experimentais e foram determinadas a média, a mediana, o desvio padrão, o valor mínimo e máximo dos pixels para cada ortomosaico.

Foram construídos modelos preditivos de regressão para estimativa da ITf (Intoxicação final) da braquiária baseada nos valores do índice de vegetação nos dias subsequentes à aplicação do herbicida.

Para a criação do modelo foi utilizado o pacote R h2o, por se tratar de um open-source software para big-data analysis. O h2o foi escolhido devido sua rapidez e flexibilidade, permitindo carregar grande quantidade de dados.

Inicialmente foram criados três modelos básicos, sendo cada modelo de um algoritmo diferente. Os algoritmos utilizados foram: GBM (Gradient Boosting Algorithm), que utiliza árvores de decisão, onde ocorrem a combinação de diversas árvores de decisão ou a melhora de uma única árvore de maneira sequencial para criar um modelo mais performático. Random Forest, que também utiliza árvores de decisão e é um dos algoritmos de aprendizados de máquinas mais utilizados para a classificação de uso e cobertura do solo.

Deep Learning (DL), que é uma subárea da IA (Inteligência Artificial), ou seja, é um algoritmo que tem capacidade de aprender e funciona de forma com que as entradas não necessitem de muito pré-processamento para retornar resultados satisfatórios. O DL possui

grande quantidade de camadas escondidas, o que faz com que o algoritmo possa aprender de diferentes formas, diferentemente de outros algoritmos de aprendizado de máquina.

Assim, o modelo pode permitir a previsão da eficiência de controle em poucos dias após a aplicação a partir do índice de vegetação calculados em imagens RGB capturadas com aeronave remotamente pilotada (ARP).

Para validar a metodologia de avaliação de intoxicação via índice de vegetação foi realizada a correlação de Pearson entre as notas de intoxicação (via metodologia convencional) versus intensidade média dos índices espectrais (via sensoriamento remoto). Foi utilizado o software R versão 3.6.3 (R Core Team, 2020), com 5% de significância. As redes de correlação foram geradas usando o pacote “qgraph” (Epskamp et al., 2012).

Com o índice médio das parcelas foram determinadas regressões lineares dos índices espectrais em função do número de dias após a pulverização do glyphosate.

Todas as parcelas foram avaliadas com relação ao controle e intoxicação das plantas de eucalipto aos: 1, 2, 4, 5, 6, 11, 14, 18 e 26 dias após a pulverização, de acordo com recomendações de EWRC (1964) e SBCPD (1995).

Os dados obtidos foram avaliados por meio da análise de variância, pelo teste F ($p \leq 0,05$). As médias foram comparadas pelo teste de Scott-knot F ($p \leq 0,05$) e análise de regressão.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Houve diferença significativa ($f < 0,05$) para interação e cobertura do solo, entre os tratamentos avaliados, (chuva após 30, 60, 120 e 240 minutos após aplicação). A intoxicação e a cobertura de solo diferiram ao longo dos dias após à aplicação dos herbicidas.

Houve interação significativa ($f < 0,05$) entre os tratamentos, tempo entre aplicação do herbicida e incidência de chuva, e dia após a aplicação do herbicida.

3.1 Controle de capim-braquiária

Houve efeito de tratamento para os dias 11, 14, 18 e 26 após aplicação, onde, neles somente o período de 30 minutos após a pulverização se diferenciou dos demais, pelo fato de ser o único tratamento sem à aplicação de herbicida, é possível verificar que a chuva foi capaz de

retirar o produto da braquiária, não havendo tempo suficiente para que ela absorvesse o glyphosate nos primeiros 30 minutos (**Figura 16 e Figura 17**).

Pode-se notar que, a chuva após à aplicação do herbicida aumentou a efetividade do controle (tratamentos: A, C, D, E, F), isso acontece pelo fato que no período em que foi aplicado o herbicida, a região do triângulo mineiro se encontrava em uma época de estiagem, ou seja, poucas chuvas, logo, as plantas de capim braquiária estavam desidratadas, desta forma a planta não consegue metabolizar de forma adequada o herbicida, levando em conta que, a eficácia de um herbicida pode ser prejudicada pela menor disponibilidade de água no ambiente em que a planta daninha alvo está instalada, influenciando diretamente na sua absorção, translocação e metabolismo (Mani, 2017) deste modo, quando ela teve contato com chuva simulada, a mesma pode metabolizar melhor o herbicida, aumentando a efetividade do controle. Barreto et al. (2017) observou que na medida em que o déficit hídrico foi aumentando, foi observado uma redução na eficiência de glyphosate no controle de capim-braquiária, Rocha-Pereira et al. (2012), também visualizou o mesmo efeito em *U. decumbes*.

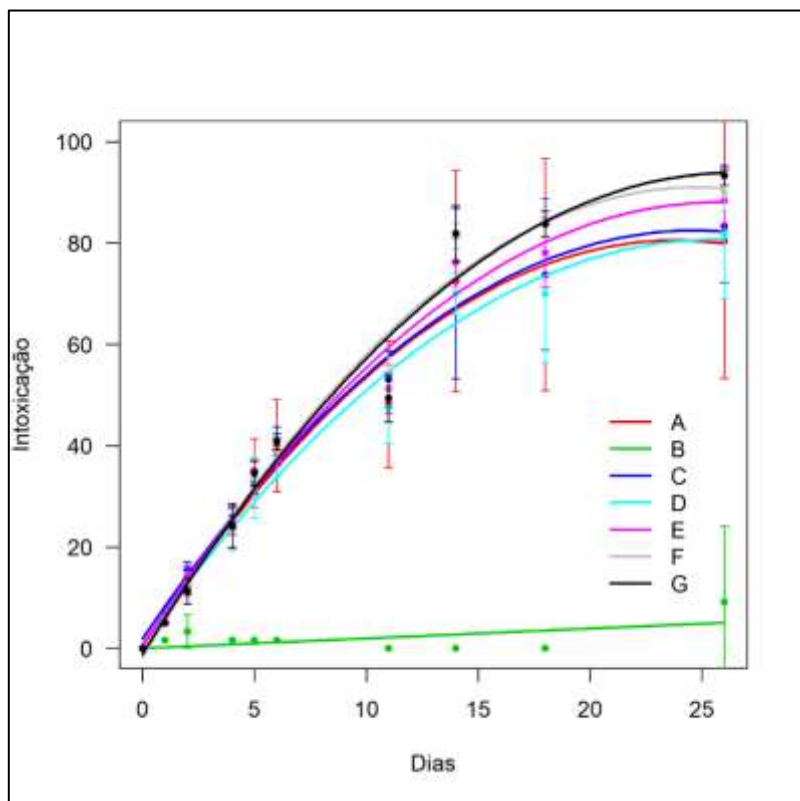


Figura 16 - Evolução dos valores de intoxicação visual (EWRC, 1964) em plantas de capim-braquiária submetidas à aplicação de glyphosate (2.170 g ha^{-1}) e a simulações de chuva (10mm) após o herbicida nos prazos de: 30' (C), 60' (D), 120' (F) e 240' (G). Parcelas sem chuva (A),

Parcelas sem herbicida (B). Equações das curvas e R²: **A**: $Y=-0,5594x^2+26,743x+2,4137$, R²=0,9734; **B**: $Y=0,0304x^2-1,232x+11,649$, R²=0,7657; **C**: $Y=-0,5058x^2+2539x+11,81$, R²=0,9894; **D**: $Y=-0,4742x^2+24,564x+5,1598$, R²=0,9785; **E**: $Y=-0,5204x^2+26,927x+4,0272$, R²=0,9812; **F**: $Y=-0,6308x^2+30,779x-11,979$, R²=0,9836; **F**: $Y=-0,5578x^2+29,173x-6,7845$, R²=0,9697; **G**: $Y=-0,6104x^2+30,627x-18,305$, R²=0,9763.

Durante a realização do experimento, o tratamento G (240 minutos) foi comprometido devido a uma chuva que ocorreu logo após a simulação de 240 min após aplicação, inviabilizando as análises deste tratamento, devido a isso, ele foi retirado das demais análises.

É possível ver claramente a intoxicação avaliação após avaliação no capim-braquiária, desta forma, pode-se relatar que, as plantas foram devidamente intoxicadas, sendo possível perceber a evolução dia-a-dia das mesmas.

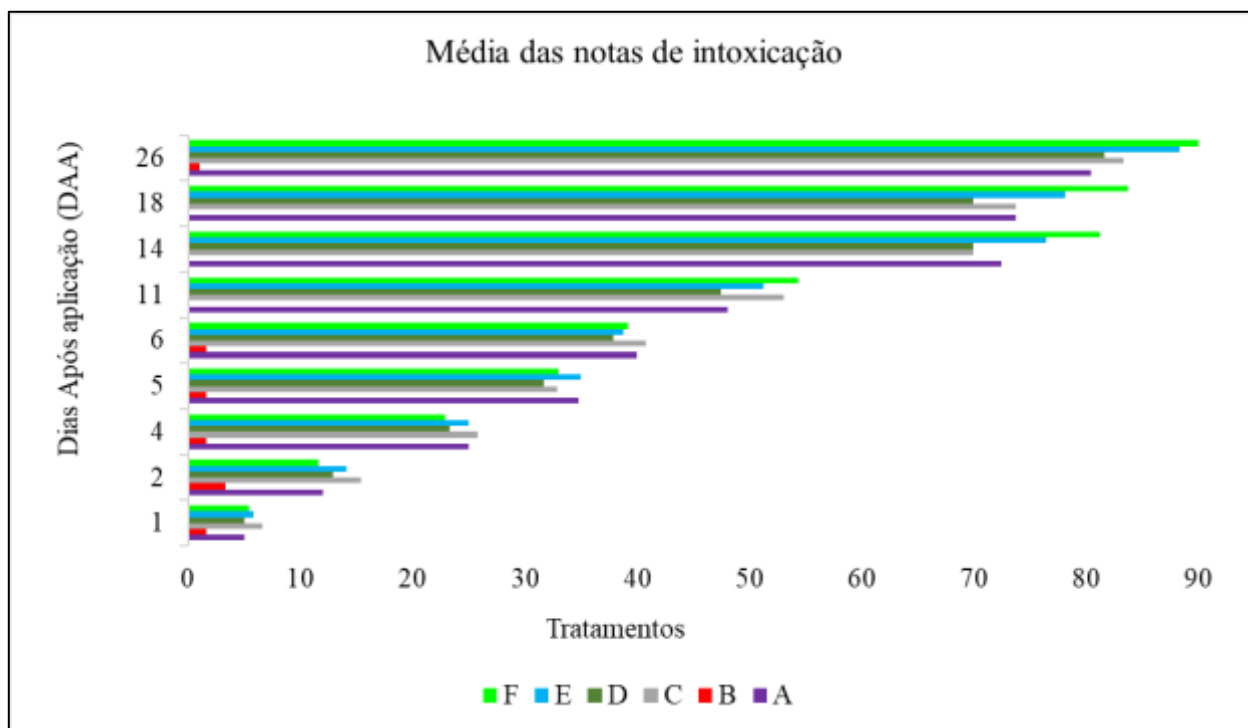


Figura 17. Evolução dos valores médios de intoxicação visual (EWRC, 1964) em plantas de capim-braquiária submetidas à aplicação de glyphosate (2.170 g ha⁻¹) e a simulações de chuva (10mm) após o herbicida nos prazos de: 30' (C), 60' (D) e 120' (F). Parcelas sem chuva (A), Parcelas sem herbicida (B).

3.1.1 Correlação entre os dados de observação *in loco* e os índices espectrais

Todos os índices espectrais apresentaram forte correlação com os dados coletados pelos avaliadores *in loco* (nota de intoxicação). Portanto, pode-se observar que os índices espectrais podem ser usados para análises remotas, onde, os índices BI, BGI, HI, HUE e SCI apresentaram correlação positiva com a intoxicação, quanto mais intoxicada a planta, maior será o valor apresentado pelo índice, já os demais índices, GLI, MPRI, SI, VARI, TGI, MGVRI E ExG, apresentaram correlações negativas: quanto maior a intoxicação, menor será os valores apresentado (**Figura 18**). Demonstrando que os índices espectrais possuem grande utilidade no meio agrícola, tal fato também foi observado em outros estudos que envolvem o comportamento espectral das plantas (Gitelson, 2002).

Dentre todos os índices, o que apresentou melhores resultados foi o HI, portanto, ele foi selecionado para análises com aprendizado de máquinas (*Deep Learning* – DL).

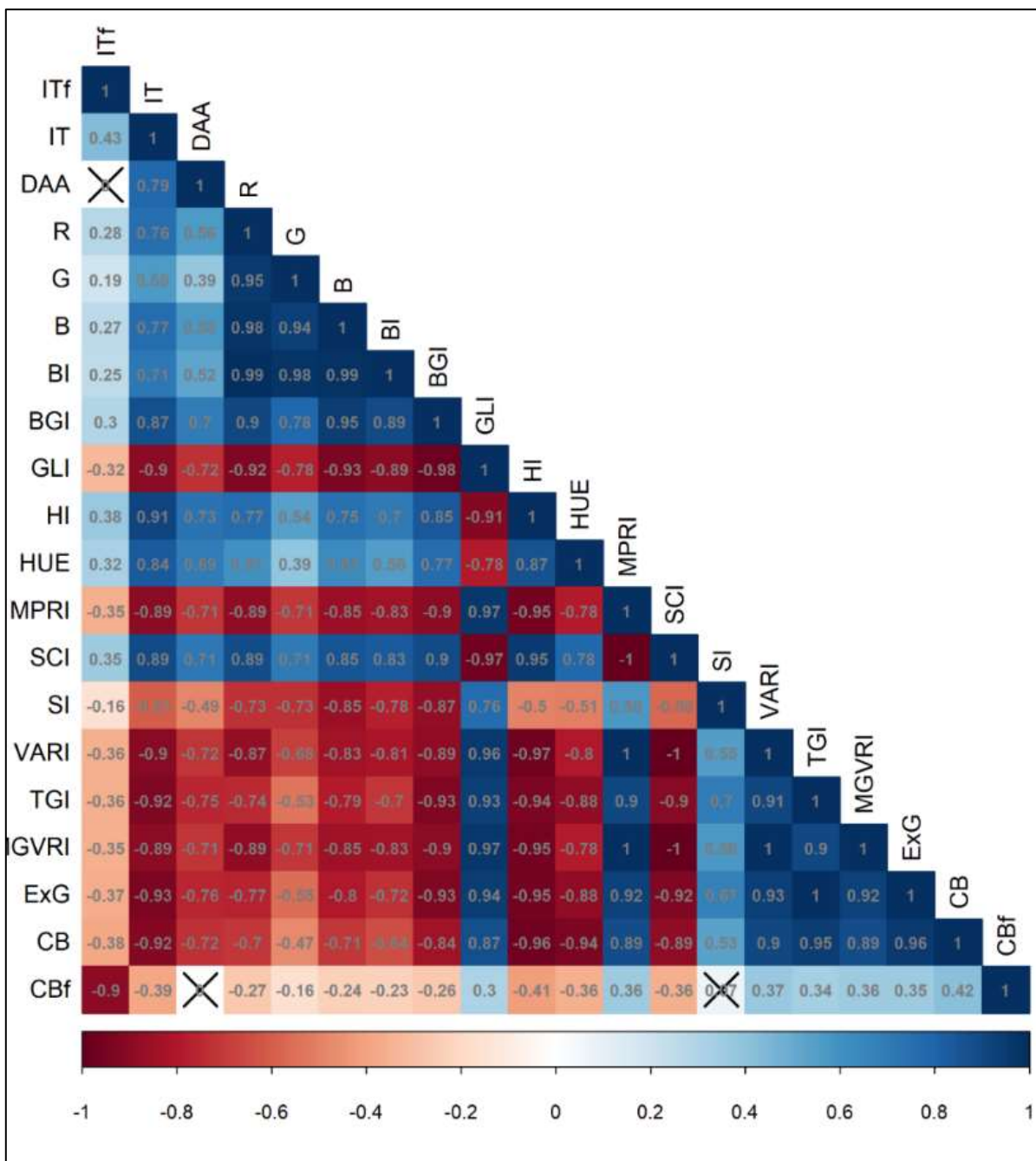


Figura 18. Correlação de Pearson a 5% de significância entre os índices espectrais, intoxicação da capim-braquiaria e cobertura vegetal. ITf: Intoxicação final; IT: Intoxicação a cada DAA; DAA: Dias após aplicação; R: Banda vermelha; G: Banda verde; B: Banda azul; BI; Brightness Index; BGI: Índice de pigmento verde azulado; GLI: Green Leaf Index; HI: Primary Colors Hue Index; HUE: Overall Hue Index; MPRI: Modified Photochemical Reflectance; SCI: Soil Color Index; SI: Spectral Slope Saturation Index; VARI: Visible Atmospherically Resistant Index using red edge and green bands; TGI: Triangular greenness index; MGVRI: Modified Green Red Vegetation Index; ExG: Excess of green; CB: Cobertura do solo; CBf: Cobertura do solo final.

O índice de vegetação HI (Primary Colors Hue Index) apresentou a maior correlação com a intoxicação final da braquiária dentre as bandas espectrais e índices espectrais estudados (**Figura 18**). Por meio desse índice é possível identificar a cor do solo, considerando como referência as cores primárias que são refletidas pela superfície (Escadafal et al., 1994).

Por meio do HI é possível diferenciar a superfície que está mudando a cor refletida com o passar dos dias, logo, o capim-braquiária muda a tonalidade em função do efeito sistêmico do glyphosate. As cores (visíveis) variam do verde até cor de palha. À medida que os voos foram realizados após a aplicação do herbicida, e, em função da configuração do programa, as parcelas foram adquirindo a cor verde, é possível validar esta informações visualizando as imagens a seguir (**Figuras 19, 20, 21, 22 e 23**).

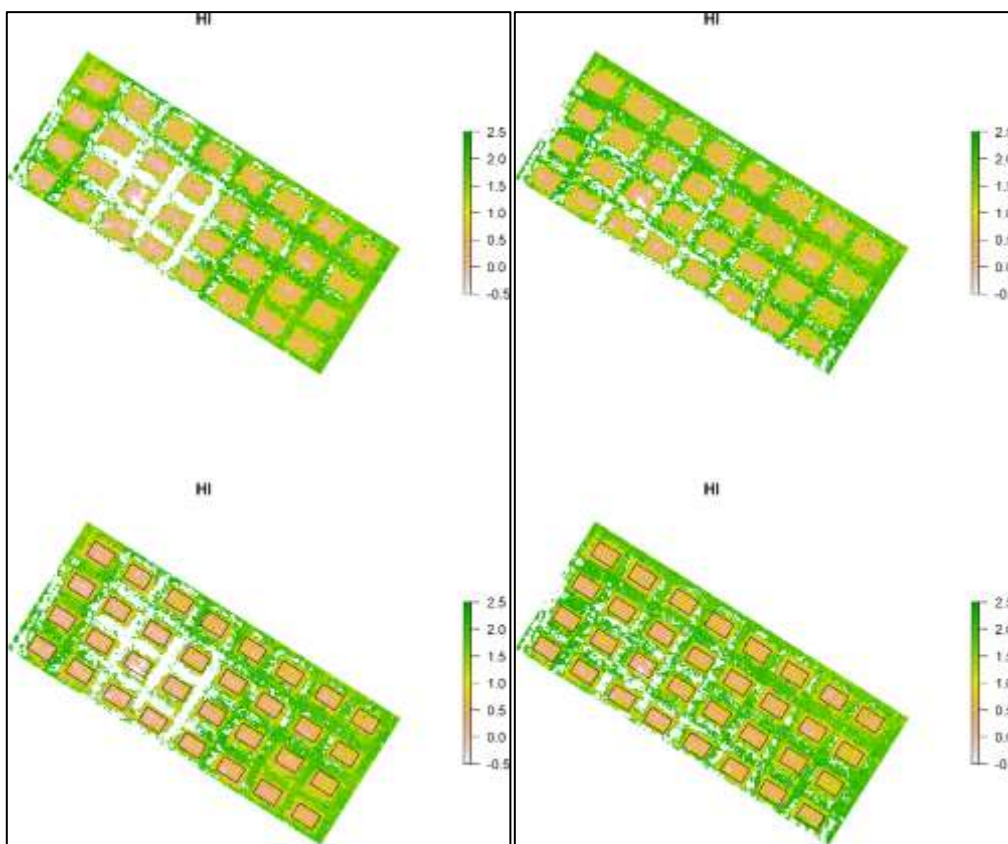


Figura 19 – Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para os dias 0 e 1 após aplicação.

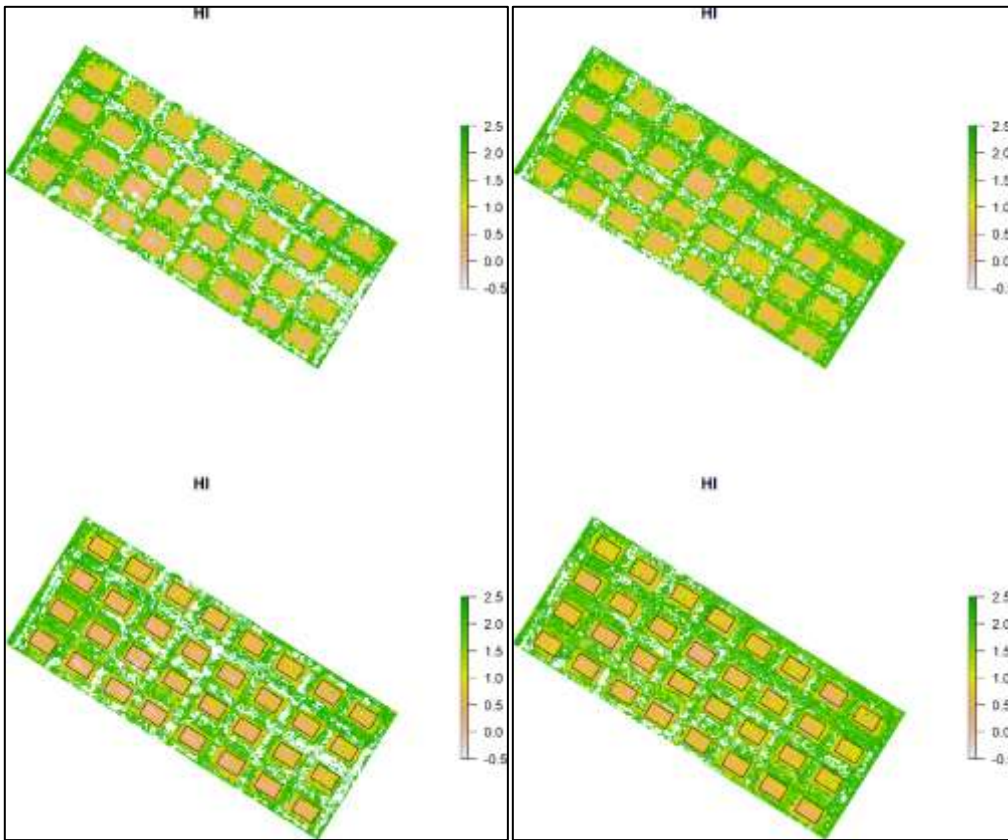


Figura 20 - Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para os dias 2 e 4

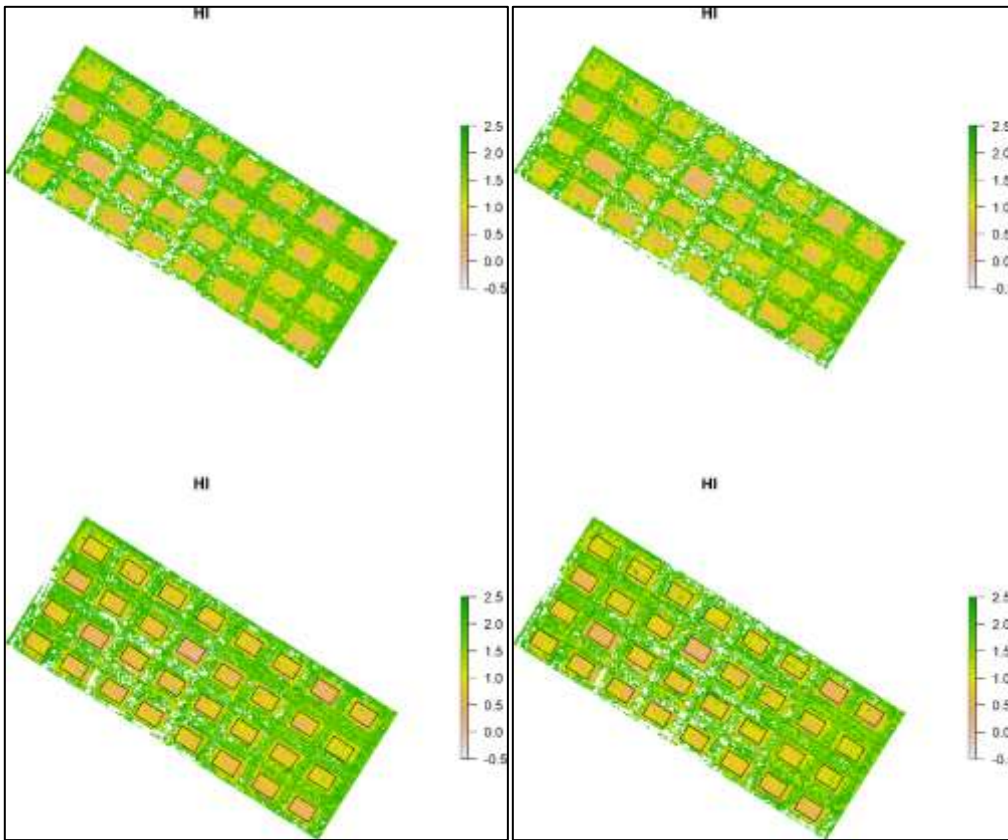


Figura 21 - Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para os dias 5 e 6.

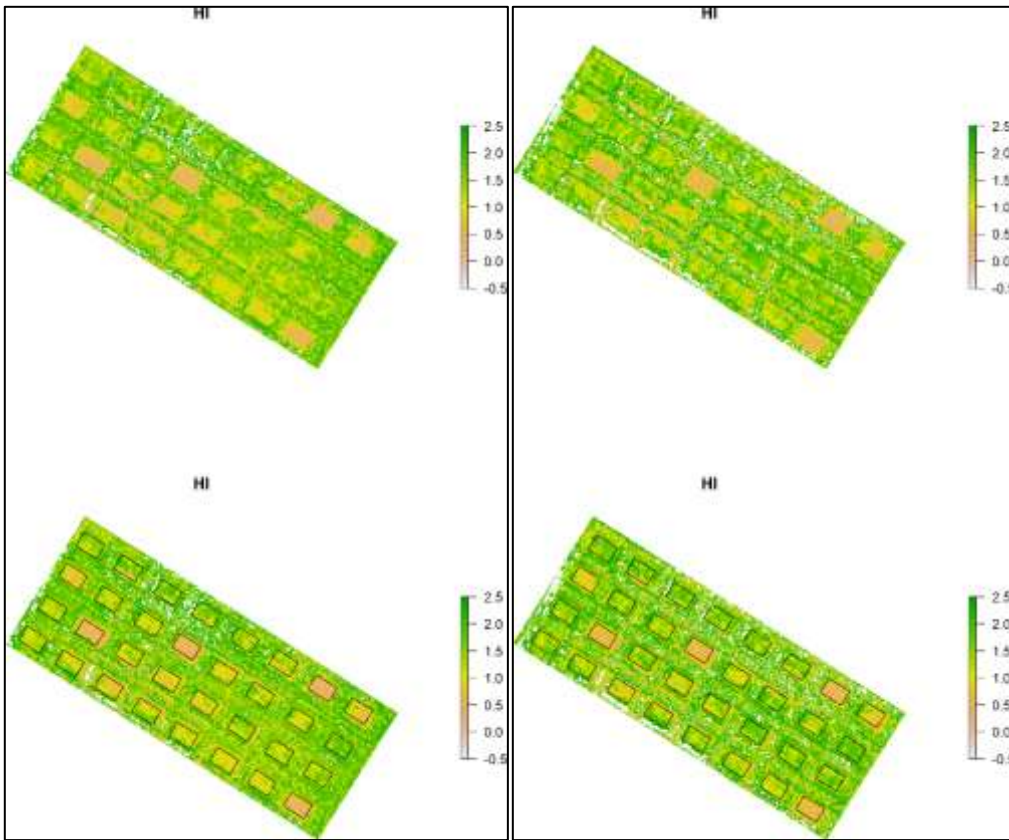


Figura 22 - Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para os dias 11 e 14.

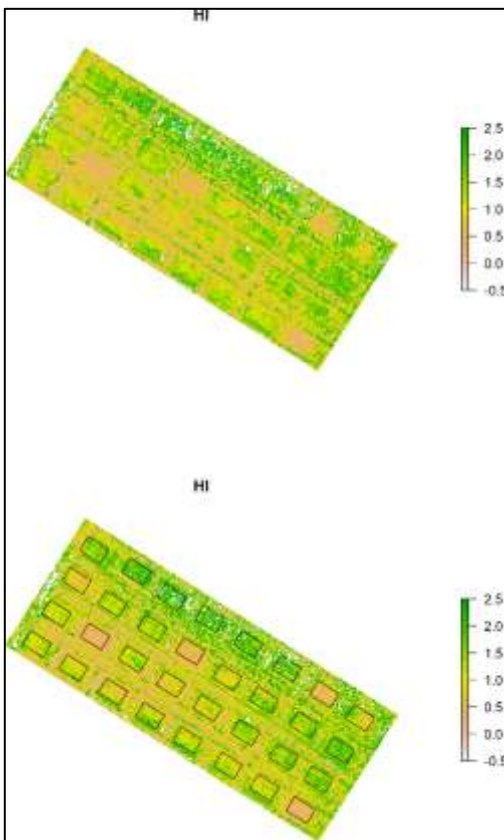


Figura 23 - Índice espectral HI (Primary Colors Hue Index) para o dia 18.

3.1.2 Escolhas do melhor modelo para criação do modelo preditivo

Dentre os três métodos selecionados para testes, citados no item 2.3, o que apresentou melhor resultados nos “treinamentos” para a predição foi o método de *Deep Learning*, que se baseia basicamente no aprendizado supervisionado da máquina. Portanto, tal método proporcionou o menor desvio padrão entre a intoxicação final observada e a predita (RMSE= 16,6 na validação) (**Figura 24**). Também é possível notar que o DL teve um melhor resultado que os outros modelos, obtendo assim um maior coeficiente de determinação ($R^2 = 77\%$) (**Figura 25**).

Ferreira et al. (2017) também utilizou o mesmo modelo (*Deep Learning*) para identificar plantas invasoras, ao qual ele apresentou 98% de precisão na classificação quanto ao tipo de plantas invasoras que se encontravam no local (gramíneas ou folhas largas). Onishe e Ise (2018) classificaram sete tipos de árvores utilizando o método de *Deep Learning*, os resultados foram satisfatórios, a precisão global atingiu 89,0% e a maioria das classes atingiu 85% a 95% de

precisão, com isso é apresentando um método mais econômico e disponível para a classificação de árvores.

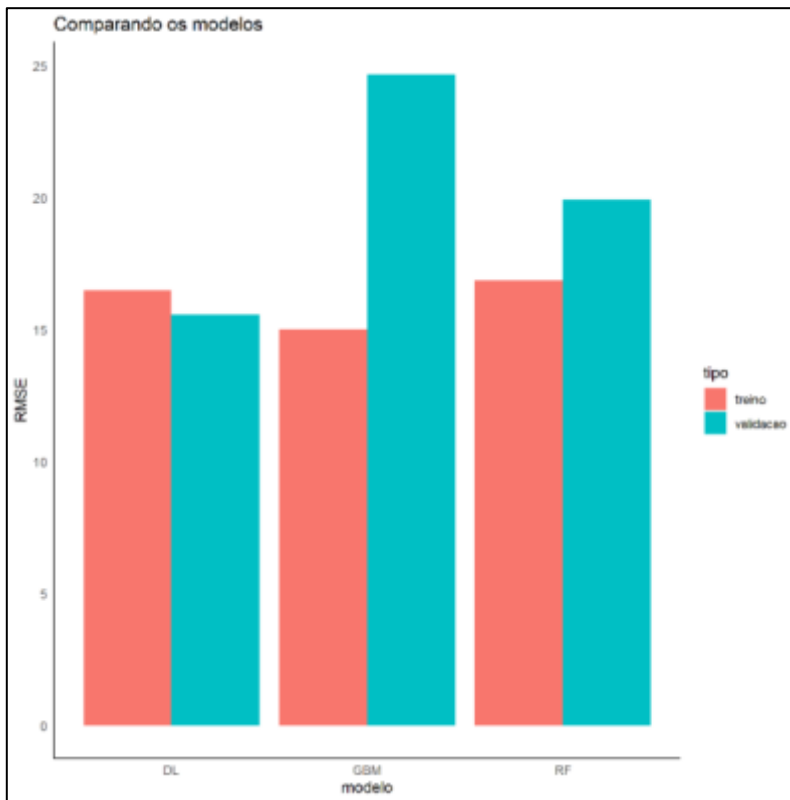


Figura 24. Comparação e aferição dos métodos de Redes neurais analisados (Desvio Padrão: RMSE).

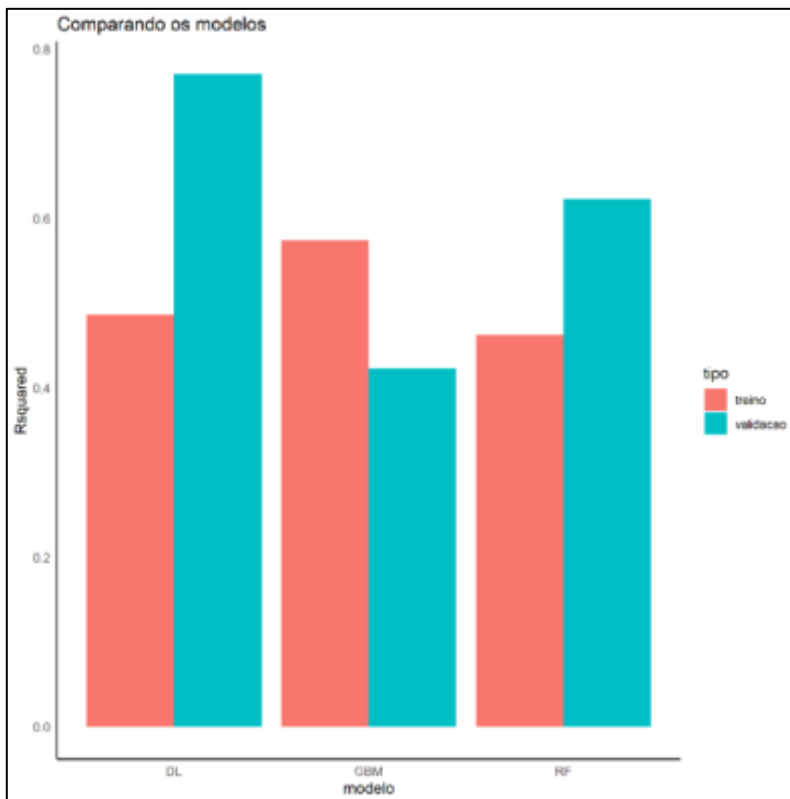


Figura 25. Comparação e aferição dos métodos de Redes neurais analisados (Coeficiente de determinação: R^2).

Ao analisar o gráfico de evolução do treino (linha azul) e da validação (linha laranja) (**Figura 26**), verifica-se que entre as épocas 80 e 100, a validação começa a ter melhor resultado que o treino, dada a menor raiz quadrada média do erro (RMSE). Dessa forma, a partir da época 87, o modelo apresenta melhor taxa de aprendizagem, ou seja, o algoritmo já “aprendeu” de forma satisfatória os dados estudados, podendo assim, demonstrar quando planta está intoxicada pelo herbicida.

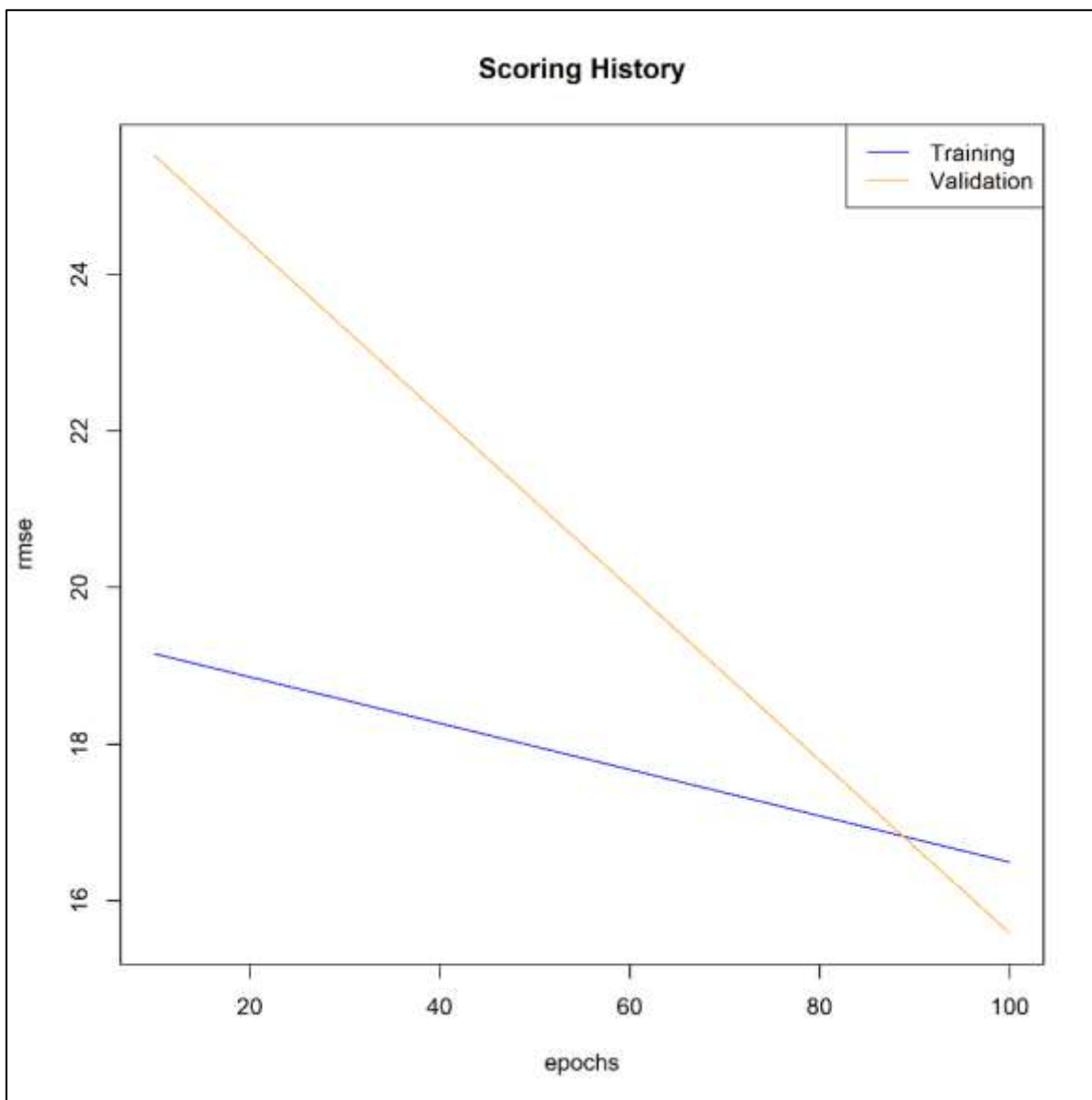


Figura 26 - Evolução do treino (linha azul) e da validação (linha laranja).

3.2 Deriva de glyphosate nas plantas de eucalipto.

Não houve diferença significativa entre os tratamentos e a testemunha ao longo do período de avaliação. Este fato pode ser devido à baixa dose de glyphosate aplicada. De acordo com Tuffi Santos et al. (2006), uma dose correspondente a 28% (345,6 g. ha⁻¹) da dose comercial de glyphosate provocou injurias como necroses intensas, enrolamento das folhas e murcha. Para

os mesmos autores, uma dosagem de 14% (172,8 g. ha⁻¹) provocou pequenas necroses e amarelecimento das folhas de eucalipto.

No presente trabalho, no tratamento correspondente a 15% (186 g. ha⁻¹) também foram observados amarelecimento e pequenas necroses, porém, de forma muito discreta na parte basal da planta. Como as fotografias foram capturadas a 20 m de altitude, é possível que a ausência de sintomas na parte superior da planta tenha impossibilitado a sensibilidade dos indicadores. Além disso, após a aplicação dos herbicidas, foram observadas chuvas na área, o que proporcionou crescimento acelerado das plantas de eucalipto. A vigor de crescimento da planta, proporcionado por oferta de água e nutrientes, está relacionado à metabolização rápida do herbicida e não observação de sintomas de intoxicação (Shaner, 2014).

Foi possível identificar visualmente necroses e sinais de intoxicação nos tratamentos que continham uma maior dose, demonstrando então que as plantas foram intoxicadas, mas foi somente no terço médio, logo, a planta não foi capaz de translocar a pequena quantidade absorvida, ou ela se dissipou no sistema da planta.

Figura 27. Doses de 186 e 124 g ha¹ respectivamente aos 5 DAA.



4 CONCLUSÕES

Os índices espectrais estudados (BI, BGI, HI, HUE e SCI GLI, MPRI, SI, VARI, TGI, MGVRTI E ExG) apresentados por capim-braquiaria após a aplicação de glyphosate se correlacionaram às notas de avaliação *in loco*.

Não houve correlação dos índices espectrais com os dados das plantas de eucalipto intoxicadas com subdosagens de glyphosate.

REFERÊNCIAS

AR HUETE, H. et al. "Um índice de cor do solo para ajustar o ruído do solo e da serapilheira em imagens de índice de vegetação de regiões áridas," Proceedings of IGARSS '94 - 1994 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol.2. pp. 1042-1043, 1994.

BARRETO, Lívia Felício et al. Efeito do paraquat e glyphosate sobre espécimes de poaceae e convolvulaceae em condições de déficit hídrico. Revista Brasileira de Herbicidas, [S.l.], v. 16, n. 3, p. 198-205, set. 2017.

BENDING et al. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation: Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. ELSEVIER, 2015. p.79-87. 12, 2015.

CHICHORRO, J. F. et al. Custos e índices econômicos de povoamentos de eucalipto do Programa Produtor Florestal no Espírito Santo. Pesquisa Florestal Brasileira, Colombo, v. 37, n. 92, p. 447-456, dez. 2017.

COELHO, R.M. et al. Avaliação econômica do uso da madeira de eucalipto para diferentes finalidades, na região do alto Jequitinhonha, MG. Revista Floresta, v. 46, n. 2, p. 155-164, 6, 2016.

Dalzotto, Artuzo. et al. Agricultura de precisão: inovação para a produção mundial de alimentos e otimização de insumos agrícolas. Revista Tecnologia e Sociedade. Vol. 13, núm.29, pp.146-161. 29,2017.

de OLIVEIRA, Y. M. M.; de Oliveira, E. B. As florestas plantadas e sua importância no contexto econômico e socioambiental do Brasil. 4º Encontro Brasileiro de Silvicultura, p. 435-439, abr. 2018.

EWRC. European Weed Research Council. Report of 3rd and 4th meetings of EWRC - Committee of Methods in Weed Research. 1964. Weed Research Oxford, v.4, n.1, 88, 1964.

FERREIRA, A. dos S.; FREITAS, D. M.; SILVA, G. G. da; PISTORI, H.; FOLHES, M. T. Weed detection in soybean crops using convnets. Computers and Electronics in Agriculture, Elsevier, v. 143, p. 314–324, 2017.

GITELSON, A. A. et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. Remote Sensing of Environment, 80(1), p. 76–87, abril. 2002.

GIULIETTI, A. et al. An Overview of Real-Time Quantitative PCR: Applications to Quantify Cytokine Gene Expression. Methods, 25(4), p. 386–401, 2001.

GUERRERO, J.M. et al. Support vector machines for crop/weeds identification in maize fields. Exp. Syst. Appl. 39, 11149-11155, abr, 2012.

HATFIELD, J. L. et al. Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. Agronomy Journal, Madison, v. 100, p. 117-131, 2008.

Hunt, E. R. et al. Remote Sensing Leaf Chlorophyll Content Using a Visible Band Index. Agronomy Journal, v.103(4), 1090. 2011.

INDÚSTRIA BRASILEIRA DE ÁRVORES. Relatório Anual Ibá. Brasília, Distrito Federal, 2020.

JENSEN, J.R. Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. 2ed. São José dos Campos, Parêntese, 604p., 2009.

JÚNIOR, B. O. Internacionalização de terras no Brasil: perspectivas para o setor de plantações de madeira. Revista de Relações Internacionais, v. 5 n. 2, p. 132-154, 2017.

LACERDA, S. W. K. Influência dos custos tributários na produção de madeira de eucalipto em tora em diferentes cenários. Dissertação de mestrado, Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, 2016.

LE MAIRE, G. et al. Calibration of a species-specific spectral vegetation index for Leaf Area Index (LAI) monitoring: example with MODIS Reflectance Time-Series on eucalyptus plantations. *Remote Sensing*, Basileia, Suíça, v. 4, pp. 3766-3780, 2012.

LOUHAICHI, M., Borman, M. M., & Johnson, D. E. Spatially Located Platform and Aerial Photography for Documentation of Grazing Impacts on Wheat. *Geocarto International*, 16(1), 65–70, 2011.

Mani, P. Impact of concurrent weed or herbicide stress with other biotic and abiotic stressors on crop production. In: Bagavathiannan, M.; Singh, V.; Govindasamy, P.; Abugho, S.B.; Liu, R. (Ed.). *Plant tolerance to individual and concurrent stresses*. 1.ed. New Delhi: Springer, p.33-45. 2017.

ONISHI, M.; ISE, T. Automatic classification of trees using a uav onboard camera and deep learning. arXiv preprint arXiv:1804.10390, 2018.

PEREIRA, F., ALVES, P. Herbicidas para o controle de plantas daninhas em eucalipto. *Revista Brasileira de Herbicidas*, v.14 n.4, p.333-347, 2015.

PEREIRA, L. et al. Controle químico de buva resistente a glyphosate é mais eficaz no pré-florescimento ou no rebrote? *Revista de Ciências Agroveterinárias*, v.15, n.1, p. 277-280, 2016.

PORTARIA Nº 112, DE 8 DE OUTUBRO DE 2018. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento/Secretaria de Defesa Agropecuária. Disponível em: <http://www.in.gov.br/materia/-/asset_publisher/Kujrw0TZC2Mb/content/id/45174395>. Acesso em: 07 abr. 2019.

RICHARDSON, A. J., and Wiegand, C. L., Distinguishing vegetation from soil background information, *PE&RS* 43, 1541-1552, 1997.

RODRIGUES, B.N.& ALMEIDA, F.S. Guia de herbicidas. 6.ed. Londrina: Edição dos Autores, p. 697, 2011.

Rocha-Pereira, M.R.; Klar, A.E.; Martins, D.; Souza, G.S.F.; Villalba, J. Effect of water stress on herbicide efficiency applied to *Urochloa decumbens*. *Ciencia e Investigación Agraria*, v.39, n.1, 2012.

SALGADO, P. et al. Manejo de Plantas Daninhas na Cultura do Eucalipto. In: P. MONQUEIRO, P. ed., *Manejo de Plantas Daninhas nas Culturas Agrícolas*, 1st ed. São Carlos: Patricia Andrea Monquero, p.113-120, 2014.

SARTORI, S. S. Proposta de otimização para reflorestamento de eucalipto utilizando multiprodutos. Tese de doutorado, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” Faculdade de ciências agrônômicas campus de Botucatu, p. 70, 2013.

SCHOWENGERDT, R.A. *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing*. 3rd Ed. Londres: Elsevier/Academic Press, p. 515, 2017.

SHANER, D. L. *Herbicide handbook*. Weed Science Society of America. p.632.954, 2014.

SILVA, F. et al. Deriva da aplicação de herbicidas sobre plantas cultivadas e nativas: uma revisão. *Revista Brasileira de Herbicidas*, v.15, n.1, p.79-88, 2016.

SISTEMA DE AGROTÓXICO FITOSSANITÁRIO (AGROFIT). Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Disponível em: <http://agrofit.agricultura.gov.br/agrofit_cons/principal_agrofit_cons>. Acesso em: 07 abr. 2019. Sociedade Brasileira da Ciência das Plantas Daninhas – SBCPD. *Procedimentos para instalação, avaliação e análise de experimentos com herbicidas*. Londrina: 42 p. 1995.

TAVARES, A. et al. Eucalyptus plantations as hybrid ecosystems: Implications for species conservation in the Brazilian Atlantic forest. *Forest Ecology and Management*. v.33, n.15, p.131-139, 2019.

TIBURCIO, R. A. S. et al. Crescimento de mudas de clones de eucalipto submetidos à deriva simulada de diferentes herbicidas. *Revista Árvore*, v.36, n.7, p.65-73, 2012.

TOLEDO, R. E. B. et al. Efeito de períodos de controle de plantas daninhas sobre o desenvolvimento inicial de plantas de eucalipto. *Planta Daninha*, v.18, p.395-404, 2000.

TUFFI SANTOS, L. D. et al. Crescimento do eucalipto sob efeito da deriva de glyphosate. *Planta Daninha*, v. 25, n.2. p.133-137, 2007.

Woebbecke, D. M., G. E. et al. Color Indices for Weed Identification Under Various Soil, Residue, and Lighting Conditions. *Transactions of the ASAE*, 38(1), 259–269.

Yang, Z.; Willis, P.; Mueller, R. Impact of Band-Ratio Enhanced AWIFS Image to Crop Classification Accuracy. In: *Pecora – The Future of Land Imaging... Going Operational*, 17. 2008, Denver, Colorado, USA. Proceedings... Maryland: (ASPRS), 2008.

ZARCOTEJADA, P., BERJON, A., LOPEZLOZANO, R., MILLER, J., MARTIN, P., CACHORRO, V., ... DEFRUTOS, A. Assessing vineyard condition with hyperspectral indices: Leaf and canopy reflectance simulation in a row-structured discontinuous canopy. *Remote Sensing of Environment*, 99(3), 271–287, 2005.

ZHANG, Q. *Precision Agriculture Technology for Crop Farming*. CRC Press, 1st Edition, Boca Raton, 374 p. 2015.