

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ZOOTECNIA E ENGENHARIA DE ALIMENTOS

ADRIANO APARECIDO VIRGÍLIO

**Desenvolvimento de software para extração de índices de vegetação com
base em processamento de imagens**

Pirassununga

2021

ADRIANO APARECIDO VIRGÍLIO

Desenvolvimento de software para extração de índices de vegetação com base em processamento de imagens

Versão corrigida

Dissertação apresentada à Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciências do programa de pós-graduação em Gestão e Inovação na Indústria Animal.

Área de Concentração: Gestão e Inovação na Indústria Animal.

Orientadora: Profa. Dra. Lilian Elgalise Techio Pereira

Pirassununga

2021

Ficha catalográfica elaborada pelo
Serviço de Biblioteca e Informação, FZEA/USP, com
os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Aparecido Virgílio, Adriano

A816d

Desenvolvimento de software para extração de índices
de vegetação com base em processamento de imagens /
Adriano Aparecido Virgílio; orientadora Lilian Elgalise Techio
Pereira. -- Pirassununga, 2021.

87 f.

Dissertação (Mestrado - Programa de Pós-Graduação em
Mestrado Profissional Gestão e Inovação na Indústria Animal) -
- Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos,
Universidade de São Paulo.

ADRIANO APARECIDO VIRGÍLIO

Desenvolvimento de software para extração de índices de vegetação com base em processamento de imagens

Dissertação apresentada à Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Gestão e Inovação na Indústria Animal.

Data de aprovação: 27/08/2021

Banca Examinadora

Prof. Dr. Carlos Alberto Ferreira Bispo

Instituição: Academia da Força Aérea

Profa. Dr. Ana Carolina de Sousa Silva

Instituição: Universidade de São Paulo, FZEA-USP

Prof. Dr. Guilherme Augusto Spiegel Gualazzi

Instituição: Academia da Força Aérea

AGRADECIMENTOS

À Profa. Lilian, pela orientação incondicional, competência, profissionalismo e dedicação tão importantes para a minha formação.

Ao Prof. Adriano, pela dedicação, apoio e todo conhecimento compartilhado.

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

RESUMO

VIRGÍLIO, Adriano Aparecido. **Desenvolvimento de software para extração de índices de vegetação com base em processamento de imagens**. 2021. 87 f. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Universidade de São Paulo, Pirassununga, 2021.

Através das Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC), a agricultura passa pela sua quarta evolução. Métodos computacionais para auxílio à tomada de decisões e planejamento têm sido desenvolvidos, permitindo ao setor ampliar seu controle sobre a produção, reduzir custos, aumentar produtividade e a rentabilidade. Tecnologias como sensores, fotografias de drones e técnicas de visão computacional ajudam na obtenção de informações nas lavouras e pastagens. Apesar de haver muitas opções tecnológicas, o uso de tais tecnologias ainda é uma realidade distante para muitos agricultores e pecuaristas. Por meio de índices de vegetação extraídos de imagens de folhas isoladas das plantas é possível explorar as propriedades espectrais da vegetação. Tendo em vista este cenário, o intuito deste trabalho foi desenvolver um software capaz de calcular índices de vegetação com base em imagens de folhas utilizando câmeras RGB de baixo custo de um aparelho celular. Um software *web* para processamento de imagens foi implementado em linguagem PHP com objetivo de extrair as bandas correspondentes de vermelho (R), verde (G) e azul (B) das imagens, que serviram de base para determinar os índices de vegetação (IV's). Por se tratar de um software *web* (*WebApp*) com *layout* responsivo, seu acesso pode ser realizado de qualquer computador com navegador (*browser*), *tablet* ou *smartphone* com acesso à internet, além de oferecer uma experiência de uso muito similar à de um aplicativo nativo. O software calcula através dos valores médios do RGB os seguintes IV's: R, G, B, R_N, G_N, B_N, H, S, V, Vari_{green}, DGCI, ExG, ExR, ExGR, MExG, CIVE, VEG e COM. Um software de processamento de imagens, usado em campo, tem potencial para extrair IV's que podem ser utilizados para diversos fins como sensoriamento remoto de plantações, quantificar e estimar concentrações de nitrogênio e identificar doenças em plantas.

Palavras chaves: Agricultura, RGB, *Smartphone*, PHP, *Webapp*.

ABSTRACT

VIRGÍLIO, Adriano Aparecido. **Software development for extracting vegetation indices based on image processing**. 2021. 87 f. Dissertação (Mestrado). Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, São Paulo, Pirassununga, 2021.

By means of Information and Communication Technologies (ICT), agriculture is undergoing its fourth evolution. Computational methods were developed to support decision making and planning, allowing the sector to expand control over production, save costs, increase productivity and profitability. Technologies such as sensors, drone photography and computer vision techniques help to obtain information about crops and pastures. Although there are many technological options, the use of these technologies is still a distant reality for many owners and ranchers. Through vegetation indices extracted from the right leaves of plants it is possible to explore how the spectral properties of vegetation. Given this scenario, the objective of this work was to develop a software capable of calculating vegetation indices from images of low-cost RGB compensation sheets from a mobile device. A web software for image processing was implemented in PHP language to extract the corresponding bands of red (R), green (G) and blue (B) from the images, which served as the basis for the determination of vegetation index (VI's). As it is a web software (webApp) with a responsive layout, it can be accessed from any computer with a browser (browser), tablet or smartphone with internet access, in addition to offering a user experience very similar to that of a native application. The software calculates through the average RGB values of the following IV's: RG, B, RN, GN, BN, H, S, V, VARIgreen, DGCI, ExG, ExR, ExGR, MExG, CIVE, VEG and COM. Image Processing Software, used in the field, has the potential to extract IVs that can be used for various purposes, such as remote crop sensing, quantification and estimation of nitrogen operations, and identification of plant diseases.

Keywords: Agriculture, RGB, Smartphone, PHP, Webapp.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Sistema de coordenadas na formação de uma imagem	20
Figura 2 - Etapas fundamentais em processamento de imagens	22
Figura 3 - Espectro eletromagnético	24
Figura 4 - Os espaços de cores CMY e CMYK	25
Figura 5 - Cubo do espaço de cor RGB	25
Figura 6 - Modelo HSB (Matiz, saturação e brilho)	26
Figura 7 - Diagrama que representa o espaço de cores HSV	27
Figura 8 - Diferentes padrões de reflectância da folha.	29
Figura 9 - Diagrama esquemático da interação da luz com o tecido foliar	30
Figura 10 - Ciclo de desenvolvimento identificando as fases de análise, projeto	39
Figura 11 - Mapa conceitual com características do banco de dados	40
Figura 12 - Dinâmica da comunicação entre o navegador do usuário e o servidor	42
Figura 13 - Esquema demonstrando as etapas do projeto	45
Figura 14 - Diagrama de caso de uso	47
Figura 15 - Diagrama de classes do sistema	48
Figura 16 - Diagrama de sequência	49
Figura 17 - Diagrama de estados	50
Figura 18 - Diagrama de atividades UML	50
Figura 19 - Diagrama de atividades descrevendo o fluxo de operações	51
Figura 20 - Diagrama de atividades do processo de enviar imagem	51
Figura 21 - Diagrama de atividades processar imagens	52
Figura 22 - Diagrama de atividades exportação de imagem	52
Figura 23 - Logo do software ImageVI's	53
Figura 24 - Lâminas foliares	54
Figura 25 - Prancheta ofício A4 em MDF	54

Figura 26 - Disposição da lâmina foliar da planta, objeto	55
Figura 27 - Aquisição de imagem usando smartphone	55
Figura 28 - Diagrama representando as etapas do processamento de imagem	56
Figura 29 - Escala de Kelvin	59
Figura 30 - Representação de imagens de folhas	59
Figura 31 - Página inicial para obter acesso ao sistema	61
Figura 32 - Evidências de funcionalidade do layout responsivo	63
Figura 33 - Janela modal para inserção de informações	64
Figura 34 - Tela de gerenciamento de experimentos	65
Figura 35 - Processo de envio de imagens ao software	65
Figura 36 - Envio de imagens para processamento a partir de um smartphone	66
Figura 37 - Image Dashboard	67
Figura 38 - Imagem original, imagem binária e imagem original com background removido	67
Figura 39 - Procedimentos e configurações necessárias no ImageJ	71
Figura 40 - Ferramenta online Image Color Picker	72
Figura 41 - ImageVI's: manual do usuário	74
Figura 42 - Certificado de Registro de Programa de Computador	74

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	10
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	11
2.1 O uso da análise de imagens e suas aplicações na agricultura.....	11
2.2 Etapas do processamento digital de imagens.....	19
2.3 Modelo de cores RGB e HSV	23
2.4 Procedimento para aquisição de imagens	27
2.5 Índices de vegetação	29
2.6 Etapas de construção de um software	35
3. OBJETIVOS.....	44
3.1 Objetivo geral	44
3.2 Objetivos específicos	44
4. MATERIAL E MÉTODOS.....	44
4.1 Requisitos Funcionais	45
4.2 Atores do Sistema	47
4.3 Implementação do software	52
4.4 Aquisição de imagens	53
4.5 Processamento digital de imagens	56
4.6 Índices de vegetação	57
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	58
5.1 Requisitos de aquisição de imagens.....	58
5.2 Implementação do software ImageVI's	60
5.3 Validação do software ImageVI's	68
5.4 Manual do usuário	73
5.5 Registro do Software	73
6. CONCLUSÃO	74
REFERÊNCIAS	76

1. INTRODUÇÃO

A agricultura tem passado pela sua quarta evolução chamada de Agricultura 4.0, integrando as Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC) nas práticas agrícolas tradicionais através do sensoriamento remoto, visão computacional, internet das coisas, veículos aéreos não tripulados, e aplicativos para smartphones que permitem o monitoramento de uma ampla gama de parâmetros agrícolas (BOURSIANIS et al., 2020; KLERKX; JAKKU; LABARTHE, 2019).

Com o lançamento do primeiro satélite de sensoriamento remoto totalmente projetado no Brasil, o Amazônia-1 em 28 de fevereiro de 2021, para monitoramento do desmatamento principalmente na região amazônica, abrem-se novas possibilidades de uso dos dados obtidos através de sua câmera WIF (*Wide Field Imaging*) na agricultura de precisão. Há diversas técnicas de sensoriamento remoto, onde as informações do campo são obtidas de forma não-destrutiva, rápida e a distância, tornando-se um importante braço da agricultura de precisão na obtenção e tratamento dos dados de campo estimando produtividade, avaliação nutricional, avaliação da necessidade hídrica das plantas, detecção de pragas e doenças (SHIRATSUCHI et al., 2014).

Há uma nova tendência no comportamento de agricultores que desejam se manter conectados e perceberam nas TIC o potencial para transformar toda a dinâmica do trabalho em campo, utilizando softwares e suas diversas aplicações para resolver os problemas. Na agricultura de precisão também é possível se utilizar de tecnologias como sensores, fotografias de drones e técnicas de visão computacional para obter informações das lavouras, a fim de auxiliar os agricultores na tomada de decisão (REDOLFI et al., 2020).

A visão computacional é definida como o processo de análise de imagens automaticamente para obter inferências (KAMATH; BALACHANRA; PRABHU, 2018), e tem sido amplamente utilizada na agricultura para realizar o trabalho do olho humano no registro, mensuração e arquivamento de informações das plantas com maior precisão e eficiência (TIAN et al., 2020).

Apesar de ser ter tantas opções tecnológicas, o uso de sensoriamento por satélite, VANT ou por câmeras multiespectrais ainda é uma realidade distante para muitos produtores agrícolas e pecuaristas. Para que as técnicas da agricultura de precisão com sistemas de visão computacional sejam utilizadas de forma ampla é necessário reduzir os custos de tais

tecnologias, o que é possível através de câmeras RGB em combinação com softwares para análise de imagens (BERNARDI; PEREZ, 2014).

A popularização das câmeras digitais de baixo custo permite capturar imagens das folhas das plantas com alta resolução em campo, e registrar informações espectrais de bandas na faixa do visível (400 a 700 nm), que incluem os componentes vermelho, verde e azul (em inglês *red*, *green* e *blue* ou RGB) (WANG et al., 2014). Os dados de reflectância da banda espectral, por meio de equações podem gerar diferentes índices de vegetação para auxiliar na identificação de algum parâmetro da cultura (MOLIN; AMARAL; COLAÇO, 2015).

Através dos índices de vegetação é possível explorar as propriedades espectrais da planta relacionados aos seus parâmetros biofísicos, seja analisando o dossel ou as folhas de forma isolada (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

Os *smartphones* convencionais equipados com câmeras digitais são uma opção de baixo custo e com potencial a ser explorado na agricultura de precisão (MENDES et al., 2020).

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 O uso da análise de imagens e suas aplicações na agricultura

A agricultura representa um importante papel dentro do setor econômico em muitos países no mundo, principalmente naqueles em desenvolvimento, sendo sua principal fonte de renda, porém, muitas são as dificuldades e intempéries que afetam toda a cadeia produtiva, gerando perda na ordem de 20% a 40% devido a pragas e doenças. Mesmo com o uso de toneladas de agrotóxicos anualmente, é necessária a adoção de novas tecnologias na busca pelo aumento da produção e preservação do meio ambiente (REDOLFI et al., 2020). A prática da agricultura na sua forma mais ampla, é em si uma atividade econômica que precisa ser minimamente sustentável. O uso de grandes máquinas agrícolas consegue tratar facilmente grandes áreas cultiváveis de maneira uniforme, o que não torna a atividade otimizada, pois nem o solo nem a cultura são uniformes, havendo diferenças intrínsecas dentro das áreas produtivas, que necessitam de tratamentos diferenciados (MOLIN; AMARAL; COLAÇO, 2015).

A investigação na agricultura visa o aumento da produtividade e da qualidade do que se produz, diminuindo despesas e elevando os lucros atrelado com a demanda de muitos países pelo controle de pragas e doenças sem o uso de métodos químicos (MUNDADA; GOHOKAR, 2013). Tradicionalmente, o diagnóstico de anomalias em plantas causadas por doenças, pragas,

deficiências nutricionais ou condições climáticas extremas, é realizada por mão de obra especializada, no entanto, isso é caro, demorado e, em alguns casos, impraticável, uma vez que a detecção rápida e precisa de doenças em plantas é crítica para aumentar a produtividade agrícola de forma sustentável.

O processamento de imagens pode ser utilizado na agricultura no desenvolvimento de softwares para os mais diversos fins, como o acompanhamento e reconhecimento de folhas, caules, frutos doentes, tamanho e porcentagem de uma determinada área afetada por vários tipos de doenças (REDDY; REDDY; SUJATHA., 2020). Detectar e controlar pragas e doenças precocemente é um grande desafio na área agrícola, e o uso das técnicas de visão computacional com o processamento de imagens tem grande perspectiva de ajudar na tomada de decisão em relação ao manejo e a proteção das plantas, sem a necessidade do uso excessivo de agrotóxicos prejudiciais ao solo, à vegetação, aos animais e aos seres humanos (SREELAKSHM; PADMANAYANA, 2015). A inovação imposta pelo desenvolvimento de softwares para detecção e classificação de pragas e doenças em culturas agrícolas, através do uso de câmeras convencionais, tem causado grande impacto devido a sua precisão, redução do tempo necessário para realizar tal trabalho e consequentemente diminuição da mão de obra necessária (REDDY; REDDY; SUJATHA., 2020).

Isso justifica a importância de pesquisas sobre o uso de técnicas de processamento de imagem para o reconhecimento de doenças em plantas, utilizando imagens RGB devido ao baixo custo e alta da disponibilidade das câmeras digitais (NGUGI; ABELWAHAB; ABO-ZAHHAD, 2020) .

Entre os muitos desafios existentes na área agrícola, há também o de encontrar métodos para identificar e quantificar de maneira automática e rápida espécies invasoras com potencial para prejudicar a produtividade (MARQUES; ULSON, 2018).

Para Tang et al. (2016), os métodos atuais de controle das infestações de ervas daninhas com a pulverização de grandes áreas agrícolas, além de ser um desperdício de herbicida e de mão de obra, leva à poluição do meio ambiente e causa problemas de qualidade nos alimentos, impedindo o desenvolvimento agrícola sustentável. Plantas invasoras e ervas daninhas, além de competir por recursos naturais em áreas agrícolas afetando a qualidade da cultura instalada, também interferem em áreas florestais prejudicando o desenvolvimento da vegetação nativa (MARQUES; ULSON, 2018). As plantas daninhas também podem atuar como hospedeiras de pragas e doenças, produzindo compostos químicos danosos à cultura, causar toxicidade em animais e no homem, ajudar na propagação de incêndios e prejudicar o

manejo e a colheita (VASCONCELOS; SILVA; LIMA, 2012). O controle e manejo de plantas invasoras ou ervas daninhas também pode se beneficiar da visão computacional com o processamento de imagens. As plantas invasoras ou daninhas necessitam para o seu desenvolvimento, dos mesmo fatores exigidos pela cultura agrícola (água, luz, nutrientes e espaço), já o grau de interferência que elas causam vai depender do tamanho da comunidade infestante e do período de convivência (VASCONCELOS; SILVA; LIMA, 2012).

Montalvo et al. (2012) e Guerrero et al. (2013) propuseram métodos de detecção de ervas daninhas usando a visão computacional com processamento de imagens em tempo real, combinando índices de vegetação adequados para a separação da planta verde e a identificação das linhas de cultivo para segmentar o que se tratava da cultura do milho e o que pode ser considerado plantas invasoras ou ervas daninhas.

Hamuda et al. (2017) utilizaram a visão computacional e o processamento de imagens digitais em lavouras de couve-flor e repolho, para discriminar o que era a cultura, ervas daninhas e solo com alta sensibilidade e precisão nos resultados. Torres-Sánchez et al. (2014) evidenciaram em campos de trigo que índices de vegetação obtidos através de uma câmera comercial de baixo custo instalada em um veículo aéreo não tripulado (VANT), acuidade na classificação da vegetação a uma determinada altura, abrindo a possibilidade do uso dessa tecnologia na detecção e mapeamento de áreas com ervas daninha dentro da cultura, ou para diversos outros propósitos dentro da agricultura de precisão. Yu et al. (2013) propuseram um método automático para acompanhar o estado de crescimento das plantas em campos de milho em consórcio com trigo, baseado em visão computacional com processamento de imagens adquiridas através de câmeras digitais, para detectar a emergência e o estado de três de folhas, pontos críticos de crescimento do milho. Esse estudo de Yu et al. (2013) demonstraram que há grande potencial para detecção automática dos estágios de crescimento da cultura em relação ao método de observação manual, que é demorado e trabalhoso.

Baseando-se no trabalho de Montalvo et al. (2013), sobre a identificação das linhas de cultura para separar ervas daninha, Crulhas et al. (2018) propuseram, com o processamento de imagens, identificar e mensurar as áreas onde houve falhas no processo de germinação. Essa abordagem de Crulhas et al. (2018) busca fornecer informações aos agricultores auxiliando na tomada de decisão sobre como manter o plantio atual, ou no caso de grandes áreas com o mesmo problema, refazer todo o processo de semeadura, evitando perdas maiores de produção.

Falhas no processo de germinação podem estar relacionadas com a qualidade das sementes utilizadas. Segundo Silva e Cicero (2014) a qualidade das sementes é definida pelos

componentes genéticos, sanitários, físicos e fisiológicos, sendo que o último representa a capacidade de germinação e o vigor da semente, mensurados através de testes, que envolvem medição manual da velocidade e uniformidade de crescimento, o que pode demorar e variar de laboratório para laboratório. Brunet et al. (2016) citam em seu trabalho que os testes tradicionais do vigor das sementes são um processo árduo e moroso, e que a determinação do comprimento da plântula e o vigor das sementes de trigo realizado através do processamento de imagens obtidas através de câmeras digitais se mostrou bastante eficiente.

Muitos outros pesquisadores citaram as vantagens do uso do processamento de imagens para avaliar o potencial fisiológico de sementes em relação aos métodos tradicionais de avaliação, tais como: Sako et al. (2001) trabalhando com sementes de alface; Hoffmaster et al. (2005) com sementes de soja e milho; Zabot et al. (2008) observando sementes de feijão; Marchi, Cicero e Gomes Junior (2011) trabalhando com sementes de amendoim tratadas com fungicida; Alvarenga, Marcos-Filho e Gomes Junior (2012) com sementes de milho super doce; Silva, Gomes Junior e Cicero (2012) com sementes de trigo; Chiquito, Gomes Junior e Marcos-Filho (2012) com sementes de pepino; Silva et al. (2012) com sementes de crotalária; Silva e Cicero (2014) com sementes de tomate; Barbosa et al. (2016) com sementes de amendoim e Medeiros, Pereira e Silva (2018) com sementes de milho.

A densidade de plantas por hectare é um importante componente de rendimento com diversas variáveis que interferem na quantidade de plantas, tais como, o uso de sementes de qualidade, maquinário agrícola adequado, velocidade correta durante o plantio e condições climáticas adequadas no momento da semeadura (KITANO et al., 2019).

Segundo Kitano et al. (2019), quantificar corretamente a densidade das plantas tem implicações na gestão da safra, prevendo produtividade, tomando decisões importantes durante o manejo da safra atual e planejando as próximas, no entanto, o método mais comum e frequentemente usado envolve a medição manual, técnica pouco precisa e inviável em grandes propriedades.

García-Martínez et al. (2020) explicam em seu estudo que a produtividade da cultura de milho pode ser melhorada estimando com maior precisão a densidade das plantas, e que as novas tecnologias de aquisição de imagens digitais, com uso de câmeras RGB comerciais com alta resolução espacial, mais baratas do que sensores hiper espectrais, oferecem possibilidade de contagem automática das plantas de milho e boa estimativa da densidade de plantio na cultura.

Com bases nos resultados obtidos do seu trabalho sobre contagens de plantas em cultura de milho, Kitano et al. (2019) afirmam que a adoção de novas tecnologias como VANTs, sensores RGB, processamento de imagens e aprendizado de máquina estão mudando os conceitos da agricultura tradicional, e abrindo novas possibilidades de pesquisa na área. Os nutrientes minerais têm um importante papel no desenvolvimento das plantas e a insuficiência ou ausência de um deles afeta todo o seu metabolismo (ROMUALDO et al., 2014). A faixa de suficiência de uma planta está relacionada como uma série de nutrientes (micronutrientes e macronutrientes) essenciais necessários ao seu desenvolvimento.

A particularidade de cada planta define a largura dessa faixa de suficiência que pode ir de deficiente, quando um nutriente essencial não está disponível em quantidade suficiente para atender a todos os requisitos da planta, a toxicidade quando um nutriente encontra-se em excesso nos tecidos da planta, sendo a última a menos comum (UCHIDA, 2011) (MCCAULEY; JONES; JACOBSEN, 2011). Quando o estresse abiótico atinge um determinado nível, causa alterações morfológicas, fisiológicas e bioquímicas nas plantas, com mudanças de fenótipo como cor das folhas, altura, textura, reflectância de luz e etc., sintomas, que só podem ser restaurados quando houver a suplementação do elemento em deficiência (LI et al., 2020).

A detecção do estado nutricional das plantas de uma cultura é feita ou através de análises químicas destrutiva ou pela diagnose visual das folhas, sujeita a erros de interpretação já que o nível de ausência de nutriente gera um padrão de mudanças na superfície da planta. As dificuldades presentes nos métodos atuais de detecção nutricional das plantas criaram a necessidade de novas tecnologias para a avaliação do estado nutricional das plantas (ZÚÑIGA, 2012).

As mudanças fisiológicas causadas pelo estresse nutricional, possibilitam que a análise nutricional das plantas possam ser realizadas com base em imagens RGB (LI et al., 2020). Essas particularidades nas plantas permitiram o desenvolvimento de diversos trabalhos buscando identificar a deficiência de nutrientes através de fenótipos que podem ser analisados pela visão computacional através do processamento de imagens digitais. Tewari et al. (2013) realizaram experimentos de campo em culturas de arroz para avaliar o teor de nitrogênio através do processamento de imagens RGB, adquiridas por câmeras convencionais instaladas em um carrinho de quatro rodas para se locomover pelos campos alagados de arroz.

Wang et al. (2014), no trabalho em campos de arroz com diversas cultivares sob luz natural, concluíram que a cor das folhas da cultura estava intimamente relacionada com o *status*

de nitrogênio, podendo ser facilmente quantificado com uma câmera digital e software de processamento de imagens.

Rorie et al. (2011) comprovaram que o uso de imagens digitais tem potencial para analisar e determinar o nível do status de nitrogênio em cultura do milho. Zermas et al. (2020) também apresentaram uma estrutura de automação com visão computacional e processamento de imagens de alta resolução, obtidas através de drones com sensores RGB de baixo custo para detectar deficiências de nitrogênio e sua severidade em campos de milho.

Baesso et al. (2007) e Haim et al. (2012) foram capazes de avaliar o *status* de nitrogênio em feijoeiro através de imagens digitais obtidas por meio de uma câmera colorida digital, em ambiente controlado e depois processadas através de software de processamento de imagens.

Mercado-Luna et al. (2010) comprovaram o método baseado no processamento de imagens coloridas com clorofilômetro para diagnosticar deficiências de nitrogênio em mudas de tomate, induzindo a deficiência através com cinco níveis de fertilização nitrogenada, concluindo que a análise de imagens coloridas fornece uma maneira precisa e rápida dos níveis de nitrogênio nessa cultura.

Trabalhando com hortaliças Story et al. (2010) desenvolveram um sistema guiado por visão de máquina com uma câmera colorida para monitoramento do crescimento de plantas em ambiente controlado, para detecção precoce de queimaduras nas pontas das folhas de alface induzida pela deficiência de cálcio.

Em seu estudo Yuzhu (2011), conclui que a análise de imagens coloridas obtidas através de câmeras digitais, fornece uma maneira precisa e rápida para a estimativa de nitrogênio em plantas de pimenta.

Com o objetivo de ajudar agricultores a determinar o status nutricional da cultura de soja ainda em campo, Adhiwibawa et al. (2013) desenvolveram com o seu estudo um aplicativo para *smartphone* que, através de imagens, classificou com resultados confiáveis o teor de nitrogênio em folhas da planta.

Baresel et al. (2017) compararam o uso de dois métodos (SPAD e espectrometria de reflectância) para detecção do estado nutricional de nitrogênio em campos de trigo, com o método envolvendo imagens digitais obtidas através de câmeras comerciais, evidenciando que todos os métodos obtiveram resultados comparáveis, porém, o esforço necessário com o medidor de clorofila foi consideravelmente maior.

Em suma, os resultados do estudo de Baresel et al. (2017) demonstram que a análise de imagens pode substituir tanto o método de medida espectrais quanto os de clorofila com as seguintes vantagens: medições mais rápidas sem destruir os tecidos das plantas; baixo investimento; pouco treinamento para uso da tecnologia; possibilidade de outros tipos de análise com as mesmas imagens (senescência ou ervas daninhas) e determinação da biomassa.

No processamento digital de imagens (PDI), a primeira etapa se resume na aquisição da imagem. A escolha pelo mecanismo de aquisição de imagens a fim de realizar o seu processamento deve depender exclusivamente do objetivo que se deseja alcançar diante os recursos disponíveis. Meneses et al. (2012) afirmam que há semelhanças entre os mecanismos de aquisição de imagem para sensoriamento na sua finalidade de retratar objetos ou fenômenos da superfície, porém, as vantagens de um sobre o outro são várias. O que justifica o uso de imagens de satélite por sua capacidade de imagear uma grande área de maneira sistemática, em um curto espaço de tempo, dado que o satélite fica orbitando à Terra obtendo imagens periodicamente.

O sensoriamento remoto de áreas agrícolas, com uso de veículos aéreos não tripulados, tem se destacado por se tratar de uma plataforma de menor custo financeiro quando comparada com o sensoriamento remoto por satélite ou por aeronaves tripuladas. Também há uma diversidade de sensores de baixo custo disponíveis que podem ser acoplados, e que estão se ampliando na tentativa de se adaptar a plataformas menores com restrição de peso e dimensão (COLOMINA; MOLINA, 2014).

Segundo Mogili e Deepak (2018), os VANTs se destacam quando não há a possibilidade de intervenção humana na área que se deseja monitorar ou tratar. Possibilitam a aquisição de imagens com resoluções espaciais de centímetros e não sofrem interferência de nuvens (ALMEIDA, 2019), além de realizar o sobrevoo, imagear e coletar dados de uma extensa área de plantação (ZERMAS et al., 2020). Dentre os inúmeros sensores que podem ser acoplados ao VANT, os multiespectrais são capazes de captar a radiação eletromagnética proveniente de um alvo em diferentes faixas espectrais, porém, tais sensores multiespectrais possuem elevado valor de aquisição, o que tem levado a modificação de câmeras digitais de baixo custo para permitir a passagem do comprimento de onda do infravermelho próximo (ALMEIDA, 2019).

Entretanto, estudos demonstram que houve diferenças significativas nos índices NDVI produzidos entre uma câmera multiespectral e uma câmera digital modificada pela remoção do filtro de bloqueio infravermelho, e adição de uma lente com filtro passa-banda permitindo a

passagem dos comprimentos de ondas vermelho e infravermelho próximo (SOLECKI, 2017). A adoção de câmeras multiespectrais na agricultura de precisão, embarcadas em VANTs, deve considerar antes de tudo, as habilidades técnicas para sua utilização (calibração radiométrica), o correto processamento de dados obtidos e os custos envolvidos na aquisição do sensor (DENG et al., 2018).

Baresel et al. (2017) citam que uma grande desvantagem do uso de câmeras digitais de baixo custo é o número limitado de bandas espectrais (vermelho, verde e azul), entretanto, dispositivos com um grande número de bandas espectrais fornecem informações redundantes uma vez que, poucas bandas espectrais são necessárias para a geração de índices de vegetação simples.

Outra opção de baixo custo ao uso de satélites e VANTs para o sensoriamento da fenologia vegetal são as câmeras digitais de vigilância dedicada ou câmeras de lapso temporal, também conhecidas como *phenocam*. A maior parte dos estudos com *phenocam* envolve o seu uso no hemisfério norte, porém, há ainda a validação do seu uso em vegetação tropical (ALBERTON et al., 2017; BROWN et al., 2016; INOUE et al., 2015; WANG et al., 2020).

Cumprir com os objetivos da agricultura de precisão requer não apenas o desenvolvimento de novas tecnologias, mas também a disponibilidade de ferramentas portáteis que possam ser utilizadas em campo através de um aparelho *smartphone*. Esforços estão sendo direcionados para o desenvolvimento de aplicativos para dispositivos móveis e há subsídios para o desenvolvimento de tais ferramentas (HERNÁNDEZ-HERNÁNDEZ et al., 2017).

O amplo desenvolvimento de sensores acoplados a *smartphones* tem despertado o interesse no uso destes dispositivos para aquisição de imagens e extração de informações de interesse para auxílio a tomada de decisão pelos agricultores. Pode-se justificar uso do *smartphone* como ferramenta de captura de imagem com fins agrícolas pela sua leveza e portabilidade, além de ser um dispositivo amplamente utilizado para aquisição de fotografias (FAN et al., 2021). O constante avanço tecnológico dos *smartphones* com câmeras coloridas também oferece oportunidades para desenvolvimento de ferramentas de baixo custo que ajudarão os agricultores no gerenciamento do uso de adubos e produtos fitossanitários no campo, e conseqüente aumento no retorno econômico (ADHIWIBAWA et al., 2013; DELGADO; KOWALSKI; TEBBE, 2013). Ainda segundo Hernández-Hernández et al. (2017), a nova geração de *smartphones* e *tablets* é equipada com navegadores poderosos, conexão de internet confiável, alta capacidade de armazenamento, giroscópio, acelerômetro, câmeras fotográficas e de vídeo com alta resolução, entre outros tipos de sensores que podem ser

utilizados na agricultura de precisão. Sendo assim, *smartphones* equipados com câmeras coloridas podem ser utilizados em campo como mais uma opção para coleta de imagens.

2.2 Etapas do processamento digital de imagens

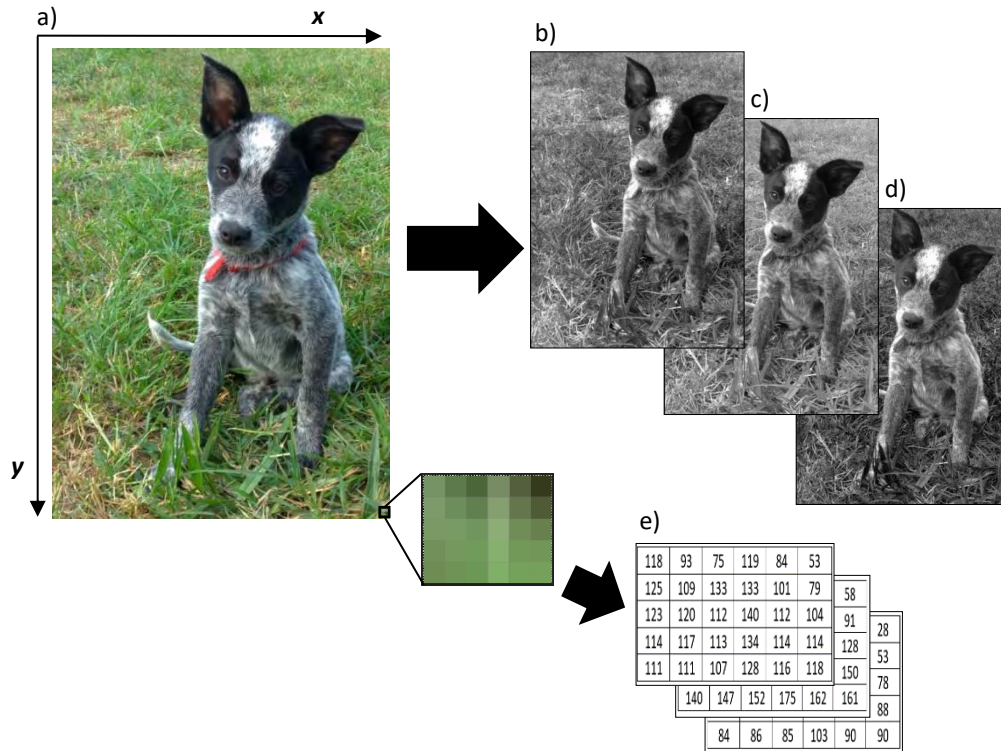
Uma imagem digital é a representação discreta de dados que processam informação espacial (*layout*) e de intensidade (cor) (SOLOMON; BRECKON, 2013). É uma função bidimensional discretizada $f(x, y)$, em que x e y são as coordenadas em um plano (matriz digital), e f em qualquer par de coordenadas (x, y) com uma determinada intensidade ou nível de cinza (Figura 1), composta por um número finito e inteiro de elementos (pixel ou *picture elements*), cada um com localização e valor específico (GONZALEZ; WOODS, 2010).

As imagens digitais possuem um cabeçalho de arquivo com informações sobre a forma como os dados foram armazenados, o que consiste no formato da imagem, necessário as diferentes aplicações e maneiras como essa imagem será exibida ou armazenada (SOLOMON; BRECKON, 2013). Ainda, segundo Solomon e Breckon (2013), os formatos de imagens mais comuns referidos pelos seus acrônimos correspondentes são: BMP (*Bit map picture*); GIF (*Graphics interchange format*); JPEG (*Joint Photographic Experts Group*); PNG (*Portable network graphics*) e TIF/TIFF (*Tagged image (file) format*). O formato JPEG, mais comum e utilizado em câmeras digitais, permite o armazenamento de imagens coloridas de até 24 *bit*.

O processo de formação da imagem digital pode ser formalizada como um modelo matemático que consiste na representação funcional da cena e do processo de captura mais o ruído, ou seja, um processo que transforma a distribuição espacial de luz em um domínio, em uma distribuição de saída em outro plano, a imagem (JÄHNE, 2000; SOLOMON; BRECKON, 2013).

A imagem digital é uma representação 2D (coordenadas x e y) da projeção 3D do mundo real (o objeto, a cena, as coordenadas x , y e z), realizada por um dispositivo de captura de imagens (câmera), que realiza quase que simultaneamente a quantização espacial (matriz de números) e a quantização de cor ou intensidade (GONZALEZ; WOODS, 2010; SOLOMON; BRECKON, 2013).

Figura 1 - Sistema de coordenadas na formação de uma imagem, onde o eixo x cresce para a direita e o eixo y desce (a), suas bandas espectrais *red* (b), *green* (c) e *blue* (d), e a intensidades dos pixels em cada banda (e).



Fonte: Adaptado de Mancin (2020).

Em síntese, as imagens digitais representadas no modelo RGB, compõem-se de três componentes primários (um para cada cor), combinando-se para produzir uma imagem de cores compostas. A imagem é gerada pela combinação de uma fonte de iluminação e a reflexão ou absorção de energia dessa fonte pelo elemento da cena, em um sensor CCD (*Charge Coupled Device*) ou CMOS (*Complementary Metal-Oxide Semiconductor*), sensível ao tipo de energia que está sendo detectada, que em resposta, digitaliza essa tensão (BOURSIANIS et al., 2020; FAN et al., 2021; GONZALEZ; WOODS, 2010; PEDRINI; SCHAWARTZ, 2008).

O processamento digital de imagens pode ser categorizado em três níveis, sendo aplicados de acordo com o resultado esperado: processamento de imagens de baixo nível, de nível médio e de alto nível (GONZALEZ; WOODS, 2010). As operações do processamento de baixo nível envolvem o pré-processamento da imagem para reduzir o ruído, o realce de contraste e o aguçamento de imagens, sendo tanto a entrada quanto a saída, uma imagem. O processamento de nível médio está relacionado com as operações de segmentação a fim de reduzir a imagem em regiões ou objetos adequados a classificação, sendo a entrada uma

imagem e as saídas, atributos extraídos dessa imagem. Por fim, o processamento de alto nível busca identificar e reconhecer um conjunto de objetos, e extrair um significado, ou seja, realiza funções cognitivas associadas a visão humana (GONZALEZ; WOODS, 2010). No processamento digital de imagens há uma sequência de etapas fundamentais a serem seguidas, isso não significa que todas as etapas deverão ser aplicadas à uma única imagem. Esse sistema de processamento de imagens envolve uma ampla escala de hardware, e fundamento teóricos (Figura 2).

O primeiro processo envolve a aquisição da imagem, seja direto pelo sensor ou uma imagem já digitalizada armazenada. É na fase de aquisição de imagem que ocorre o pré-processamento envolvendo operações como redimensionamento, realce, restauração etc. A fase de realce tem o objetivo de melhorar a qualidade da imagem, destacando detalhes que são de interesse para avaliar, com técnicas para atenuar o ruído, restaurando a imagem por eventuais deficiências geradas no momento de aquisição (GONZALEZ; WOODS, 2010; PEDRINI; SCHWARTZ, 2007; SOLOMON; BRECKON, 2013).

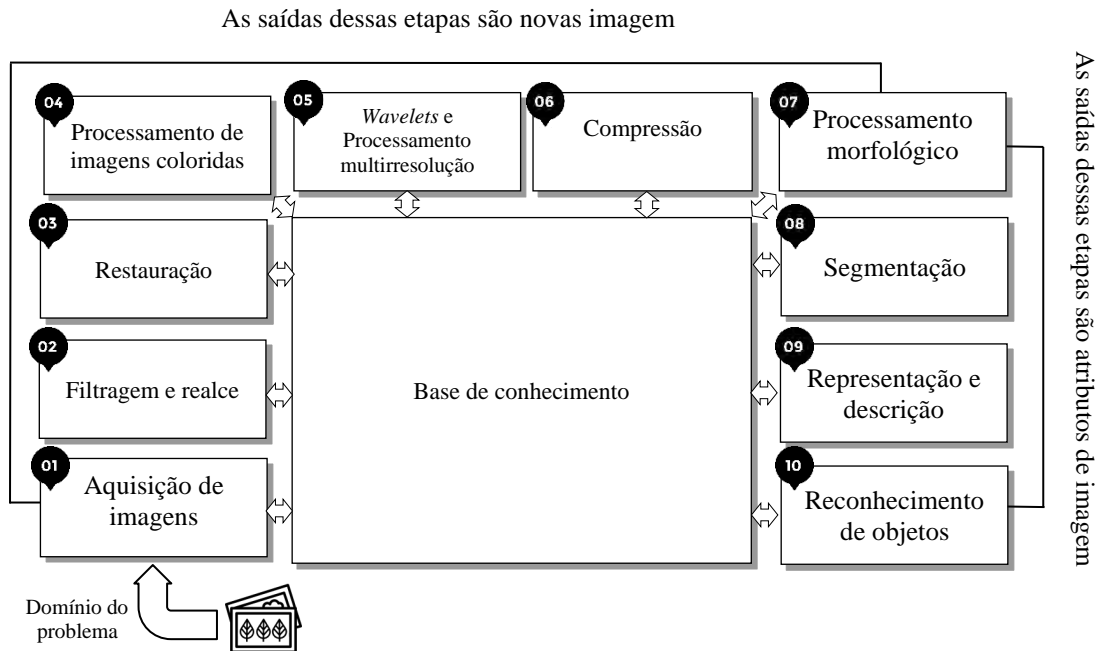
As operações de restauração de imagens se baseiam em modelos matemáticos que também atuam em sua melhora visual. O processamento de imagens coloridas opera em cada componente individualmente formando uma nova imagem colorida processada, ou trabalhando diretamente com os pixels coloridos (GONZALEZ; WOODS, 2010).

As *wavelets* ou transformada de *wavelets* operam atenuando ou removendo o ruído da imagem através da decomposição *wavelets* sobre a imagem, e eliminando pequenos detalhes sem afetar a estrutura da imagem (GONZALEZ; WOODS, 2010; KINGSBURY; MAGAREY, 1998; TOUFIK; MOKHTAR, 2012).

O processo de compressão lida com as técnicas de redução da imagem em relação ao armazenamento, ou seja, a redução de alguma informação da imagem sem causar mudanças visuais aparentes através da decomposição em plano de *bit*, ou uma redução no número de níveis de cor cinza (SOLOMON; BRECKON, 2013).

O processamento morfológico compreende uma série de técnicas que operam e extraem componentes úteis na representação e descrição da forma de uma região da imagem (características de interesse em uma imagem). A erosão e a dilatação são operações básicas utilizadas no processamento morfológico (GOYAL, 2011).

Figura 2 - Etapas fundamentais em processamento de imagens e a interação entre tais módulos e a base de conhecimento, que limita o tempo que precisa ser utilizado na busca pela informação desejada.



Fonte: Adaptado de Gonzalez e Woods (2010).

A segmentação (*thresholding*) é uma fase importante do sistema de processamento de imagens, sendo muitas vezes, o primeiro passo vital após o pré-processamento e anterior a uma infinidade de outras tarefas, como a extração de características, classificação, descrição etc. A técnica de segmentação consiste em separar uma imagem em regiões ou objetos distintos aos quais podemos associar rótulos que façam sentido, agrupando pixels com atributos semelhantes, com o objetivo de distinguir o objeto de interesse (primeiro plano), do restante, o segundo plano (MIRANDA, 2006; SOLOMON; BRECKON, 2013).

O mais popular dos métodos de limiarização utilizado para buscar um *threshold* ideal para separação de objetos em uma imagem é o método de Otsu. O método de Otsu é um algoritmo proposto por Nobuyuki Otsu em 1975, e seu objetivo é determinar um valor ideal de *threshold* que separe os elementos da frente e do fundo da imagem em dois grupos atribuindo a cor branca ou preta para cada um deles. O método de Otsu se baseia em cálculos realizados no histograma de uma imagem e apresenta ótimos resultados quando os histogramas são bimodais (GONZALEZ; WOODS, 2010; TOROK, 2016).

A etapa de representação está associada ao resultado da segmentação, ou seja, a forma como desejamos representar os objetos que estão sendo analisados (contornos e regiões dos

objetos). A descrição está relacionada ao processo de selecionar características quantitativas de interesse do estudo (área de uma região, perímetro de um contorno etc.). O processo de reconhecimento de objeto atribui um rótulo ao objeto identificado, com base em seus descritores (GONZALEZ; WOODS, 2010).

Por fim, o conhecimento sobre o domínio do problema está no sistema em forma de uma Base de Conhecimento. Esse conhecimento sobre o problema a ser resolvido deve guiar e orientar o funcionamento de cada processo dentro do sistema de processamento de imagem, e permitir a sua realimentação e interação entre as diversas etapas (GONZALEZ; WOODS, 2010).

2.3 Modelo de cores RGB e HSV

A cor é uma manifestação da percepção da luz, que se trata de um sinal eletromagnético constituído por fótons (*quantum* de energia), as quais, frequência e velocidade determinam o comprimento da onda, podendo ser visualizadas como senoidais, cujo suas energias correspondem a dois ou mais raios luminosos que se combinam e se somam (GONZALEZ; WOODS, 2010; PEDRINI; SCHAWARTZ, 2008).

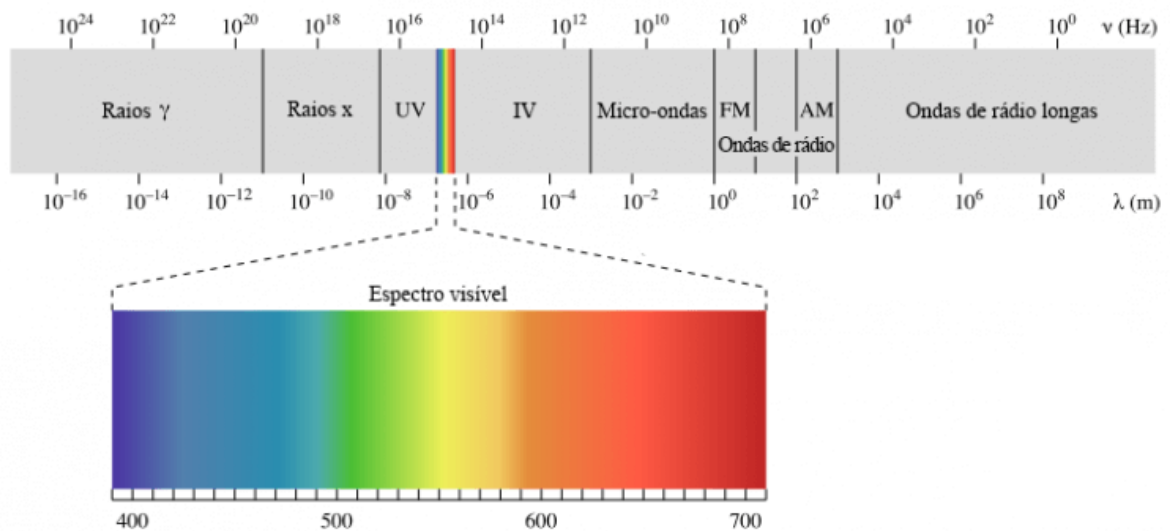
A luz é um tipo particular de radiação eletromagnética (Figura 3), visível em uma faixa que vai de 0,43 μm , o violeta até 0,79 μm , o vermelho, dentro de um espectro dividido em seis regiões: violeta, azul, verde, amarelo, laranja e vermelho. Cada faixa se misturando gradativamente com a próxima (GONZALEZ; WOODS, 2010; PEDRINI; SCHAWARTZ, 2008).

As cores percebidas pelo olho humano em um objeto são determinadas pela luz refletida por esse objeto, ou seja, a cor branca será percebida quando um objeto refletir uma luz equilibrada em todos os comprimentos de ondas, enquanto que os tons de cores serão percebidos quando o corpo favorecer a refletância em uma faixa limitada do espectro visível (GONZALEZ; WOODS, 2010). O modelo RGB tem por base a refletância das bandas espectrais vermelho (*R*), verde (*G*) e azul (*B*) emitidas por um objeto, onde a cor é expressa pela combinação dos valores médios destes canais (WANG et al., 2014). O principal objetivo do modelo de cores RGB é detectar, representar e exibir imagens em sistemas eletrônicos, como televisores e computadores, mas também tem sido usado em câmeras convencionais de fotografia e de *smartphones*.

A utilização de imagens coloridas no processamento de imagens se dá em razão da cor ser um descritor que simplifica a identificação do objeto, sua extração ou interpretação de uma

cena. A preferência pelo uso de imagens coloridas vem da capacidade do olho humano em diferenciar milhares de tons e intensidades de cores, enquanto só consegue distinguir aproximadamente duas dezenas de tons de cinza (PEDRINI; SCHAWARTZ, 2008; RAFAEL C. GONZALEZ, 2008).

Figura 3- Espectro eletromagnético com destaque para a faixa visível, intervalos de comprimento de onda (λ), em nanômetros (nm), das regiões de um espectro eletromagnético. A luz visível corresponde a um pequeno espaço desse espectro, correspondente às cores do arco-íris.



Fonte: Adaptado de Chavolla et al. (2018).

Um modelo ou espaço (*gamute* de cores) de cor é a representação tridimensional na qual cada cor é especificada em um ponto no sistema de coordenadas tridimensionais, permitindo a especificação de cores em um formato padronizado a fim de atender a diferentes implementações que requerem a manipulação de cores, já que não há um único modelo que consiga descrever todos os aspectos referentes às cores (GONZALEZ; WOODS, 2010; PEDRINI; SCHAWARTZ, 2008). Os modelos podem ser aditivos (RGB, HSV e etc.), quando a cor é gerada através da combinação de vários comprimentos de onda luminosa, ou subtrativos (CMY e CMYK), quando há ausência de luz sendo transmitida (GONZALEZ; WOODS, 2010; PEDRINI; SCHAWARTZ, 2008). Os espaços de cores CMY e CMYK (Figura 4), são frequentemente usados na impressão em cores, sendo as suas cores primárias o ciano, magenta e amarelo e o vermelho, verde e azul as suas cores secundárias (FAN et al., 2021).

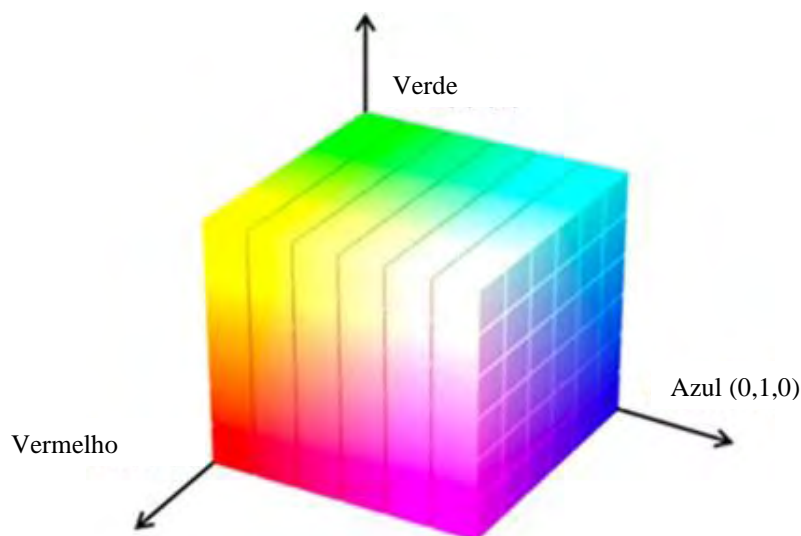
O modelo de cores RGB (R, *red*; G, *green*; B, *blue*) é baseado em um sistema de coordenadas cartesianas, em um espaço de cores que formam um cubo (Figura 5). As cores primárias estão distribuídas em três vértices representando o preto, quando o vértice está junto a origem, e a cor branca quando o vértice está mais afastado da origem. Através da diagonal do cubo, entre a reta que une a origem do vértice (cor preta) até o vértice mais distante (cor branca), se estende a escala da cor cinza (PEDRINI; SCHAWARTZ, 2008).

Figura 4 - Os espaços de cores CMY e CMYK. Esse espaço de cor é utilizado na impressão em cores. As cores primárias são ciano, magenta e amarelo, enquanto o vermelho, verde e azul são as cores secundárias.



Fonte: Adaptado de Fan et al. (2021).

Figura 5 - Cubo do espaço de cor RGB. As cores variam ao longo de cada eixo o cubo de cores RGB. O cubo é sólido e qualquer ponto (cor) dentro do cubo é formado por três números. A linha diagonal do cubo vai do preto (0, 0, 0) ao branco (1, 1, 1) e representa todos os tons de cinza, enquanto três eixos representam todos os vermelhos, verdes e azuis, respectivamente.



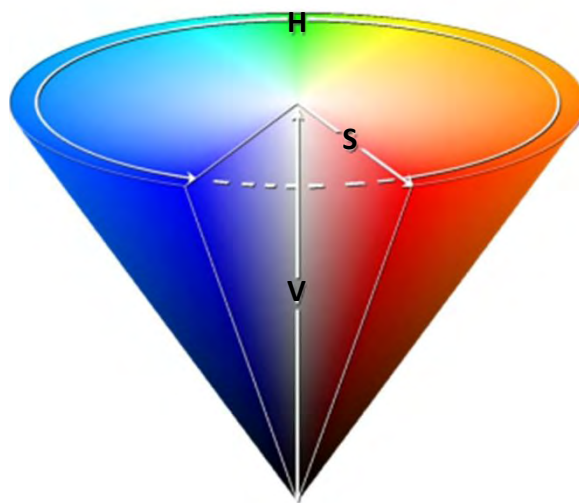
Fonte: Adaptado de Fan et al. (2021).

Há um espaço de cor perceptual e alternativo de representar imagens em cores reais, e mais natural à percepção humana das cores do que o modelo RGB. Dentre os vários modelos alternativos de representação, o HSV é o mais conhecido (SOLOMON; BRECKON, 2013). O HSV é uma transformação não linear do espaço de cores RGB, onde a cor não é definida como uma simples combinação de cores primárias, mas como uma transformação matemática (FAN et al., 2021).

O modelo HSV ou HSB é um sistema definido pelos parâmetros matiz (H , *hue*), saturação (S , *saturation*), valor (V , *value*) e sua representação gráfica é a de uma pirâmide hexagonal derivada de um cubo RGB (Figura 6).

A matiz ou tonalidade (H) é o comprimento da onda de cor (as cores vermelho, azul e verde), variando de 0° a 360° na maioria das aplicações. Saturação (S) é intensidade da cor (ou “pureza” da cor no sentido da quantidade de luz branca presente), que varia de 0 a 100%, onde 0 significa sem cor (tom de cinza entre preto e branco) e 100%, significa cor intensa. O valor (V) é a luminância ou o brilho da cor que varia de 0 a 100%, onde 0 é sempre preto e dependendo da saturação, 100% pode ser a cor branca ou uma cor mais ou menos saturada (FAN et al., 2021; GONZALEZ; WOODS, 2010; PEDRINI; SCHAWARTZ, 2008).

Figura 6 - Modelo HSB (Matiz, saturação e brilho) também é conhecido como modelo HSV (*Hue, saturation e value*), onde características como matiz, saturação e brilho são normalmente usadas para distinguir uma cor da outra, sendo a representação de cores mais próxima de como os olhos humanos percebem as cores.

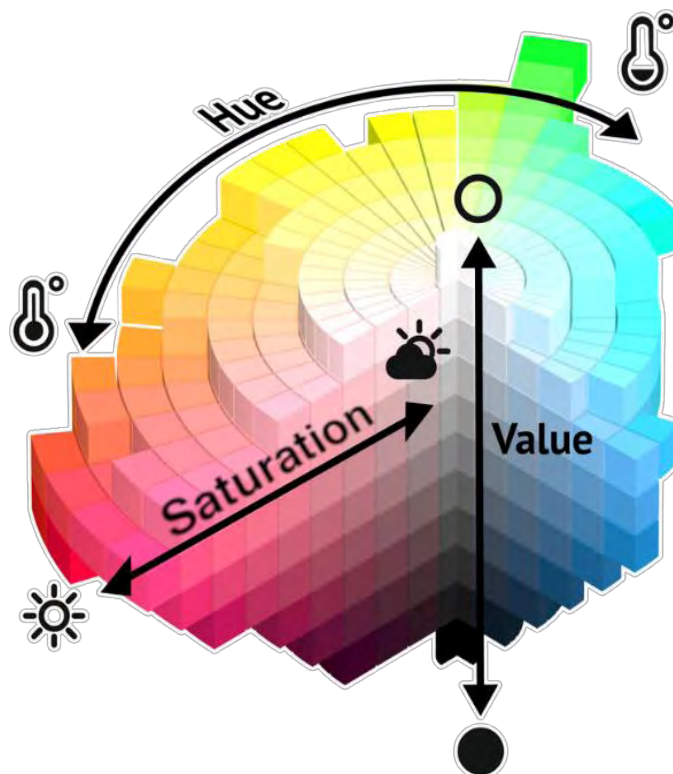


Fonte: Adaptado de Fan et al. (2021).

Quando se analisa cada canal de cor de imagens no espaço HSV, é possível perceber que os objetos da imagem estão mais relacionados com a matiz do que nos canais de representação RGB, apesar das condições de iluminação sobre a cena contidas de forma mais consistentes. Através de uma equação é possível converter o modelo RGB para o modelo HSV. Assim, o espaço HSV é muito utilizado na segmentação pela decomposição das cores, onde uma fatia do cone (Figura 7) é isolada como a faixa de cores de interesse, permitindo que os objetos neste espaço de cor sejam identificados na imagem (SOLOMON; BRECKON, 2013).

Yang et al. (2015) converteram o espaço de cores RGB para HSV com o objetivo de melhorar identificação das plantas, em diversas culturas, em imagens capturadas sobre diferentes condições ambientais.

Figura 7 - Diagrama que representa o espaço de cores HSV, onde as setas mostram o valor, as dimensões de saturação e matiz que são combinadas para determinar a cor de cada ponto.



Fonte: Adaptado de <https://en.color-style.com/compatibility>

2.4 Procedimento para aquisição de imagens

O processo de aquisição de imagens digitais envolve transformar uma cena ótica com informações do mundo real, em uma série de dados discretos que podem ser manipulados e gerenciados posteriormente por um software especializado. Este processo em si, envolve três fatores: a energia refletida pelo objeto de interesse; o sistema óptico que irá concentrar a

energia; o sensor que mede a quantidade de energia refletida pelo objeto (MISHRA; KUMAR; SHUKLA, 2017).

A etapa de aquisição de imagens em campo, para posterior processamento através de um sistema de processamento de imagens (Figura 2), é muito importante e exige que um *checklist* de controle seja seguido para garantir a qualidade das imagens e a precisão das informações de interesse que serão extraídas.

A padronização do processo de aquisição de imagens deve receber uma atenção especial. Nessa etapa, foco, nitidez e iluminação uniforme são cruciais para resultados confiáveis e de alta precisão na fase de processamento das imagens.

Condições naturais inadequadas, ângulo de imagem e orientação da lâmina foliar, a distância entre o objeto e o sensor terão influência determinante na qualidade da imagem (MAHLEIN, 2016). Segundo Yang et al. (2015), os métodos baseados no espectro do visível comumente utilizados para obter índices de vegetação, podem ser afetados pelas condições ambientais externas (nublado ou chuvoso) e pelo tempo de captura das imagens.

O dispositivo de coleta de imagens pode ser uma câmera digital colorida convencional ou a câmera de um *smartphone* equipada com sensores que capturam a radiação eletromagnética nas bandas espectrais RGB.

A vantagem em optar pelo uso do *smartphone* com câmeras de boa qualidade e com acesso à internet, é a possibilidade de submeter as imagens coletadas diretamente ao sistema de processamento de imagem em tempo real. Caso a opção de dispositivo de aquisição de imagens seja uma câmera digital convencional, é necessário que as imagens sejam descarregadas em um computador e depois submetidas a um sistema de processamento de imagens.

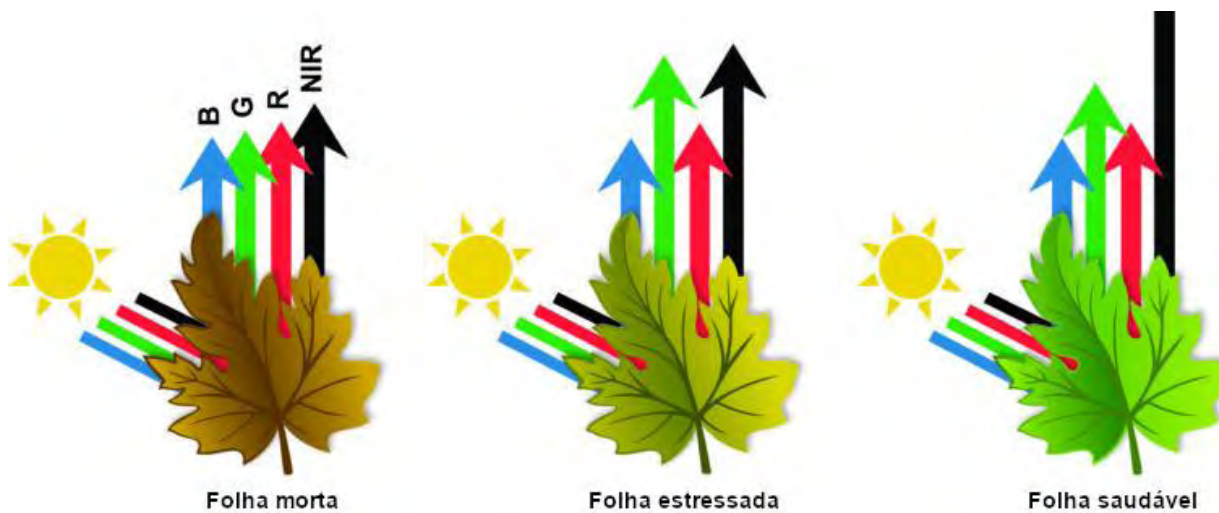
Outro fator importante dentro da etapa de aquisição de imagens em campo, é a escolha da área de estudo e a seleção aleatória das folhas diagnósticas. Uma folha diagnóstica adequada expressa o teor nutricional médio de todo o dossel (FILHO, 2020), e o estado fisiológico da planta (BARBOSA et al., 2019; LACERDA, 2016).

A cena de aquisição de imagens não deve conter nenhum outro objeto estranho que não seja a lâmina foliar, e o posicionamento e altura do sensor devem se manter constantes, permitindo que o fator de escala seja o mesmo para todas as imagens (RICO-GARCÍA et al., 2009).

2.5 Índices de vegetação

Os índices de vegetação (IV's) são medidas matemáticas desenvolvidas para mensurar quantitativamente as bandas espectrais individuais da vegetação, e ajudar na interpretação de informações obtidas a partir das imagens digitais (BANNARI et al., 1995). São índices baseados na reflectância da vegetação na região espectral visível (Figura 8), decorrentes da absorção da radiação solar pela ação dos pigmentos fotossintetizantes (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

Figura 8 - Diferentes padrões de reflectância da folha.

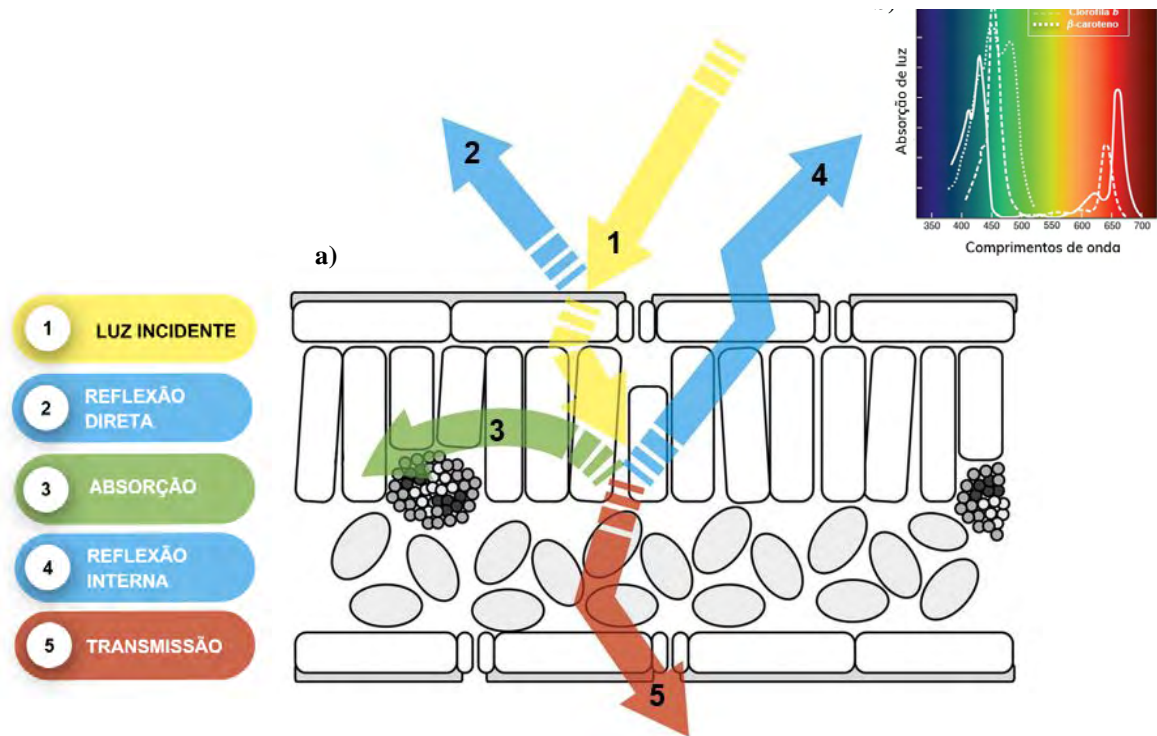


Fonte: Adaptado de midopt.com/healthy-crop.

Alterações de tonalidade ocorrem na planta devido a importância que a luz tem no seu crescimento e desenvolvimento por meio da atividade fotossintética no nível da folha, transformando energia luminosa em química. Suas propriedades ópticas permitem a reflexão da luz pelas estruturas foliares internas ou diretamente na sua superfície (epiderme vegetal), a absorção e a transmissão da luz através das folhas (MAHLEIN, 2016). Os comprimentos de onda refletidos, absorvidos ou transmitidos por essa parte da planta determinam a sua assinatura espectral e podem ser capturados em uma imagem (Figura 9).

Foram desenvolvidos índices de vegetação para as mais diversas situações e aplicabilidades tais como: avaliar a cobertura vegetal e estimar o índice de área foliar, biomassa, porcentagem de cobertura e análise dos nutrientes do solo, monitoramento de mudança na vegetação, atividade fotossintética e produtividade, estimativa do rendimento das culturas e gerenciamento de nutrientes (JANSE, 2019).

Figura 9 - Diagrama esquemático da interação da luz com o tecido foliar (a), e gráfico do espectro de absorção para cada tipo de clorofila (b).



Fonte: Adaptado de Mahlein (2016).

Diferentes índices de vegetação são obtidos através de imagens digitais e de cálculos aritméticos sobre a luz refletida em diferentes comprimentos de ondas, ou seja, são as relações entre duas bandas do espectro, com bases nos valores médios dos pixels dessas diferentes bandas, e que tem potencialidade para identificar estresse nutricional ou outro problema que cause alterações da tonalidade foliar (MARCUSSE et al., 2010; RASMUSSEN et al., 2016; SILVA JÚNIOR et al., 2008).

Inúmeros algoritmos foram desenvolvidos para estimativa de características biofísicas da vegetação, no entanto, o mais difundido é a combinação matemática de bandas de reflectância do visível e do infravermelho próximo na forma de índices de vegetação (GITELSON, 2013; VIÑA et al., 2011).

Os índices de vegetação R_N ou também descrito pelo 'r' minúsculo (canal vermelho normalizado), G_N ou 'g' (canal verde normalizado) e B_N ou 'b' (canal azul normalizado), são baseados em coordenadas RGB normalizadas variando de 0 a 1. A normalização diminui a intensidade luminosa, por isso, esse índices também são utilizados para o cálculos de outros índices de vegetação (FINLAYSON; SCHIELE; CROWLEY, 1998; GÉE et al., 2008; VIÑA et al., 2011; YANG et al., 2015).

Cálculo do índice de vegetação R_N por meio da Eq.(1), G_N pela Eq.(2) e B_N pela Eq.(3).

$$R_N = \frac{(R + G + B)}{R} \quad (1)$$

$$G_N = \frac{(R + G + B)}{G} \quad (2)$$

$$B_N = \frac{(R + G + B)}{B} \quad (3)$$

O índice de vegetação H (*matiz* ou *hue*) é o resultado da equação que transforma o espaço de cores RGB no espaço de cor HSV (*hue*, *saturation*, *value*). É o comprimento de onda dominante da cor, representado através de uma coordenada cilíndrica em que o ângulo em torno do eixo central (Figura 6) corresponde a uma cor pura sem saturação (HAMUDA et al., 2017; YANG et al., 2015). Abaixo segue o cálculo de H segundo Yuan et al. (2016) e Wang et al. (2014) por meio da Eq.(4), sendo este utilizado para gerar outros índices de vegetação.

$$H = \begin{cases} 60 * \{(G - B)/[\max(RGB) - \min(RGB)]\}, \max(RGB) = R \\ 60 * \{2 + \{(B - R)/[\max(RGB) - \min(RGB)]\}\}, \max(RGB) = G \\ 60 * \{4 + \{(R - G)/[\max(RGB) - \min(RGB)]\}\}, \max(RGB) = B \end{cases} \quad (4)$$

O brilho e a intensidade de uma cor são definidos pelo índice de vegetação saturação (*saturation* ou 'S'). A saturação pode ser definida como a "pureza" da cor no sentido da quantidade de luz branca que ela possui, ou seja, refere-se ao quão intenso é um determinado matiz (H). Quanto mais saturada uma cor, mais próximo será a sua coordenada do centro da elipse (Figura 6), e mais vívido ou brilhante ela aparecerá, com valores entre 0% e 100% (BOCK et al., 2010; WANG et al., 2014). Para calcular a saturação segundo Yuan et al. (2016), aplica-se a Eq.(5).

$$S = \{[\max(R,G,B) - \min(R,G,B)] / \max(R,G, B)\} \quad (5)$$

Assim como o índice de vegetação H (*matiz*), a saturação também é utilizada para calcular o índice de cor verde escuro (DGCI).

O índice de vegetação V (*value*) refere-se ao brilho do pixel, ou seja, descreve a intensidade geral da luz. Enquanto o H (*matiz*) é descrito como uma coordenada girando em

todo de uma elipse no cone HSV (Figura 7), o V é um eixo linear que passa pelo centro da elipse com valores de 0% a 100% ou 0 a 1. Para calcular V segundo Yuan et al. (2016), aplica-se a Eq.(6).

$$V = \max(R, G, B) \quad (6)$$

O índice de vegetação VARIGreen (índice de vegetação resistente à atmosfera na região do visível utilizando a banda verde), foi proposto por Gitelson et al. (2002), com o objetivo de corrigir os efeitos atmosféricos sobre o dossel. Esse índice de vegetação se baseou apenas em bandas do espectro visível para mensurar as propriedades biofísicas de um dossel, definidas pelos autores como fração da vegetação.

Segundo Viña et al. (2004), ao analisar o desenvolvimento fenológico do milho, concluíram que o índice de vegetação VARIGreen tem alta sensibilidade de resposta ao teor de clorofila nas folhas.

A Eq.(7) calcula o índice de vegetação resistente à atmosfera na região do visível utilizando a banda verde.

$$\text{VARIGreen} = (G-R)/(G+R-B) \quad (7)$$

Estudando a fração vegetal do dossel de trigo e milho nas faixas do visível e do infravermelho próximo (NIR), Gitelson *et al.* (2002) buscaram validar o uso apenas da faixa visível do espectro, para mensurar a reflectância verde através do índice de vegetação resistente à atmosfera (VARI), que corrige os índices de efeitos atmosféricos e seria compatível com outros tipos de vegetação.

A partir de valores HSV, Karcher e Richardson (2003) criaram o índice de vegetação DGCI (*Dark Green Color Index*), para simplificar a análise de imagens digitais através de um único valor. O índice DGCI foi calculado a partir da Eq.(8):

$$\text{DGCI} = [(H - 60)/60 + (1 - S) + (1 - V)]/3 \quad (8)$$

A partir da média dos parâmetros HSV transformados resulta uma única medida que varia de 0 a 1, com valores mais altos correspondentes a cor verde mais escura.

Saberioon et al. (2013), utilizando diversos índices de vegetação, entre eles o DGCI, concluíram que o uso de tais índices com imagens adquiridas através de câmeras comerciais de baixo custo podem ser utilizadas para determinar o teor de nitrogênio em campos de arroz, sendo uma ferramenta potencialmente mais barata, rápida e precisa para pequenas propriedades em relação a outros métodos de sensoriamento de plantações.

O ExG (*Excess Green Vegetative Index*) ou índice de vegetação do excesso de verde foi originalmente descrito por Woebbecke et al. (1995), é utilizado para encontrar o melhor contraste entre a planta e o solo, ou seja, é amplamente aplicado para segmentação e classificação da vegetação. Esse índice demonstra bom desempenho para classificação da vegetação, devido à sua capacidade de suavizar os efeitos da iluminação e da variabilidade na reflectância do solo (BENIAICH et al., 2019; KAZMI et al., 2015; NIEUWENHUIZEN et al., 2007). Segundo Guijarro et al. (2011) e Yang et al. (2015), o cálculo do índice de vegetação ExG é realizado pela Eq.(9), utilizando os valores de R, G e B normalizados.

$$\text{ExG} = (2 * G_N) - R_N - B_N \quad (9)$$

O índice ExG tem sido amplamente utilizado com bons resultados para realizar a segmentação entre o que é ou não planta em uma cultura, devido ao contraste claro obtido entre plantas e solo (HAMUDA; GLAVIN; JONES, 2016).

O índice de vegetação ExR (*Excess Red Vegetative Index*) ou índice vegetativo de excesso de vermelho, foi proposto por Meyer et al. (1998), através da Eq.(10), para auxiliar na segmentação de regiões de fundo da vegetação, já que o vermelhidão pode ser devido ao solo e de seus resíduos (GUIJARRO et al., 2011). O índice ExR também foi aplicado em diversos outros estudos na tentativa de melhorar a precisão da segmentação de imagens (DE CASTRO et al., 2015; SRESTASATHIERN; RAKWATIN, 2014).

$$\text{ExR} = (1,4 * R_N) - G_N \quad (10)$$

O ExGR (*Excess Green Minus Excess Red*) é um índice de vegetação melhorado proposto por Meyer e Neto (2008a), para lidar com as variações da iluminação natural durante o dia na segmentação da vegetação contra um fundo natural com solo e resíduos. Em seu estudo de comparação entre diferentes índices de vegetação e métodos de segmentação, Meyer e Neto (2008) concluíram que o ExGR obteve precisão na separação entre a vegetação e solo.

Guijarro et al. (2011) utilizaram o índice de vegetação ExGR entre outros, para propor um método de segmentação automática de imagens em plantações de cevada e milho, com o objetivo de separar e extrair a cor verde das imagens, obtidas em diferentes condições de iluminação (ambiente externo), e que poderia ser aplicado em outras culturas. Para calcular o índice de vegetação ExGR, ele aplicou a normalização dos canais RGB, encontrou os índices ExG e ExR e aplicou na Eq.(11).

$$\text{ExGR} = \text{ExG} - \text{ExR}. \quad (11)$$

O índice CIVE (*Color Index of Vegetation Extraction*) foi proposto por Kataoka et al. (2003), com base nos resultados de um estudo realizado em campos de soja e beterraba para segmentar plantas verdes do solo. Esse método mostrou melhores resultados de segmentação de áreas verdes do que o método com infravermelho próximo (GUIJARRO et al., 2011; HAMUDA; GLAVIN; JONES, 2016b; YANG et al., 2015). A Eq.(12) calcula o índice CIVE.

$$\text{CIVE} = 0.441R_N - 0.811G_N + 0.385B_N + 18.78745 \quad (12)$$

Ponti (2013) investigando a combinação de índices de vegetação que melhorassem a precisão na detecção da cobertura vegetal (cor verde) e lacunas de áreas degradadas em imagens de feijão, mostrou que os índices CIVE e ExG, combinados, melhoraram a precisão do algoritmo de segmentação das imagens e obtiveram bons resultados, quando comparados a outros métodos, com destaque para o ExG, que mostrou ser a melhor opção, quando apenas a banda visível está disponível.

MExG (*Modified Excess Green Index*) é um índice de vegetação desenvolvido por Burgos-artizzu et al. (2011), que discrimina os pixel de vegetação em uma imagem através de uma combinação linear do plano RGB com coeficientes ($r=0,884$, $g=1,262$, $b=0,311$), que têm um desempenho melhor em relação aos coeficientes usados para calcular o índice ExG ($r=-1$, $g=2$, $b=-1$) (WOEBBECKE et al., 1995), com testes em imagens semelhantes. O índice MExG é definido pela Eq.(13).

$$\text{MExG} = 1.262 * G - 0.884 * R - 0.311 * B \quad (13)$$

A segmentação entre a vegetação verde e a região solo é eficaz porque o MExG é um índice de vegetação mais robusto para as condições de campo e de mudança na iluminação, porém, não funciona bem quando a luz está muito baixa ou muito alta (HAMUDA; GLAVIN; JONES, 2016b).

VEG (*Vegetative index*) é um índice de vegetação descrito como resistente à amplitude de iluminação, e apresenta bom contraste de segmentação entre os pixels de vegetação em relação aos pixels do solo em imagens RGB (HAGUE; TILLET; WHEELER, 2006). A Eq.(14) calcula o índice de vegetação VEG.

$$VEG = \frac{G_N}{(R_N^{0,667}) * (B_N^{0,333})} \quad (14)$$

O índice de vegetação COM é uma proposta de Guijarro et al. (2011) que verificaram que imagens analisadas através de métodos baseados nos índices ExG, CIVE, ExGR VEG, sem qualquer motivo aparente não funcionavam da mesma maneira e dependendo da imagem, podia apresentar supersegmentação (extração da cor verde em excesso), ou sub-segmentação (extração de pouca cor verde). Ponti (2013) também conclui em seu experimento que o uso isolado de índices de vegetação frequentemente não produz resultados uniformes.

A abordagem automática combinada (COM) é um índice que combina as informações dos índices ExG, CIVE, ExGR e VEG conforme a Eq.(15).

$$COM = 0,25ExG + 0,30ExGR + 0,33CIVE + 0,12VEG \quad (15)$$

Em seu estudo, Yang et al. (2015), tentando obter um método mais robusto de processar imagens em campo, utilizaram entre outros, o índice de vegetação combinado (COM) para identificação do verde em imagens capturadas sobre diferentes condições ambientais, com bons resultados em dias ensolarados, assim como em dias nublados.

2.6 Etapas de construção de um software

Software é um programa de computador com documentação estrutural de desenvolvimento associada e manual do usuário, que proporciona funcionalidade e desempenho, passivo de ter assistência, usável e com dependabilidade. O mundo moderno não

funciona sem software e sua característica abstrata e intangível o torna complexo, o que exige métodos e técnicas específicas para o desenvolvimento de cada tipo de software (SOMMERVILLE, 2018).

Na construção de um software, as necessidades dos usuários passam por transformações com início e um fim determinado, o que é chamado de ciclo de vida de um software e determina as fases de desenvolvimento dentro dessa variável temporal (PONTES; ALEIXO; MINORA, 2007).

Segundo Sommerville (2018), a internet levou ao desenvolvimento de sistemas massivos, amplamente distribuídos, baseados em serviços, além de incentivar a criação de um novo segmento de aplicativos (*apps*) para *smartphones*. Um software *web* é classificado como uma aplicação interativa baseada em transações, executadas em um computador remoto (*cloud computing* ou computação em nuvem) e que são acessadas pelo usuário através de um computador pessoal com navegador *web* (*browser*), um aparelho *smartphone* ou *tablet*.

A maioria dos modelos de desenvolvimento de software envolve de certa forma as etapas de análise, levantamento de requisitos, projeto, implementação, teste e integração, operação e manutenção. Porém, o processo de desenvolvimento de software *web* as vezes necessita de adaptações em relação a sua proposta, seu tamanho e público alvo (MATHAI; VENUGOPAL; ABRAHAM, 2015).

O modelo base para o desenvolvimento do software *web* de extração de índices de vegetação (ImageVI's) é o iterativo incremental, considerado o mais adequado por Sommerville (2018), e que permite gerenciar mudanças, já que requisitos de software evoluem ao longo do tempo e mudanças ocorrerão com frequência. Nesse modelo de desenvolvimento, o software é construído em partes composta de funcionalidade o que resulta em uma iteração concluída. Aprende-se com o *feed-back* do usuário sobre essa interação entregue, verificando se ela realmente promoveu uma melhoria no software, o que significa que essa iteração bem sucedida incrementou algo no software (MEDEIROS, 2004). Um software com código reutilizável e extensível deve estar bem organizado e totalmente documentado, o que é possível por meio dos diagramas UML (ULLMAN, 2014).

Na criação do modelo lógico do software utiliza-se diversos diagramas da linguagem gráfica padrão de modelagem UML (*Unified Modeling Language* ou Linguagem Unificada de Modelagem), empregada para a visualização, a especificação, a construção e a documentação dos artefatos do projeto do software independente da linguagem de programação utilizada para

o gerar o código executável, e do processo de desenvolvimento (BOOCH; RUMBAUGH; JACOBSON, 2012).

Uma linguagem padrão de modelagem como a UML, não é igual a um processo ou metodologia de desenvolvimento. Enquanto uma metodologia diz como projetar o software, uma linguagem de modelagem ilustra cada aspecto do projeto que segue uma metodologia, com notação gráfica para descrevê-lo com várias regras para distinguir entre desenhos corretos e incorretos (SINTES, 2002).

Os diagramas UML representam duas visões distintas de um modelo de sistema de software. A visão estática (estrutural), representada por meio de objetos operações, relações e atributos, e a visão dinâmica (comportamental), o funcionamento do software representado por meio de colaboração entre os objetos e mudanças de seus estados internos.

Para descrever iterações envolvendo o sistema e seu ambiente utiliza-se os Casos de uso (*Use cases*), que ajudam na compreensão dos requisitos através de uma representação gráfica (diagrama de caso de uso), especificando uma sequência de ações que o software pode executar através de relacionamento entre os usuários (atores), casos de uso e o relacionamento entre casos de uso (SOMÉ, 2006).

O diagrama de casos de uso é considerado o mais superficial entre os diagramas da linguagem UML. Para complementá-lo, acrescentando detalhes mais implícitos, se faz necessário o diagrama de atividades, muito similar a um fluxograma (exceto por mostrar fluxos concorrentes) na representação do fluxo de interações em um cenário, mostrando o comportamento dinâmico de um sistema de software ou de uma parte dele (PRESSMAN, 2011).

Os blocos básicos na construção de qualquer sistema de software orientado a objetos, são as classes, abstrações do mundo real representando um conjunto de objetos que compartilham os mesmos atributos, operações, relacionamentos e semântica, representada graficamente no diagrama de classes como um retângulo. Um diagrama de classes mostra um conjunto de classes, interfaces e colaborações e seus relacionamentos, utilizados para modelar a visão estática do software dando suporte para os requisitos funcionais (BOOCH; RUMBAUGH; JACOBSON, 2012).

Segundo Medeiros (2004), o diagrama de casos de uso é a parte mais importante dentro do modelagem de um software orientado a objetos, porque trata da análise intrínseca da regra

de negócio, e dentro do processo de desenvolvimento e possivelmente será o único instrumento que acompanhará o software desde a concepção até a sua conclusão.

Enquanto o diagrama de caso de uso é utilizado de uma forma mais geral durante as etapas de análise do software, durante a etapa de projeto, temos o diagrama de estado que descreve como os eventos levam à transição de um estado para o outro, ou seja, descreve o comportamento do software.

O cenário de um caso de uso se resume em um conjunto de objetos manipulados pelos atores à medida que eles interagem com o sistema. O conjunto de objetos com atributos e comportamentos similares são categorizados como Classes.

De acordo com Booch, Rumbaugh e Jacobson (2012), os blocos básicos na construção de qualquer sistema de software orientado a objetos, são as classes, abstrações do mundo real representando um conjunto de objetos que compartilham os mesmos atributos, operações, relacionamentos e semântica, representada graficamente no diagrama de classes como um retângulo. Um diagrama de classes mostra um conjunto de classes, interfaces e colaborações e seus relacionamentos, utilizados para modelar a visão estática do software dando suporte para os requisitos funcionais.

Os itens contidos nos diagramas de classes quando instanciados, interagem entre si, passando mensagens uns para os outros dentro de um contexto para a execução de um determinado propósito. A modelagem dessa interação através do diagrama de objetos obtém um retrato do sistema de software em um determinado momento, trabalhando com valores reais, e esclarece os relacionamentos entre as classes (BOOCH; RUMBAUGH; JACOBSON, 2012; MEDEIROS, 2004).

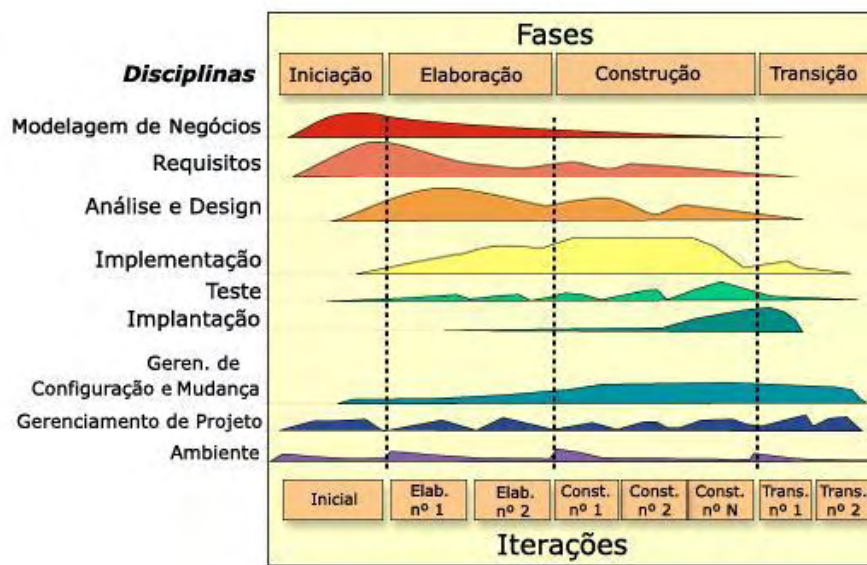
Segundo Lee e Tepfenhart (2001), a funcionalidade de um objeto depende do seu estado e de como se altera em virtude do resultado de eventos que ele recebe. A linguagem UML oferece o diagrama de estados ou diagrama de máquina de estados para modelar a sequência de estados (máquina de estados), que um objeto pode ter ao longo do tempo de vida.

A medida que o sistema de software ganha novas funcionalidades, cresce também em número de classes, interfaces, componentes, diagramas entre outros elementos, surge então, a necessidade de organizar esses itens em grupos (pacote ou conjunto de classes) para realizar a modelagem e visualizar, especificar, construir e documentar as melhorias (BOOCH; RUMBAUGH; JACOBSON, 2012). O diagrama de pacotes ou de módulos permite a modelagem do sistema de software em unidades organizacionais e suas dependências, podendo

ter qualquer diagrama da linguagem UML, porém, é mais comum em diagramas de Casos de Uso, ajudando na abstração do domínio do problema que o software visa resolver (MEDEIROS, 2004).

Após analisar de forma detalhada o domínio do problema e obter uma visão definida, há a fase de construção ou implementação (Figura 10), ocorre a maior parte da codificação do software utilizando-se de uma linguagem de programação.

Figura 10 - Ciclo de desenvolvimento identificando as fases de análise, projeto, implementação e testes.



Fonte: wiki.sj.ifsc.edu.br/index.php/ciclo_de_vida_iterativo_e_incremental.

A linguagem de *scripting* interpretada PHP, acrônimo de *PHP is Hypertext Preprocessor* ou pré-processador de hipertexto, usada no lado do servidor, é uma poderosa linguagem de programação *open source* utilizada mundialmente (SOARES, 2011). Para sistemas de software projetados para utilização através de navegadores web, os *Web Apps*, a linguagem PHP se destaca como tecnologia de ponta atendendo à todas as demandas do projeto (LOCKHART, 2015; SOARES, 2011). A grande maioria de servidores de hospedagem e uso em domínios de internet está voltada para a linguagem PHP.

Sistemas *web* dinâmicos exigem a necessidade de acesso a algum tipo de banco de dados relacional, seja em tarefas aparentemente simples como registrar usuários e suas senhas, seja em sistemas mais complexos, registrando uma grande quantidade de dados e informações pertinentes ao propósito que se presta tal software (SOARES, 2011).

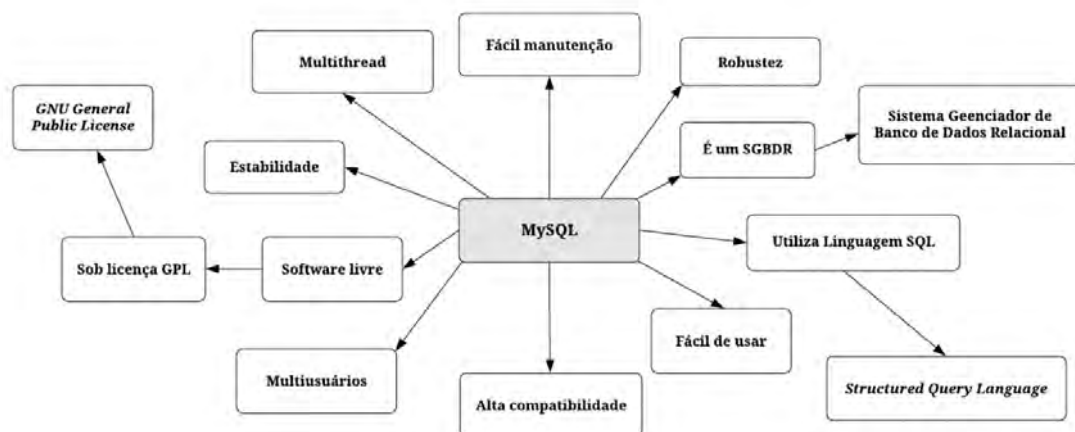
Um software desenvolvido em PHP faz com que sua aplicação seja independente de plataforma, seja ela Microsoft Windows, o Mac OS X, o Linux e muitas outras versões do Unix, além de funcionar com um grande número de banco de dados, entre eles o MySQL, MariaDB, PostgreSQL, Oracle, Microsoft SQL Server, SQLite, Redis e MongoDB (SKLAR, 2019).

O suporte a uma ampla variedade de bancos de dados, é uma das características mais fortes e significativas da linguagem PHP, sendo possível realizar a conexão por extensões específicas de banco de dados (por exemplo, MySQL), usando a extensão ODBC (*Open Database Connection*), ou usando uma camada de abstração (ACHOUR et al., 2021).

O banco de dados MySQL é, de longe, o mais utilizado em aplicações *web* e muito amigável à linguagem PHP, com alto desempenho, escalabilidade, rápido e fácil de usar (Figura 14), segue um tipo de licença conhecido pela sigla GPL (*General Public License* ou Licença Pública Geral GNU), e com distribuição totalmente gratuita (ALVES, 2017; JOSE; ABRAHAM, 2019).

Segundo Carvalho (2015), bancos de dados relacionais como o MySQL, que gerenciam os registros de forma automatizada, são chamados de Sistemas Gerenciadores de Banco de Dados (SGBDR), ou *Relational Database Management Systems* (RDMS). O MySQL utiliza a linguagem padrão SQL (*Structured Query Language*) para manipulação, armazenamento e consulta de dados em tabelas bidimensionais com muita confiabilidade (JOSE; ABRAHAM, 2019).

Figura 11 - Mapa conceitual com características do Sistema Gerenciador de Banco de Dados Relacional MySQL, que o tornam a ferramenta open source mais popular do mundo.



Fonte: Adaptado de Carvalho (2015).

Sendo programado em linguagem PHP, um software pode facilmente ser enviado para um servidor de hospedagem e ser tornar um sistema de computação em nuvem, ou ser ajustado para operar em *Desktops* multiplataformas (*cross-platform*) com interfaces gráficas (GONZÁLEZ ESQUIVA et al., 2015).

Segundo Achour et al. (2021), caso seja necessário que algum recurso da linguagem PHP seja pelo lado do cliente, a extensão PHP-GTK, uma ligação entre a linguagem PHP e a linguagem GTK (*GIMP ToolKit*), desenvolvida originalmente para o software de edição gráfica GIMP (*GNU Image Manipulation Program*), permite escrever aplicativos *cross-platform* com GUI (*Graphical User Interface*).

Assim como as demais linguagens de programação modernas, o PHP também é orientada a objetos e oferece acesso a banco de dados relacionais, com uma estrutura e sintaxe de comandos muito similar à existente nas linguagens de programação C++ e Java (ALVES, 2017). Porém, a linguagem PHP permite a escolha entre utilizar programação estruturada, orientada a objetos e uma mistura dos dois paradigmas de programação (ACHOUR et al., 2021).

Alves (2017) também lembra que a linguagem PHP é *server-side* (Figura 12), e não pode ser executada diretamente no computador do usuário, e sim em um servidor *web*. Navegadores *web* não reconhecem o código escrito em PHP, e quando há um código PHP embutido em uma página HTML, ela é executada no servidor PHP ou *engine PHP* (entidade que segue os comandos do programa e gera as páginas PHP processadas), enviado ao servidor HTTP Apache, que retorna o conteúdo como resposta à solicitação do navegador do usuário (ALVES, 2017; SKLAR, 2019).

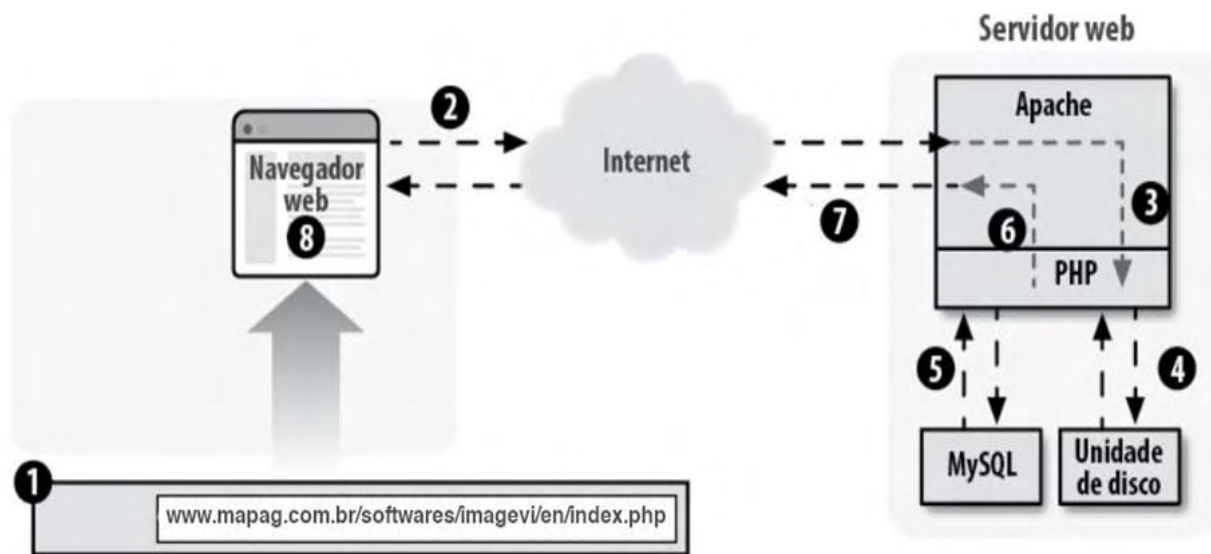
Idealizado inicialmente para o desenvolvimento de sistemas *web* dinâmicos, novas funcionalidades desenvolvidas para a linguagem PHP permitem uma flexibilidade muito grande para a manipulação e o processamento de imagens estáticas e dinâmicas em diversos formatos, por meio da biblioteca GD ou GD 2 (*Graphics Draw*) e da extensão nativa *Imagick*, e que usa a API *ImageMagick* (ACHOUR et al., 2021; SOARES, 2011; XIA; MA; CAO, 2014).

Apesar da popularidade de linguagens de programação *script* como as empregadas na plataforma LAMP (Linux-Apache-MySQL-Perl/Python/PHP), uma combinação de softwares livres e de código aberto, evidências anedóticas afirmam que tais linguagens não seriam adequadas para a engenharia de software profissional e há um ceticismo das instituições acadêmicas em empregar tais linguagens em sua grade curricular, além do baixo número de

estudos empíricos e projetos de software utilizando linguagens de script (KYRIAKAKIS; CHATZIGEORGIOU, 2014).

Por outro lado, há evidências que linguagens de *script* como o Perl, Python e PHP aumentaram a produtividade dos programadores, e que o PHP tem sido amplamente empregado em servidores ao redor do mundo como parte da plataforma LAMP, como os principais componentes para viabilizar o desenvolvimento de aplicações web de propósito geral, de alta disponibilidade e desempenho (KYRIAKAKIS; CHATZIGEORGIOU, 2014).

Figura 12 - Dinâmica da comunicação entre o navegador do usuário (cliente) e o servidor



Fonte: Adaptado de Sklar (2019)

Linguagens como PHP, Javascript, Python, Perl, e Ruby estão entre as escolhas mais populares para o desenvolvimento de aplicações cliente e servidor, segundo dados estatísticos de provedores de hospedagem de repositório de código aberto, em particular o PHP, que ainda figura entre as dez principais linguagens para o desenvolvimento de aplicações clientes servidor (AMANATIDIS; CHATZIGEORGIOU, 2016).

A linguagem PHP foi considerada a quinta linguagem de programação mais popular no ano de 2020 por uma pesquisa realizada pela empresa de análise de mercado, SlashData, que mede a preferência de desenvolvedores em relação ao software *open source* (VOSKOGLOU et al., 2020).

O que ocorre em qualquer sistema *web* moderno, independente da linguagem cliente servidor que esteja sendo adotada, é o envolvimento do HTML (*HyperText Markup Language*

ou Linguagem de Marcação de Hipertexto), na construção da estrutura semântica da página *web* onde o PHP será incorporado, assim como o Bootstrap.

O HTML é uma linguagem de marcação de conteúdo *web* em geral, enquanto todo o conteúdo textual de uma página em um site é considerado hipertexto, e tem como principal característica a possibilidade de se interligar a outros documentos da *web* através de links. Os demais conteúdos são chamados de hipermídia (SILVA, 2015).

No desenvolvimento *web* é necessário seguir padrões *web* com técnicas e práticas de criação de conteúdo e *layout* de acordo com as recomendações da W3C (*World Wide Consortium*).

O uso do HTML (versão cinco) no desenvolvimento *web* em geral proporciona ao desenvolvedor as vantagens do código notadamente semântico, mais estruturado (o que facilita a sua manutenção e leitura), e melhor acessibilidade (SILVA, 2014). Há benefícios também para o SEO (*Search Engine Optimization*), ou otimização para mecanismos de busca, já que a ideia do software fruto desse projeto é que ele fique disponível para livre acesso pela internet. Ainda segundo Silva (2015), seguir os princípios básicos dos padrões de desenvolvimento *web*, significa utilizar um documento HTML exclusivamente para estruturar as páginas de um site ou sistema *web*, sem nenhuma preocupação com a apresentação ou aparência do conteúdo, sendo essa a função das folhas de estilo em cascata (CSS ou *Cascade Style Sheet*).

O *framework* Bootstrap, é uma coleção de ferramentas multidispositivo, multiplataforma, *open source* e muito popular na criação de *web* sites e aplicações para a *web* com design baseados em HTML e CSS (CANCINOS, 2020; ZABOT; MATOS, 2020).

No desenvolvimento de software *mobile-first*, prioriza-se o foco da organização das páginas e exibição dos dados de um sistema *web* para os usuários que utilizam dispositivos *mobile* (*smartphones* e *tablet*), sem deixar de atender as necessidades dos usuários que irão acessar o sistema através de navegadores *web* (*browsers*) em estações de trabalho *Desktop* (SILVA; TIOSSO, 2020).

Para facilitar a experiência do usuário e a portabilidade do software entre diferentes dispositivos de acesso, uma outra metodologia de desenvolvimento pode ser aplicada ao projeto, a PWA (*Progressive Web App*), o que torna o uso de uma página *web* pelo *smartphone* muito semelhante a de um aplicativo (*App*) nativo *mobile* (OLIVEIRA; ALVIM; ROMANI, 2019).

O *layout* responsivo (RWD ou *Responsive Web Design*) permite que uma aplicação seja capaz de responder amplamente a diversos tamanhos de janela de visualização (*viewport*), com a finalidade acomodar (renderizar) de maneira mais usável e acessível onde é visualizado pelo usuário, seja um *tablet* ou um *smartphone* (SILVA, 2014).

Assim como nas tecnologias de desenvolvimento de sistemas *web*, o conceito por trás de uma *Progressive Web App* é que ele faça uso do navegador *web* como motor de execução, com independência da plataforma que o usuário utilize (SILVA; TIOSSO, 2020).

Por fim, a flexibilidade da linguagem PHP em executar *scripts* remotamente, permite que imagens sejam enviadas diretamente do campo através de um *Web App*, sem a necessidade de um equipamento com alto poder de processamento *in loco* (GONZÁLEZ-ESQUIVA et al., 2017).

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo geral

Implementar um software capaz de realizar o processamento de imagens obtidas em campo e extrair, de forma automática, os índices de vegetação baseado no RGB.

3.2 Objetivos específicos

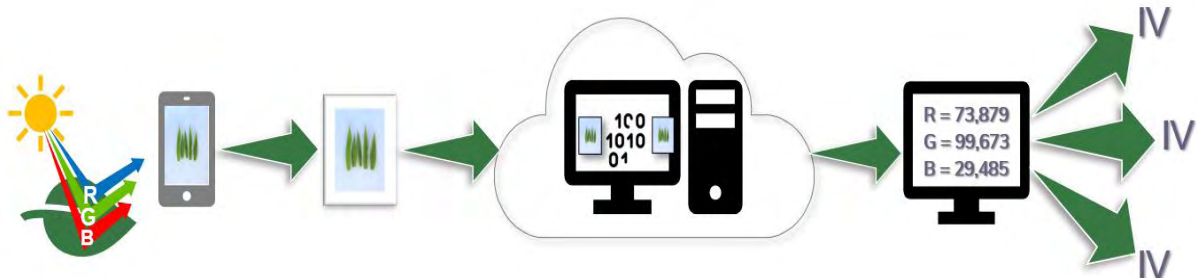
a) Desenvolver uma versão *Web App* do software, aplicando conceitos pertinentes de interface e de usabilidade.

b) Aplicar o modelo de desenvolvimento *Progressive Web Apps* (PWA) para que o *Web App* apresente características responsiva, instalável, segura e demonstre comportamento semelhante à de um aplicativo nativo.

4. MATERIAL E MÉTODOS

Este capítulo apresenta os conceitos, ferramentas e as metodologias utilizadas para a construção de software para extração de índices de vegetação com base em processamento de imagens digitais (Figura 13).

Figura 13 - Esquema demonstrando as etapas do projeto desde o momento da aquisição da imagem através de um dispositivo *smartphone*, envio da imagem ao servidor web, processamento e extração de índices de vegetação.



Fonte: Própria autoria.

4.1 Requisitos Funcionais

A primeira etapa no desenvolvimento do software foi o levantamento de requisitos funcionais e não funcionais descrevendo as funções que ele deve realizar ou que seja esperado que ele realize em tempo de execução.

Quadro 1 – Especificação dos Requisitos Funcionais (RF) e Não Funcionais (RNF) do software.

Código	Descrição do requisito
RNF 1	O sistema web deve ser implementado em linguagem <i>client side</i> PHP usando o <i>framework front-end</i> Bootstrap, HTML 5, CSS 3, Javascript e a metodologia <i>Progressive Web Apps</i> (PWA).
RNF 2	O sistema web não deve armazenar dados no dispositivo onde está sendo executado, sendo estes enviados a um servidor web.
RNF 3	O banco de dados relacional modelado para o sistema web deve ser o MySQL.
RNF 4	O sistema web deve ter uma interface agradável e de fácil utilização pelos usuários.
RNF 5	O sistema web deve se comportar como um aplicativo <i>mobile</i> nativo quando executado à partir de um aparelho <i>smartphone</i> ou <i>tablet</i> .
RF 1	O sistema web permitirá que o usuário faça o seu cadastro para acesso contendo os seguintes dados: nome completo, telefone, email (usado para realizar o <i>login</i>) e senha pessoal de até 15 caracteres.

RNF 1.1	O sistema web deve armazenar a senha do usuário utilizando criptografia <i>hash</i> de 128 <i>bits</i> .
RNF 1.2	O cadastro de usuário não poderá ser realizado caso já exista um usuário com o mesmo e-mail (login) na base de dados.
RF 2	O sistema web permitirá que os usuários realizem alterações em seus dados pessoais cadastrados mediante confirmação de senha no momento da alteração.
RNF 2.1	O usuário só conseguirá editar os seus dados pessoais.
RF 3	O sistema web permitirá o acesso dos usuários mediante o uso do <i>login</i> e senha pessoal.
RNF 3.1	O sistema permitirá que o usuário peça o cadastro de uma nova senha caso esqueça da senha de acesso.
RNF 3.2	O sistema enviará uma senha provisória caso usuário informe ao sistema que não lembra da senha de acesso.
RF 4	O sistema web permitirá criar experimentos fornecendo os seguintes dados: nome do experimento, data inicial, data final, equipe e observações.
RF 5	O sistema web permitirá a submissão de imagens de forma individual ou em lote fornecendo o experimento a que a imagem pertence.
RF 6	O sistema web permitirá que o usuário realize o processamento das imagens enviadas através de <i>upload</i> e salvas no servidor.
RF 7	O sistema web permitirá que o usuário possa visualizar, gerenciar e exportar os índices de vegetação gerados pelo processamento da imagem selecionada.
RF 8	O sistema permitirá que o usuário possa excluir um experimento.
RF 9	O sistema permitirá que o usuário possa realizar a exclusão de uma imagem.
RF 10	O sistema web permitirá que o usuário exporte os índices de vegetação para uma planilha do Microsoft Excel.
RF 11	O sistema web permitirá que dados do experimento possam ser alterados.
RF 12	O sistema web permitirá que dados da imagem possam ser alterados.
RF 13	O sistema web permitirá o acesso do usuário administrador mediante o uso do <i>login</i> e senha padrão do administrador.
RNF 13.1	O administrador do sistema web poderá alterar a senha padrão.

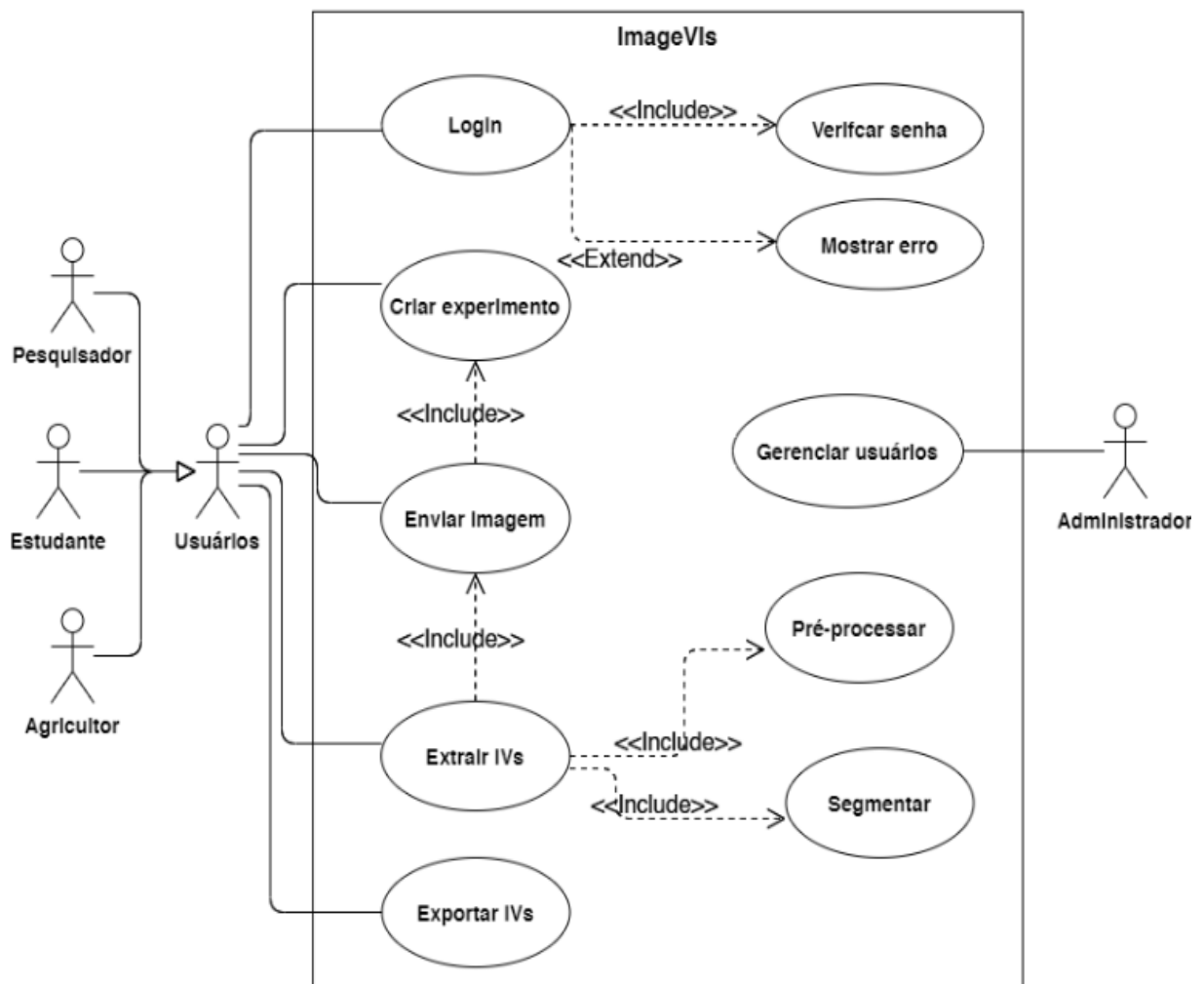
Fonte: Própria autoria.

4.2 Atores do Sistema

Após a abstração do problema do mundo real, iniciou-se o projeto do software (Figura 10), fase na qual os requisitos (funcionais e não funcionais), as necessidades do negócio e considerações técnicas se juntaram, definindo os elementos estruturais e seus relacionamentos em detalhes. As atividades desenvolvidas nessa fase de projeto transformaram as especificações do problema encontrado durante a análise e levantamento de requisitos no produto final.

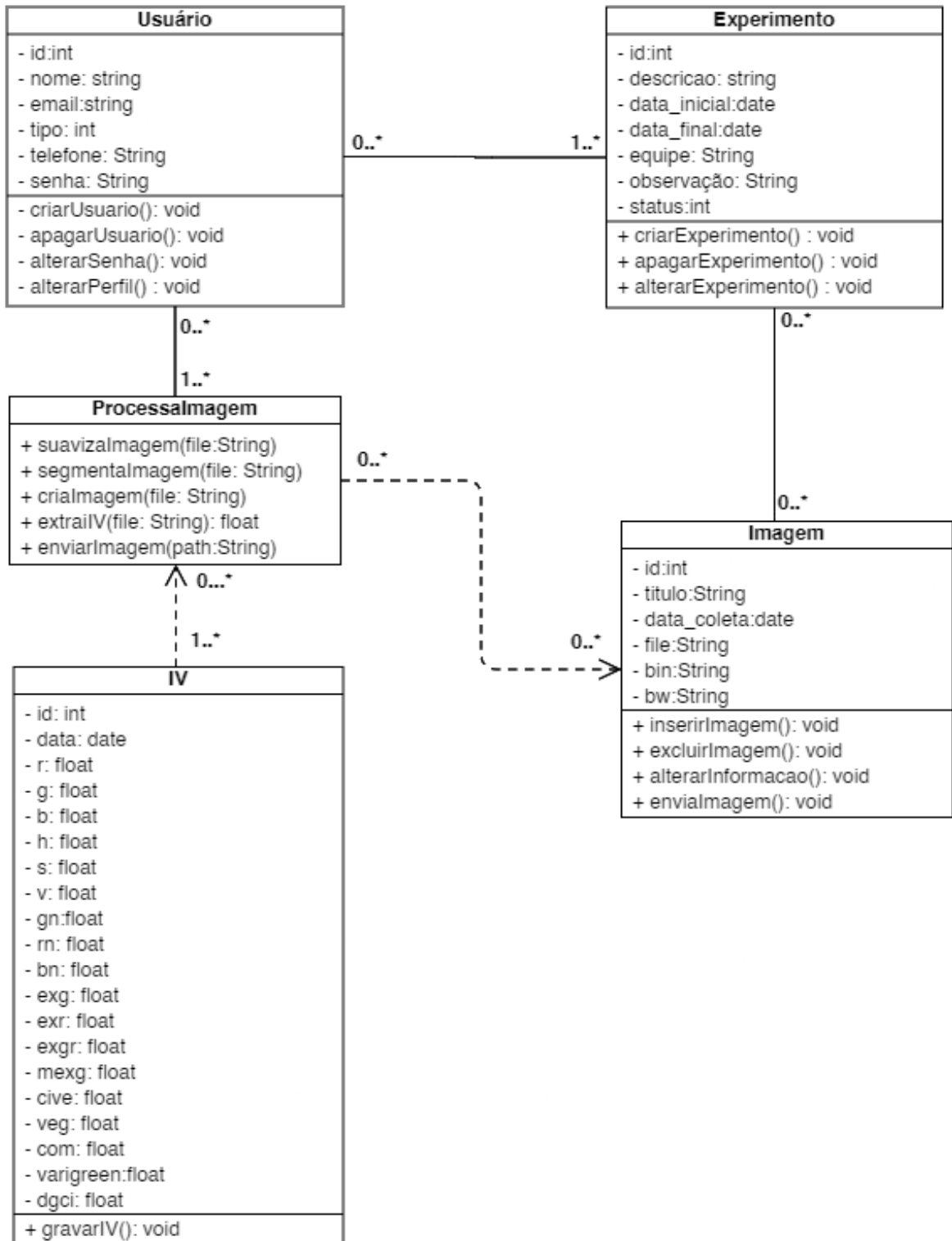
A figura 14 trata do diagrama de caso de uso mostrando conceitualmente um conjunto de objetos manipulados pelos atores à medida que eles interagem com o software, discriminando as funções que serão executadas a fim de atender os requisitos dos usuários.

Figura 14 - Diagrama de caso de uso representando os fluxos normais e alternativos de operação do sistema de software, e como os atores primários e secundários interagem com o sistema.



Fonte: Própria autoria.

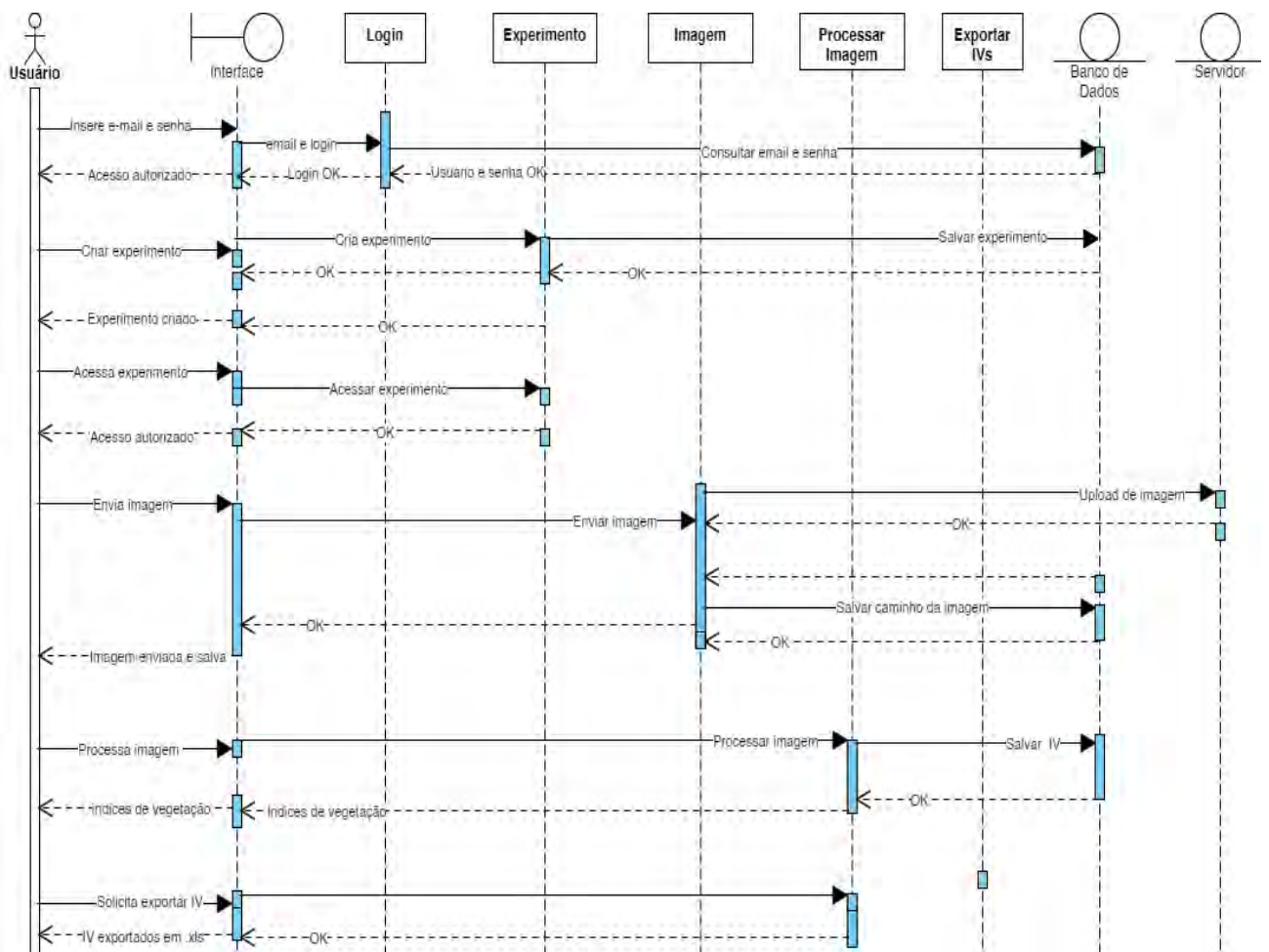
Figura 15 - Diagrama de classes do sistema mostrando os aspectos estáticos do conjunto de classes relacionais entre si, e que determinam a estrutura do sistema de software.



Fonte: Própria autoria.

A sequência de mensagens enviadas pelos objetos de um caso de uso é descrita pelo diagrama de sequência da UML, descrevendo a lógica de um cenário, na sequência em que acontece, através de uma linha de tempo. No diagrama de sequência, as classes e os atores do sistema são representados na parte superior do diagrama (Figura 16), trocando mensagens (simples, síncrona, assíncrona, retorno e reflexiva) entre uma classe e outra, por meio de setas entre linhas pontilhadas que determinam o tempo de vida do objeto.

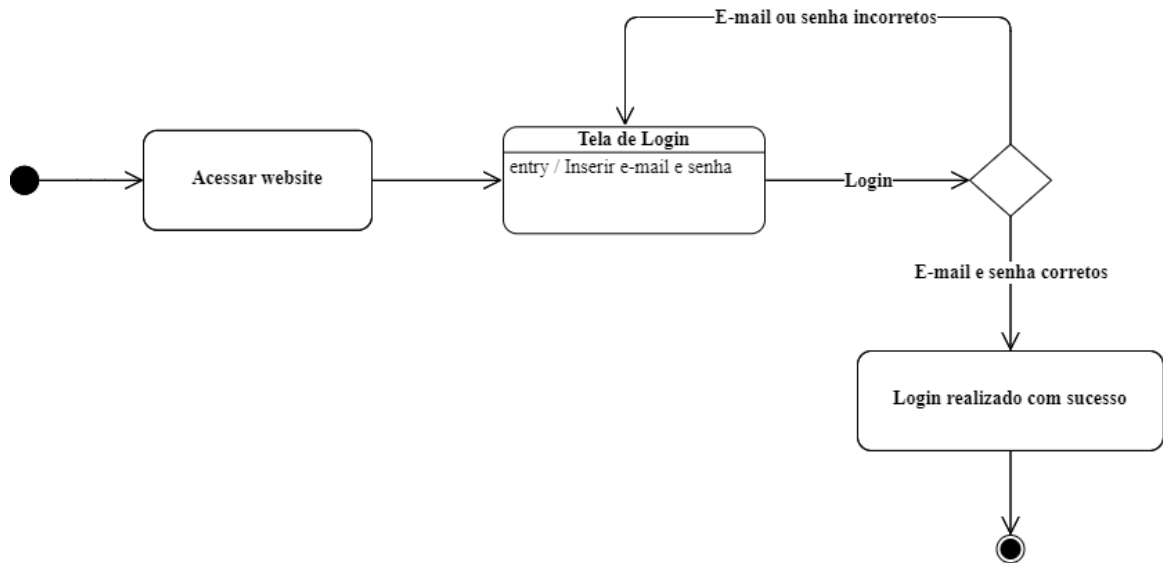
Figura 16 - Diagrama de sequência com as classes e os atores na parte superior do diagrama, trocando mensagens síncronas e de retorno, através do cenário por meio de setas (mensagens) que atravessam as linhas verticais pontilhadas (linha de vida do objeto).



Fonte: Própria autoria.

A abordagem adotada para implementar um sistema de software sofre influência por parte do comportamento dos elementos desse sistema. A modelagem comportamental de objetos e o fluxo de controle de um estado para outro, mediante o conjunto de estados pelo qual um objeto passa ao responder a determinado evento do usuário (máquina de estados), envolve o diagrama de estados (Figura 17).

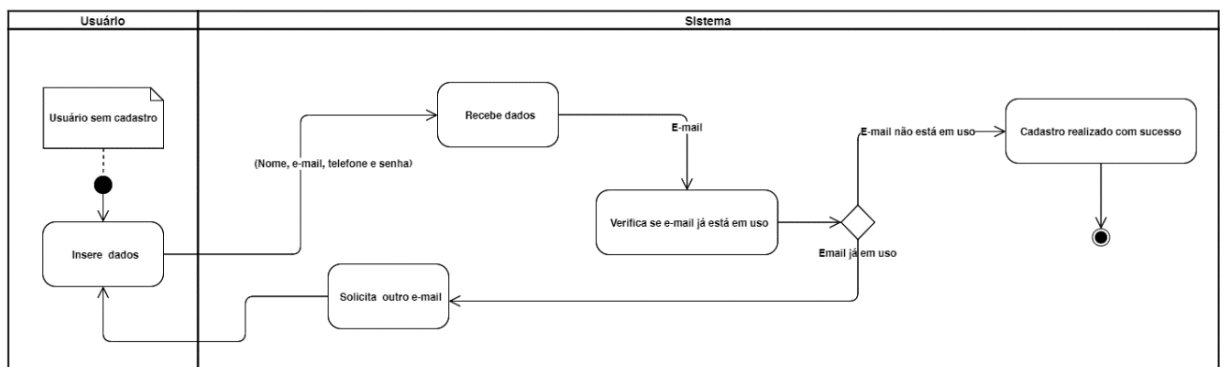
Figura 17 - Diagrama de estados mostrando os estados possíveis que os objetos da classe login podem possuir e quais eventos do sistema provocam tais mudanças.



Fonte: Própria autoria.

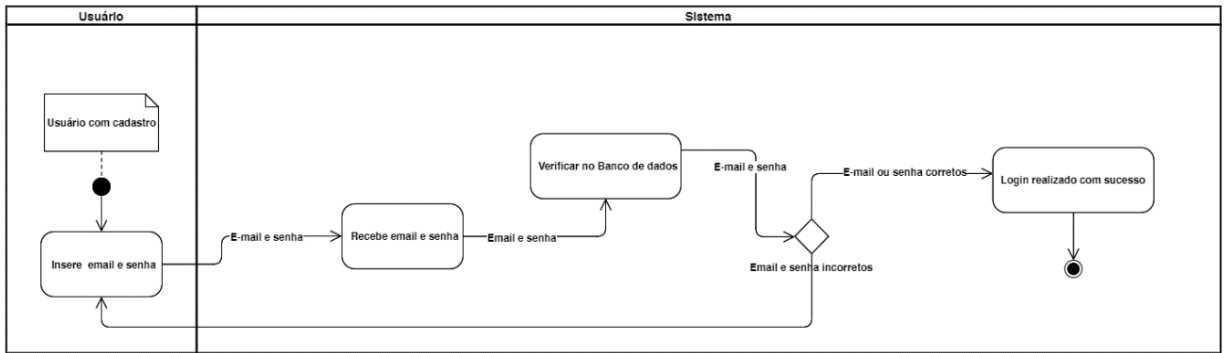
Neste trabalho, o diagrama de estados será substituído pelo diagrama de atividades (Figuras 18, 19, 20, 21 e 22), uma variação que não exige especificar qual evento casou a mudança de um estado para outro, e será responsável em modelar o fluxo de controle sequencial das atividades detalhadas, gerada por uma operação (método) ou algum agente externo, já que outra característica desse diagrama está no fato de ser modulado como um fluxograma.

Figura 18 - Diagrama de atividades UML mostrando o comportamento das operações no cadastro de usuários.



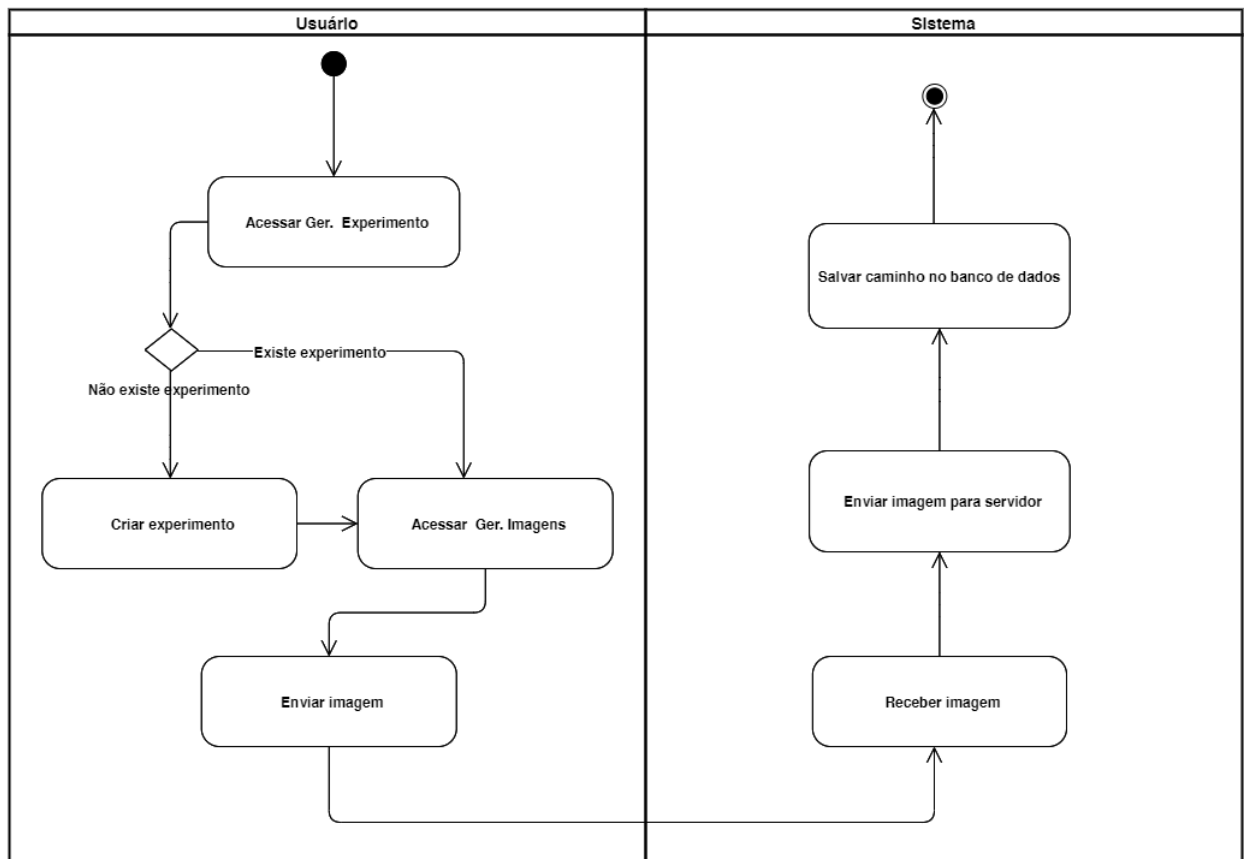
Fonte: Própria autoria.

Figura 19 - Diagrama de atividades descrevendo o fluxo de operações necessárias para o usuário acessar o sistema através da tela de login.



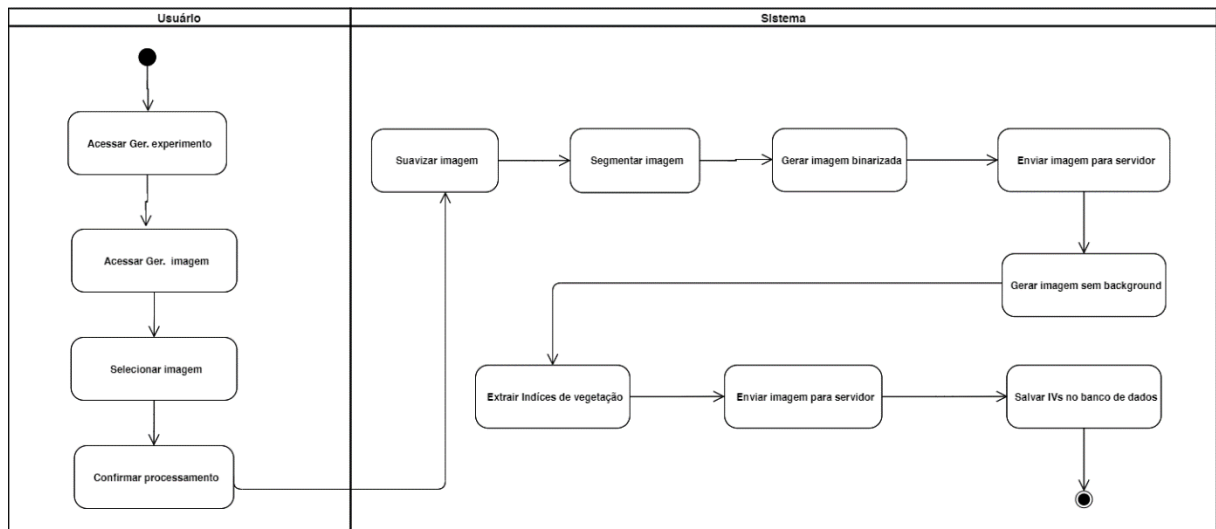
Fonte: Própria autoria.

Figura 20 - Diagrama de atividades do processo de enviar imagem.



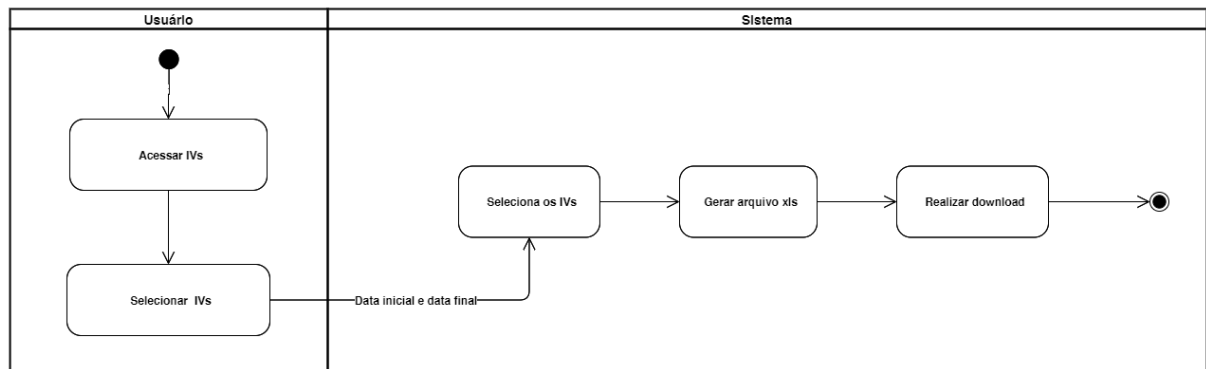
Fonte: Própria autoria

Figura 21 - Diagrama de atividades que descreve as operações para processar imagens.



Fonte: Própria autoria

Figura 22 - Diagrama de atividades que descreve a exportação de índices de vegetação.



Fonte: Própria autoria

4.3 Implementação do software

O software de processamento de imagens e extração de índices de vegetação, nomeado ImageVI's (Figura 23), foi desenvolvido em linguagem PHP, em conjunto com a linguagem de marcação de hipertexto HTML 5, JavaScript, CSS (*Cascading Style Sheets*), e o framework Bootstrap. O Bootstrap foi utilizado neste projeto através do método CDN (*Content Delivery Network*), na criação de uma versão otimizada para dispositivos móveis como *tablets* e *smartphones*, se beneficiando assim das constantes atualizações de versão do *framework* sem a necessidade de alterações no código fonte hospedado no servidor. A metodologia PWA foi

adotada a fim de proporcionar ao usuário a experiência de um app nativo e encontra-se hospedado em < <http://www.mapag.com.br/software/imagevi/>>.

Figura 23 - Logo do software ImageVI's



Fonte: Própria autoria

4.4 Aquisição de imagens

A aquisição de imagens se dará de forma passiva em campo, ou seja, será utilizada a fonte de energia já presente na cena (luz do sol), sem a necessidade de iluminação artificial (*flash*), e sujeito a intempéries da natureza.

No momento da captura da imagem, a cena em que a folha diagnóstica (objeto de interesse) será disposta, deve ser preparada sobre uma base de fundo branco opaco (Figura 24). Esse procedimento tem o objetivo de evitar o reflexo excessivo da luz natural em campo, além de aumentar o contraste e melhorar a precisão da segmentação, que ocorrerá na etapa de processamento da imagem.

A base de fundo branco utilizada no suporte ao processo de aquisição de imagens pode ser implementada de maneira fácil e com baixo custo financeiro, colocando uma folha de papel sulfite, apergaminhado, *off-set* ou papel ofício na cor branca, sobre uma placa de fibra de média densidade (MDF), ou utilizando uma prancheta ofício (Figura 25).

Lâminas foliares planas auxiliam no processo de aquisição de imagens, por isso, é recomendável que as imagens sejam adquiridas em campo no momento da coleta, antes que comecem a perder água para o ambiente devido ao calor. Caso realmente não seja possível realizar a aquisição de imagens no momento de coleta, acondicione as lâminas em sacos

plásticos e coloque em uma caixa sobre gelo até serem levadas ao laboratório ou ambiente de aquisição.

Figura 24 - A(s) lâmina(s) foliare(s) da planta, objeto(s) de interesse, deve(m) ser disposta(s) sobre um fundo branco opaco com a face adaxial (parte superior) voltada para cima e face abaxial voltada para baixo.



Fonte: Própria autoria.

Se a aquisição de imagem ocorrer de maneira ativa (com luz artificial), então, todo o processo de aquisição de imagens para o experimento deve seguir o mesmo padrão de coleta da lâmina foliar e aquisição de imagens.

Há, também, a opção alternativa de aquisição de imagens utilizando um scanner de mesa (aquisição ativa). Nesse caso, as lâminas foliares devem ficar com a parte adaxial voltadas para o sentido do sensor de captura e para ajudar na fixação, sobrepor as amostras com uma folha de papel de cor branca (Figura 26).

Figura 25 - Prancheta ofício A4 em MDF de uso em escritório que pode ser utilizada como base no processo de aquisição de imagens em campo.



Fonte: Própria autoria.

Figura 26 - Disposição da lâmina foliar da planta, objeto de interesse, através de scanner de mesa para aquisição de imagens. Neste caso, a face adaxial da lâmina foliar deve permanecer voltada para baixo.



Fonte: Própria autoria

Para esse experimento, a recomendação de altura do sensor para aquisição passiva é de aproximadamente 23 cm, com um ângulo de 90° em relação à base de fundo branco (Figura 27).

Figura 27 - Aquisição de imagem usando câmera de smartphone, mantendo uma distância de aproximadamente 23 cm entre a base e o sensor de captura, em um ângulo de aproximadamente 90° posicionando as lâminas no centro da imagem, evitando a captura de objetos que estejam no contorno da área de aquisição da imagem e que possam causar ruído na imagem.



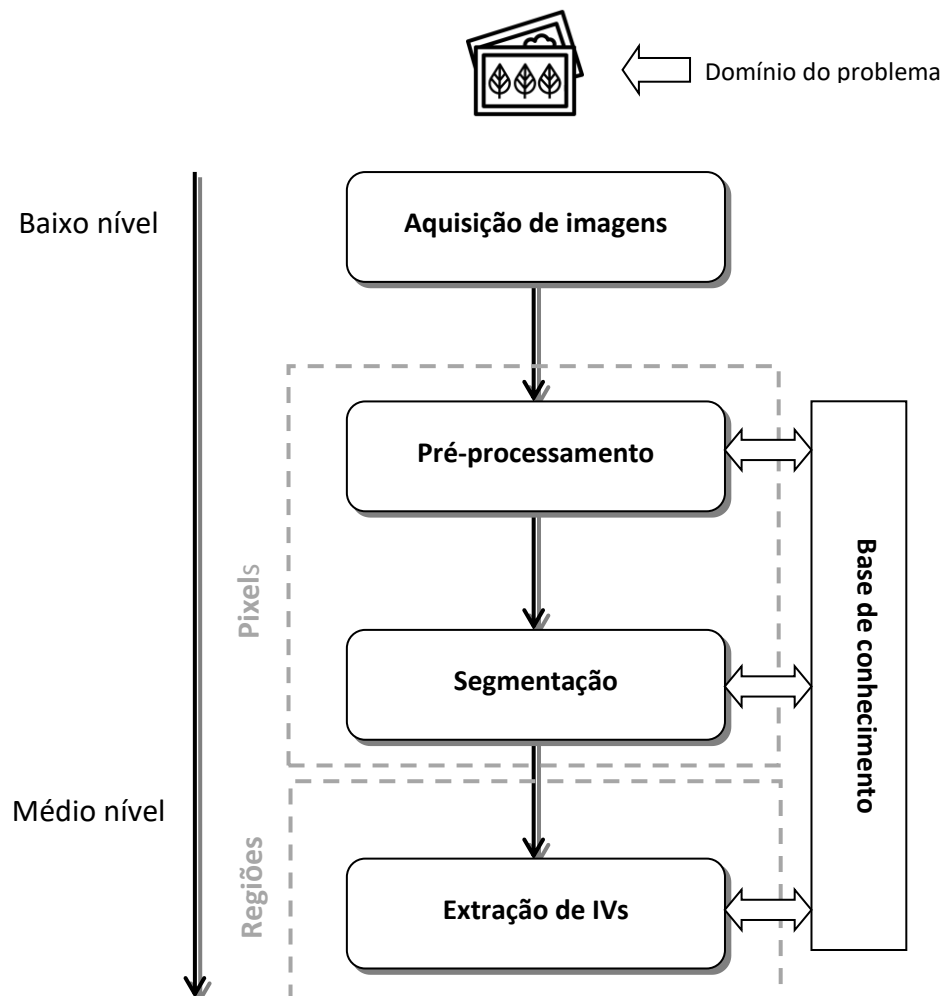
Fonte: Própria autoria

As imagens devem ser gravadas no formato JPEG (*Joint Photographic Expert Group*), tanto para extração dos índices de vegetação quanto para visualização. É importante que as imagens de um experimento sejam coletadas sempre pelo mesmo dispositivo de aquisição (câmera digital ou *smartphone*), e com as mesmas configurações de captura para o sensor.

4.5 Processamento digital de imagens

A imagem digital de fundo branco obtida em campo, através da metodologia de aquisição de imagens discutida no tópico 2.4, deve ser submetida ao software de processamento de imagens ImageVI's. Na primeira etapa, ocorre um processamento de baixo nível (pré-processamento) para remoção do ruído através do filtro da mediana (Figura 28). O filtro da mediana é bastante utilizado para suavizar imagem e melhorar sua qualidade, substituindo cada pixel pela mediana do conjunto de pixels vizinhos.

Figura 28 - Diagrama representando as etapas do processamento de imagem em sequência, desde o momento de aquisição, pré-processamento, segmentação e cálculo dos índices de vegetação. As etapas de pré-processamento e segmentação operam sobre os pixels da imagem, enquanto na etapa de extração de IVs ocorre a transformação dos pixels em informação.



Fonte: Adaptado de Persechino e Albuquerque (2015).

O aprimoramento da imagem se destaca como uma importante etapa dentro da visão computacional. Em seguida, ocorre o processo de segmentação da imagem (processamento de nível médio), com o objetivo de separar os diversos pixels da imagem em duas classes distintas

(folhas da planta e o fundo branco), e assim destacar a área de interesse (folhas da planta). O algoritmo aplicado nessa etapa é o de limiarização através do método de Otsu, onde a partir de uma imagem em escala de cinza, encontra-se o valor de intensidade ideal (*threshold* ou limiar) que separe o fundo do objeto de interesse.

A segmentação é uma etapa essencial no processamento de imagens e deve ser realizada adequadamente para evitar a extração de dados de forma incorreta, prejudicando assim a extração dos índices de vegetação nas etapas seguintes.

4.6 Índices de vegetação

Através do uso da função *imagecolorat* da biblioteca GD da linguagem PHP, foi implementado um algoritmo que faz a varredura pixel a pixel da região de interesse na imagem, retornando o valor de cada pixel como um inteiro e calculando os valores médios dos componentes vermelho (R), verde (G) e azul (B), os quais são aplicados aos modelos matemáticos para obtenção dos IV's (Tabela 1): R_N , G_N e B_N (YANG et al., 2015b); H, S e V (WANG et al., 2014; YUAN et al., 2016); VARIgreen (GITELSON et al., 2002); DGCI (KARCHER; RICHARDSON, 2003; SABERIOON et al., 2014); ExG (GUIJARRO et al., 2011; YANG et al., 2015); ExR (GUIJARRO et al., 2011; MEYER et al., 1998); ExGR (GUIJARRO et al., 2011; MEYER; NETO, 2008; YANG et al., 2015); MExG (BURGOS-ARTIZZU et al., 2011; WOEBBECKE et al., 1995); CIVE (GUIJARRO et al., 2011; HAMUDA; GLAVIN; JONES, 2016; YANG et al., 2015); VEG (HAGUE; TILLET; WHEELER, 2006); COM (YANG et al., 2015).

Tabela 1 – Índices de vegetação e suas respectivas equações baseados em RGB calculados automaticamente pelo software por meio de imagens digitais.

IV's	Fórmula	Referência
R_N	$R/(R+G+B)$	Yang et al. (2015)
G_N	$G/(R+G+B)$	Yang et al. (2015)
B_N	$B/(R+G+B)$	Yang et al. (2015)
H	$H = \begin{cases} 60 * \{(G - B)/[\max(RGB) - \min(RGB)]\}, \max(RGB) = R \\ 60 * \{2 + \{(B - R)/[\max(RGB) - \min(RGB)]\}\}, \max(RGB) = G \\ 60 * \{4 + \{(R - G)/[\max(RGB) - \min(RGB)]\}\}, \max(RGB) = B \end{cases}$	Wang et al. (2014) e Yuan et al. (2016)
S	$\text{Máximo}(RGB) - \text{Mínimo}(RGB) / \text{Máximo}(RGB)$	Wang et al. (2014) e Yuan (2016)
V	$\text{Máximo}(RGB)/255$	Wang et al. (2014) e Yuan (2016)

VARI _{green}	$VARI_{green} = (G-R)/(G+R-B)$	Gitelson et al. (2002)
DGCI	$DGCI = [(Matiz - 60)/60 + (1 - Saturação) + (1 - Brilho)]/3$	Saberioon et al. (2014); Karcher e Richardson (2003)
ExG	$ExG = (2 * G_N) - R_N - B_N$	Guijarro et al. (2011) e Yang et al. (2015)
ExR	$ExR = (1,4 * R_N) - G_N$	Guijarro et al. (2011) e Meyer et al. (1998)
ExGR	$ExGR = ExG - ExR$	Guijarro et al. (2011); Meyer e Neto (2008); Yang et al. (2015)
MExG	$MExG = 1.262 * G - 0.884 * R - 0.311 * B$	Burgos-Artizzu et al. (2011) e Woebbecke et al. (1995)
CIVE	$CIVE = 0.441R_N - 0.811G_N + 0.385B_N + 18.78745$	Guijarro et al. (2011); Hamuda et al. (2016); Yang et al. (2015)
VEG	$VEG = G_N / (R_N^{0,667}) * (B_N^{*0,333})$	Hague et al. (2006)
COM	$0,25ExG + 0,30ExGR + 0,33CIVE + 0,12VEG$	Yang et al. (2015)

Fonte: Própria autoria.

Ao final do processamento, o software gera 18 (dezoito) índices de vegetação para cada imagem binarizada, sendo possível exportar os dados para uma planilha do Microsoft Excel.

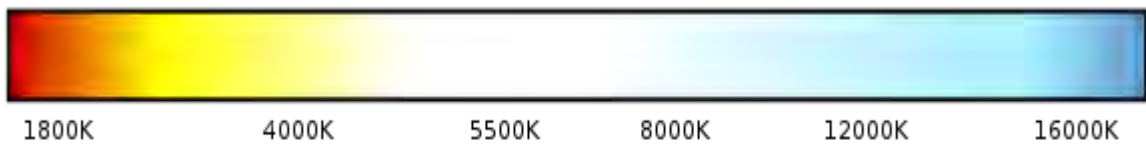
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Requisitos de aquisição de imagens

A presente aplicação de software tem por base o processamento digital de imagens para extração de índices de cores, tendo por base as cores primárias do sistema RGB, e partir dos quais calcula os IV's, derivados de equações (Tabela 1). Todavia, a correta extração das cores primárias depende, essencialmente, da qualidade da imagem advinda após o procedimento de aquisição. Dessa forma, certos requisitos devem ser atendidos para que a imagem adquirida retenha, o mais próximo do possível, as cores relativas às folhas da espécie vegetal em estudo. O ambiente de aquisição pode ser considerado o primeiro fator de incorporação de ruído na imagem (Figura 30). Percebe-se um tom azulado sobre as imagens onde são detectados os ruídos decorrentes da iluminação do ambiente. As causas de tal efeito sobre as imagens da Figura 30 seriam decorrentes de i) falta de ajuste nas configurações da câmera do smartphone, as configurações devem ser definidas para não haver ajuste automático conforme o ambiente,

ii) possibilidade de ocorrência de céu nublado ou outros efeitos do ambiente sobre as imagens. Quando a imagem é capturada, a luz refletida pelo ambiente vai interferir na coloração da imagem e do objeto de interesse. Por volta de 5200K está a luz do sol (Figura 29), a iluminação dos flashes das câmeras é encontrada entre 5500K e 6000K, e um dia nublado tem uma iluminação com a tonalidade em aproximadamente 7000K a 8000K.

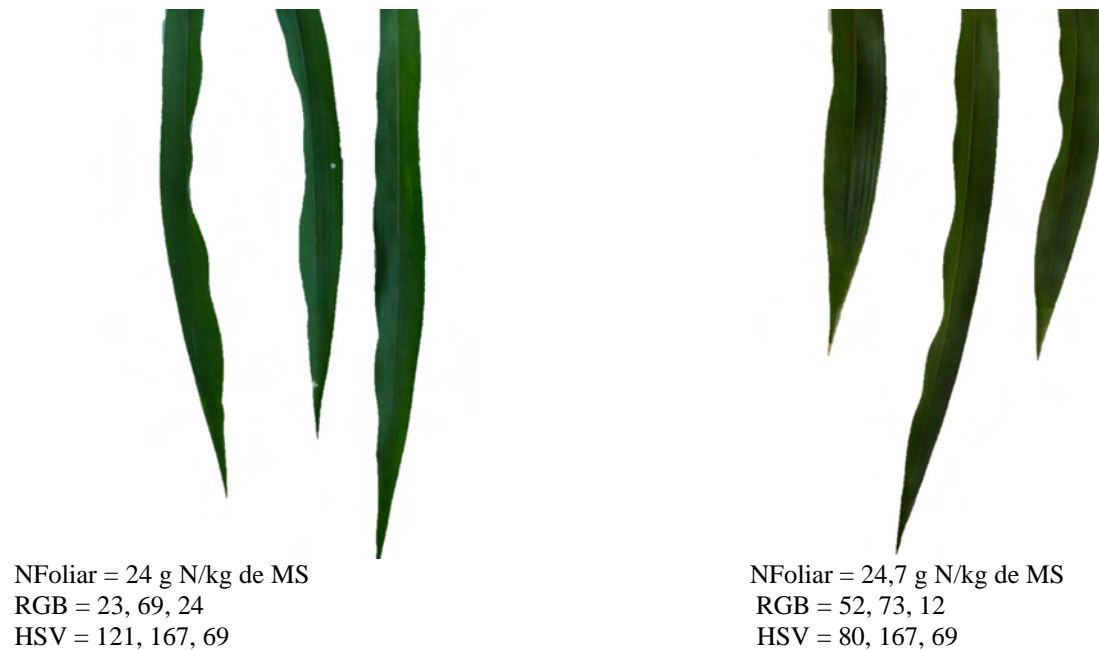
Figura 29 - Escala de Kelvin utilizada para ajustar o equilíbrio de branco que define o quanto de amarelo (quente) ou azul(frio) prevalecerá na imagem.



Fonte: www.tecmundo.com.br

Figura 30 – Representação de imagens de folhas com concentração similar de N, comparando (à esquerda) os valores de RGB e HSB das imagens com ruídos da iluminação do ambiente e imagens sem ruído (à direita).





Fonte: Própria autoria.

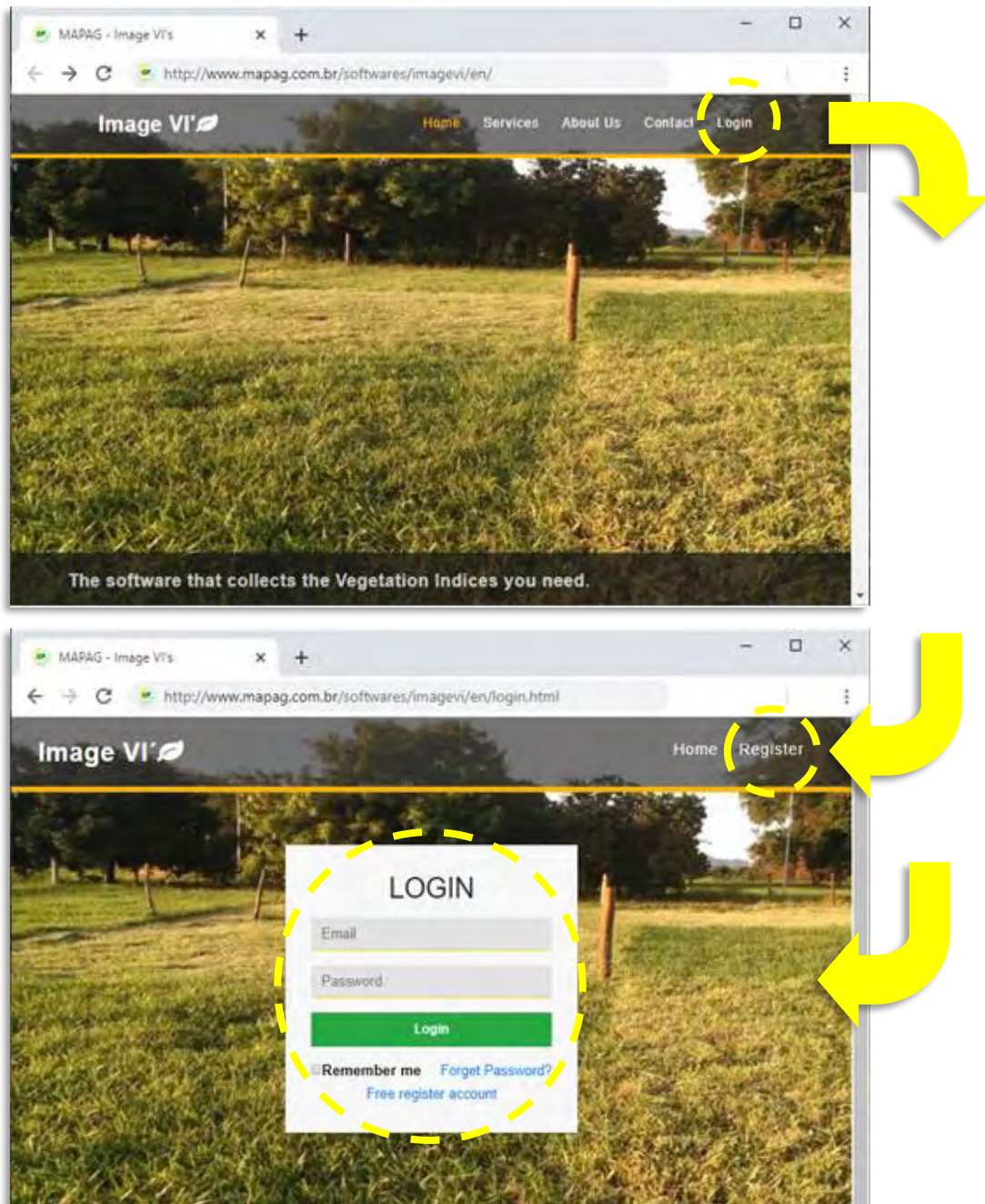
Os índices de vegetação podem ser utilizados como base para diversas aplicações. Todavia, um fator importante a ser levado em conta na implementação da aplicação é que esta deve ser capaz de integrar o procedimento de aquisição das imagens ao objetivo final de uso dos índices de cores. A presente aplicação é capaz de processar imagens contendo apenas uma lâmina foliar ou várias lâminas foliares na mesma imagem, cujo procedimento retornará resultados distintos, e a escolha por um ou outro procedimento depende do objetivo final do pesquisador. Estudos na área de Forragicultura e Pastagens, por exemplo, requerem que um número elevado de lâminas foliares vinculadas a uma mesma unidade experimental sejam processadas e analisadas. O objetivo, neste caso, pode incluir não os valores individuais de cada folha, mas valores médios de RGB, e seus índices derivados, de um conjunto de lâminas foliares que sejam capazes de representar aquela unidade experimental no momento da amostragem/coleta. Por outro lado, lâminas foliares de culturas olerícolas ou oleaginosas, tais como Feijão Caupi (*Vigna unguiculata* (L.) Walp), que apresentam maior superfície foliar podem requerer a aquisição de imagens contendo apenas uma folha (NETO, 2016).

5.2 Implementação do software ImageVI's

O sistema de software desenvolvido em linguagem PHP sob o paradigma de programação orientada a objetos (POO), está hospedado em um servidor *web* para livre acesso do usuário e forma gratuita através da url <www.mapag.com.br/software/imagevi>. O acesso é liberado após o preenchimento de um cadastro com alguns dados pessoais e uma senha de uso único (Figura 31). O sistema considera o e-mail pessoal inserido como *login* de acesso e a senha

cadastrada será criptografada através de um algoritmo *hash* de 128 *bits*, gerando assim uma *string* alfanumérica de 32 caracteres.

Figura 31 - Página inicial para obter acesso ao sistema através da tela de *login*.



Fonte: Própria autoria.

A página inicial traz informações sobre o projeto e os canais de contato com o Grupo MAPAG (Grupo de Monitoramento de Ambientes, Pastagens e Grandes Cultivos), que pesquisa e busca inovação para produtores. Após a validação das informações, o usuário tem acesso a tela principal do aplicativo que pode assumir dois *layouts*, um quando o usuário acessa pelo seu navegador *web* de sua preferência, outro quando é realizado por um *tablet* ou

smartphone (Figura 32). O *layout* responsivo foi pensado com o objetivo de proporcionar usabilidade ao usuário, facilitando a maneira de acesso ao software, independente do dispositivo utilizado no momento da coleta de imagens, ou quando for necessário consultar informações já cadastradas. É importante que um recurso tecnológico seja desenvolvido pensando na facilidade que o usuário terá em acessar e operar o software a partir de um *smartphone*. Graças à metodologia de desenvolvimento PWA, um software pode oferecer uma experiência de uso híbrido entre *web* e *mobile*. Um *Web App Manifest* implementado nas páginas HTML possibilita que o software possa instalar um ícone na tela inicial de um aparelho de *smartphone* ou *tablet* do usuário, proporcionando um acesso mais rápido à ferramenta sem que seja necessário utilizar o navegador (*browser*) do dispositivo.

Testes de *layout* responsivo para dispositivos *mobile* foram realizados utilizando o visualizador de perfis do *Chrome DevTools* e a ferramenta *Google Search Console*, e dispositivos reais com pontos de interrupção (*breakpoints*) de 641px ou menos, o que compreende dispositivos nas classes de tamanho médio e pequeno (*smartphones* e *tablets* com telas de dimensões típicas entre 4 e 7 polegadas).

Na Figura 32 é possível observar que a versão para navegadores se adapta à nova resolução através de uma técnica CSS chamada *Media Query*, que identifica a nova resolução do dispositivo do usuário e adiciona um *breakpoint* fazendo com que algumas partes do sistema se comportem de maneira diferente.

Na tela principal do sistema é possível visualizar um ícone *User* que indica o usuário logado. Clicando nesse botão é possível ter acesso ao perfil do usuário e a funcionalidades como por exemplo, alterações de senha.

Ao clicar no botão *Experiments Manager* o usuário acessa um novo menu, onde criará experimentos para organizar as imagens que deseja armazenar no sistema para posterior processamento.

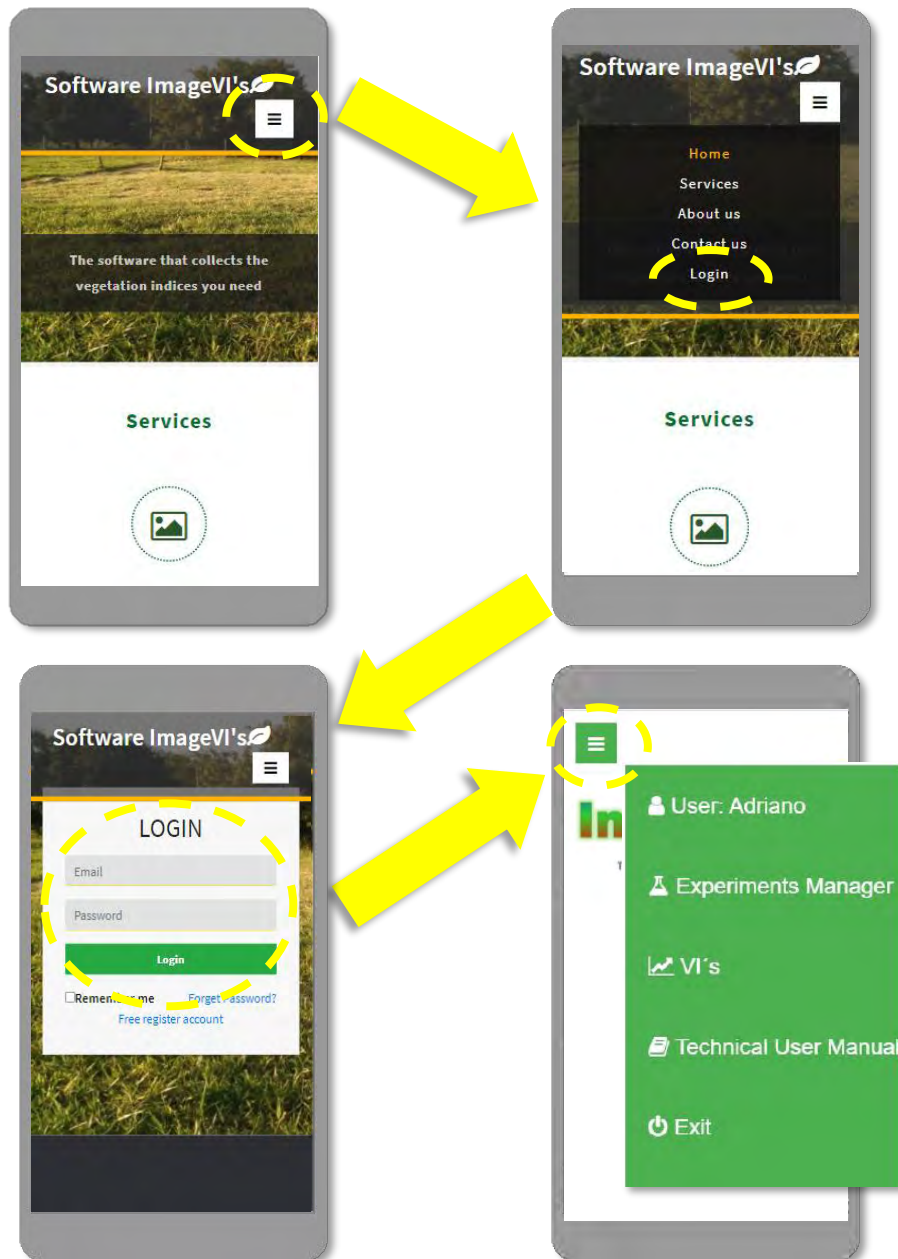
Os experimentos e índices de vegetação gerados assim como as imagens inseridas no sistema são acessados através do botão **IV's**.

Clicando ou pressionando o botão *Technical User Manual* o usuário acessa manual técnico com instruções mais detalhas de como operar o sistema. O manual técnico do usuário (versão em PDF) também está disponível para download no portal de livros abertos da USP através da url < www.livrosabertos.sibi.usp.br/portaldelivrosUSP/catalog/book/463>.

No menu *Experiments Manager* o usuário cria experimentos, informando dados relevante ao projeto que deseja desenvolver utilizando o software de processamento de imagens

(Figura 33). Esse recurso não é requisito obrigatório para que um usuário possa realizar o processamento de imagens.

Figura 32 - Evidências de funcionalidade do *layout* responsivo desde a página inicial adaptada até o menu principal do software para dispositivos com telas entre 4 e 7 polegadas.



Fonte: Própria autoria.

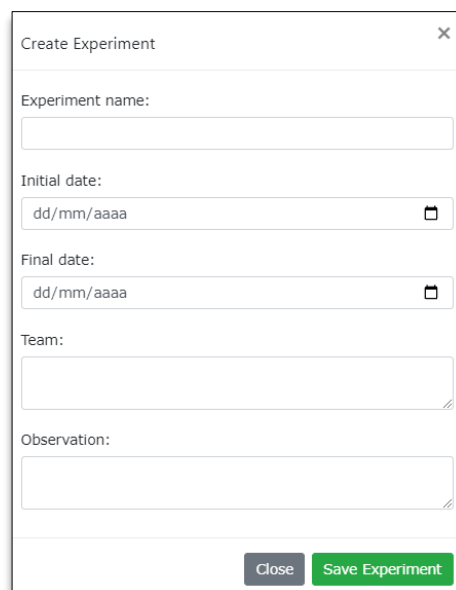
Testes de *layout* responsivo para dispositivos *mobile* foram realizados utilizando o visualizador de perfis do *Chrome DevTools* e a ferramenta *Google Search Console*, e dispositivos reais com pontos de interrupção (*breakpoints*) de 641px ou menos, o que compreende dispositivos nas classes de tamanho médio e pequeno (*smartphones* e *tablets* com telas de dimensões típicas entre 4 e 7 polegadas).

Na Figura 32 é possível observar que a versão para navegadores se adapta à nova resolução através de uma técnica CSS chamada *Media Query*, que identifica a nova resolução do dispositivo do usuário e adiciona um *breakpoint* fazendo com que algumas partes do sistema se comportem de maneira diferente. Na tela principal do sistema é possível visualizar um ícone *User* que indica o usuário logado. Clicando nesse botão é possível ter acesso ao perfil do usuário e a funcionalidades como por exemplo, alterações de senha. Ao clicar no botão *Experiments Manager* o usuário acessa um novo menu, onde criará experimentos para organizar as imagens que deseja armazenar no sistema para posterior processamento.

Os experimentos e índices de vegetação gerados assim como as imagens inseridas no sistema são acessados através do botão *IV's*. Clicando ou pressionando o botão *Technical User Manual* o usuário acessa manual técnico com instruções mais detalhas de como operar o sistema. O manual técnico do usuário (versão em PDF) também está disponível para download no portal de livros abertos da USP através da url < www.livrosabertos.sibi.usp.br/portaldelivrosUSP/catalog/book/463>.

No menu *Experiments Manager* o usuário cria experimentos, informando dados relevante ao projeto que deseja desenvolver utilizando o software de processamento de imagens (Figura 33). Esse recurso não é requisito obrigatório para que um usuário possa realizar o processamento de imagens.

Figura 33 - Janela modal para inserção de informações sobre o experimento que serão salvas no banco de dados.



The image shows a modal window titled "Create Experiment" with a close button (X) in the top right corner. The form contains the following fields:

- Experiment name:** A text input field.
- Initial date:** A date input field with the placeholder "dd/mm/aaaa" and a calendar icon.
- Final date:** A date input field with the placeholder "dd/mm/aaaa" and a calendar icon.
- Team:** A text input field with a small icon in the bottom right corner.
- Observation:** A text input field with a small icon in the bottom right corner.

At the bottom of the modal, there are two buttons: a grey "Close" button and a green "Save Experiment" button.

Fonte: Própria autoria.

No momento da inserção de imagens para processamento, o usuário pode vinculá-la ao experimento previamente cadastrado. Experimentos podem ter os dados alterados ou excluídos pressionando o botão *Edit* ou *Delete* (Figura 34).

Figura 34 - Tela de gerenciamento de experimentos.

EXPERIMENT MANAGER - Page 1 of 1								
ID	EXPERIMENTS	INITIAL DATE	FINAL DATE	TEAM	OBSERVATION	STATUS	EDIT	DELETE
38	DECUMBENS PASTURES	16/02/2020	16/03/2020	Mapag	Image analysis for Nitrogen status	● EM ANDAMENTO		

« 1 »

Fonte: Própria autoria.

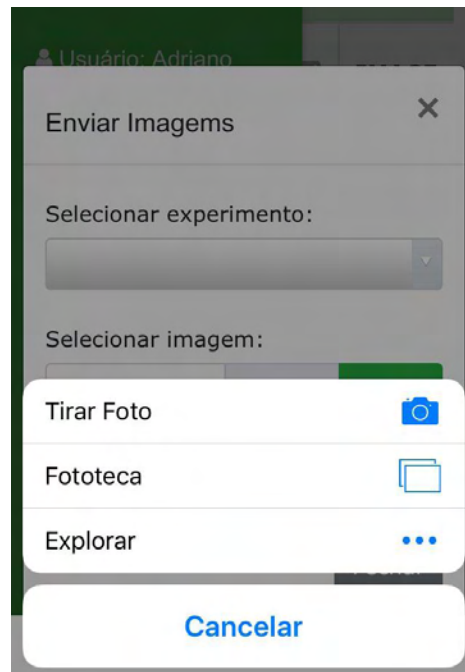
As imagens são enviadas ao software pelo *Image Dashboard* acessado através do botão *Image Manager*, que leva o usuário a um novo ambiente para realizar o *upload das* imagens (Figura 35).

Figura 35 - Processo de envio de imagens ao software através do gerenciador de imagens.

Fonte: Própria autoria.

O procedimento de envio das imagens ao software é o mesmo independente do dispositivo que esteja sendo utilizado, porém, quando realizado a partir de um *smartphone* ou *tablet*, há a opção de adquirir a imagem no momento do seu envio ao clicar no botão *browser* (Figura 36).

Figura 36 - Envio de imagens para processamento a partir de um aparelho smartphone.





















Fonte: Própria autoria.

Após submeter as imagens ao software é necessário selecionar as amostras que serão processadas, marcando as caixas de seleção que se encontram ao lado esquerdo do ícone representando a imagem enviada. Em seguida o usuário deve pressionar o botão **Image Processing** para dar início ao processamento das imagens selecionadas. Enquanto aguarda, o usuário visualiza uma tela de *loading* indicando que as imagens estão sendo processadas no servidor em tempo real através de algoritmo em *scripts* PHP.

Por se tratar de uma linguagem cliente servidor, um *script* PHP é por padrão limitado ao tempo máximo de 30 segundos de execução, e caso o limite seja ultrapassado, ocorre um erro e interrupção do processamento. Para evitar esse tipo de problema em virtude da quantidade de imagens que o usuário pode escolher processar, a função `set_time_limit()` e a diretiva `max_execution_time` do arquivo `php.ini` foram alteradas para não limitar o tempo de execução do algoritmo no servidor. Após o início do processamento, o usuário deve aguardar até que o sistema realize as etapas de pré-processamento, segmentação e extração dos valores médios do RGB, conforme foi descrito no fluxograma da Figura 28. Os modelos matemáticos utilizados para o cálculo automático dos IVs estão descritos na Tabela 1.

Ao final do processamento, o sistema grava em banco de dados todos índices de vegetação gerados para cada imagem que foi segmentada e teve a sua área de interesse destacada (Figura 38).

Figura 37 - *Image Dashboard* apresentando informações sobre imagens submetidas ao software e índices de vegetação calculados.

IMAGE DASHBOARD - Page 1 of 1										
ID	DATE	IMAGE	EXPERIMENT CODE	FILE	BIN	FB	VI's	EDIT	DELETE	
232	25/06/2021		2	a4598eefe5215bdb95ab861ea44938d7.JPG						
230	25/06/2021		0	a4598eefe5215bdb95ab861ea44938d7.JPG						
229	25/06/2021		2	36c6c48dcd3a8b23f6d8f013db4a7eaa.JPG						

Fonte: Própria autoria.

Também no *Image dashboard* é possível visualizar as imagens originais que foram enviadas, juntamente com os seus resultados binários e com *background* removido (Figura 37). O software permite que sejam realizadas alterações nas informações de identificação das imagens submetidas e nas imagens geradas durante o processamento.

Figura 38 - Imagem original que foi submetida ao software (a), imagem binária com objeto de interesse destacado em relação ao seu background (b), imagem original com background removido (c).



Fonte: Própria autoria.

O sistema calcula automaticamente 18 (dezoito) índices de vegetação que podem ser visualizados de forma individual por imagem processada pressionando o botão **IV's**. É possível realizar consultas personalizadas por data e exportação dos IV's para o Microsoft Excel.

5.3 Validação do software ImageVI's

A seguir serão apresentadas as comparações entre os resultados obtidos pelo software ImageVI's e algumas ferramentas utilizadas para processar imagens de folhas de *Brachiaria decumbens* cv. Basilisk, a fim de validar o funcionamento do software quanto a precisão e contextualização dos requisitos levantados no processo de desenvolvimento.

As imagens utilizadas nos testes de validação foram adquiridas durante o intervalo entre os meses de dezembro de 2017 a março de 2018 a partir de amostras de uma área experimental com tratamentos em delineamento de blocos completos casualizados. Os tratamentos aplicados corresponderam a quatro níveis de adubação nitrogenada com nitrato de amônia com 32% de nitrogênio (N), sem adubação, 0 kg/ha de N após cada corte, 20 kg/ha de N após cada corte e 10 kg/ha de N após cada corte. Após a obtenção das imagens, as amostras de folhas coletadas na unidade experimental passaram por análises químicas para determinação da concentração de N total.

Para realizar os testes de validação quanto a precisão na extração dos índices de vegetação com base do RGB médios das imagens, foram selecionadas dez imagens de *Brachiaria decumbens* cv. Basilisk consideradas moderadamente deficientes (Tabela 2), segundo as faixas ou classes de concentração de N determinadas por Santos (1997), e dez imagens de amostras consideradas suficientes (Tabela 3). Todas as imagens selecionadas foram submetidas primeiramente ao software ImageVI's e posteriormente processadas pelo software livre ImageJ e pelo software online Image Color Picker.

Tabela 2 – Imagens de *Brachiaria decumbens* cv. Basilisk consideradas moderadamente deficientes com suas concentrações de N, e que foram processadas pelo software ImageVI's para extração dos valores médios dos canais RGB e sua conversão para HSV.

IMAGEM	N	R	G	B	H	S	V
pqt1_1-f5_09-03-2018-fb.jpg	2,17	105,67	139,27	58,46	84,95	0,58	0,55
pqt1_3-f1_02-12-2017-fb.jpg	2,09	82,88	112,62	31,05	81,88	0,72	0,44
pqt1_3-f1_09-03-2018-fb.jpg	1,76	101,97	139,10	59,12	87,85	0,57	0,55
pqt1_3-f1_13-01-2018-fb.jpg	2,06	108,97	141,75	43,10	79,94	0,70	0,56
pqt1_3-f4_09-03-2018-fb.jpg	1,76	96,17	124,61	54,78	84,44	0,56	0,49
pqt2_4-f3_02-12-2017-fb.jpg	1,92	99,42	121,66	48,09	78,14	0,60	0,48
pqt2_4-f5_13-01-2018-fb.jpg	2,02	91,92	113,69	41,87	78,19	0,63	0,45
pqt3_2-f4_13-01-2018-fb.jpg	2,23	95,63	123,34	43,86	80,92	0,64	0,48
pqt3_1-f2_09-03-2018-fb.jpg	2,03	90,15	122,83	52,94	88,06	0,57	0,48
pqt3_1-f2_22-12-2017-fb.jpg	1,98	93,66	118,98	38,84	78,96	0,67	0,47

Fonte: Própria autoria.

Tabela 3 – Imagens de folhas *Brachiaria decumbens* cv. Basilisk consideradas suficientes com suas concentrações de N e processadas pelo software ImageVI's para extração dos valores médios dos canais RGB e sua conversão para o espaço HSV.

IMAGEM	N	R	G	B	H	S	V
pqt3_3-f4_02-12-2017-fb.jpg	3,39	57,04	73,74	23,69	80,02	0,68	0,29
pqt2_2-f5_13-01-2018-fb.jpg	3,14	69,50	95,15	34,95	85,56	0,63	0,37
pqt1_4-f1_09-03-2018-fb.jpg	3,01	68,25	97,58	48,84	96,12	0,50	0,38
pqt2_2-f1_22-12-2017-fb.jpg	2,90	62,69	77,00	27,75	77,43	0,64	0,30
pqt1_4-f1_02-12-2017-fb.jpg	2,90	77,84	103,87	36,48	83,18	0,65	0,41
pqt3_3-f1_22-12-2017-fb.jpg	2,73	68,42	91,10	36,66	85,00	0,60	0,36
pqt3_3-f4_13-01-2018-fb.jpg	2,70	67,75	90,39	37,55	85,70	0,58	0,35
pqt1_4-f3_13-01-2018-fb.jpg	2,67	76,43	101,12	33,72	81,98	0,67	0,40
pqt2_2-f1_09-03-2018-fb.jpg	2,59	68,31	98,99	52,46	99,56	0,47	0,39
pqt2_2-f4_10-02-2018-fb.jpg	2,36	80,91	109,68	46,66	87,39	0,57	0,43

Fonte: Própria autoria.

Os comprimentos de ondas da luz solar não são absorvidos igualmente pelos principais pigmentos responsáveis pela fotossíntese no interior da folha (clorofila *a*, clorofila *b* e β -caroteno). Esses pigmentos refletem o conjunto de bandas espectrais que reconhecido pelos olhos humanos como a cor que enxergamos. É possível observar na Tabela 3 que as moléculas de clorofila absorvem os comprimentos de onda vermelho (R) e azul (B) em quantidade maior do que o comprimento de onda verde (G). A refletância de uma folha com baixa quantidade de clorofila é convertida pelo sensor de capturar em pixels que formam a imagem com valores de intensidade variando entre 0 e 255. Quanto menor o valor de G, maior será a intensidade da cor verde na imagem, o que não ocorre nas imagens processadas da Tabela 2, por se tratar de amostras consideradas moderadamente deficientes, com menor quantidade de clorofila e consequentemente menor refletância de G e que gera uma imagem de baixa intensidade de cor verde. Nas amostras da Tabela 3 ocorre o feito contrário em relação aos comprimentos das ondas do verde com valores baixos de G, e maior intensidade da cor refletida pela planta por possuir mais clorofila em seus tecidos.

A tabela 4 traz uma seleção de cinco imagens processas através do software ImageJ a fim de comparar se os valores adquiridos são equivalentes aos resultados obtidos pelo ImageVI's. O software ImageJ não realiza o pré-processamento, segmentação e extração dos índices de vegetação de maneira automática como o ImageVI's, o que torna necessário uma série de procedimentos e configurações após a sua instalação para a realizar a mesma tarefa

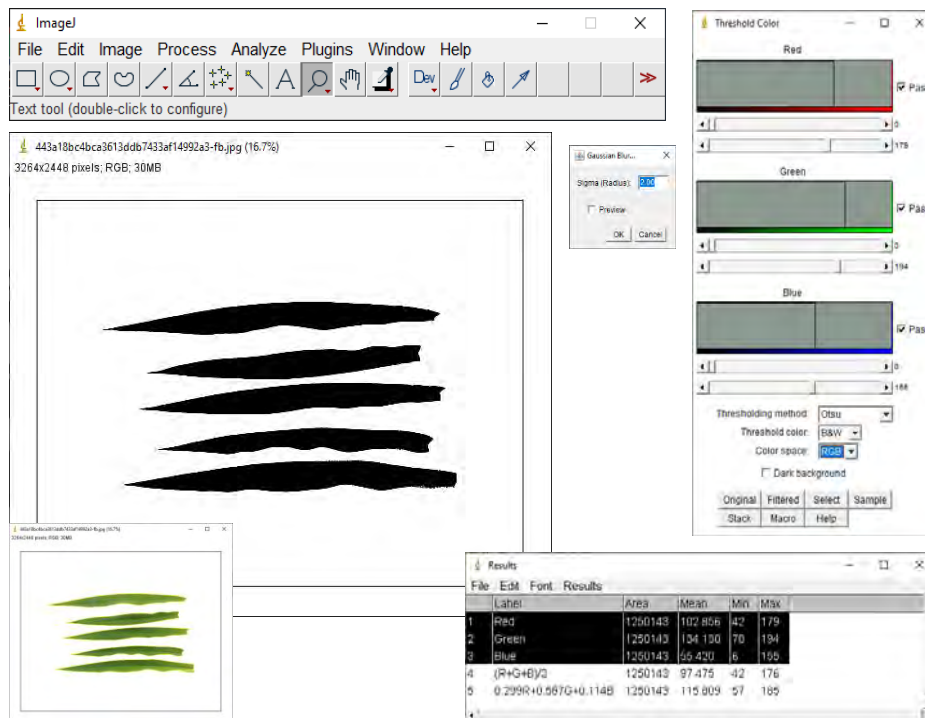
(Figura 39). Para obter o mesmo resultado do software ImageVI's no ImageJ foi necessário aplicar inicialmente a filtragem de mediana com valor de rádio em 2,0 por pixel. Para realizar o processo de segmentação foi adotado o recurso *Color Threshold*, disponível a partir da versão 1.432I do ImageJ e que realiza o processo em imagens RGB sem a necessidade de transformação em escala de cinza. Foi necessário também configurar a opção *Thresholding Method* para “Otsu” e *Color Space* para “RGB” antes de aplicar a segmentação. A mensuração dos valores de RGB foi então realizada a partir do *plug-in* de análise *RGB measure*.

Tabela 4 – Seleção de cinco imagens de *Brachiaria decumbens* cv. Basilisk moderadamente deficientes com suas concentrações de N, processadas pelo software ImageJ para extração dos valores médios dos canais RGB e sua conversão para o espaço de cor HSV.

IMAGEM	N	R	G	B	H	S	V
pqt1_1-f5_09-03-2018-fb.jpg	2,17	104,97	138,45	58,25	85,00	0,58	0,54
pqt1_3-f1_02-12-2017-fb.jpg	2,09	81,30	111,21	29,51	82,00	0,74	0,44
pqt1_3-f1_09-03-2018-fb.jpg	1,76	99,48	137,63	55,01	88,00	0,60	0,54
pqt1_3-f4_09-03-2018-fb.jpg	1,76	95,91	124,38	54,76	85,00	0,56	0,49
pqt2_4-f3_02-12-2017-fb.jpg	1,92	99,08	121,36	47,79	78,00	0,61	0,48

Fonte: própria autoria

Figura 39 – Procedimentos e configurações necessárias para realizar o pré-processamento, segmentação e extração dos valores médios de RGB para cálculo dos índices de vegetação no software ImageJ.



Fonte: Própria autoria

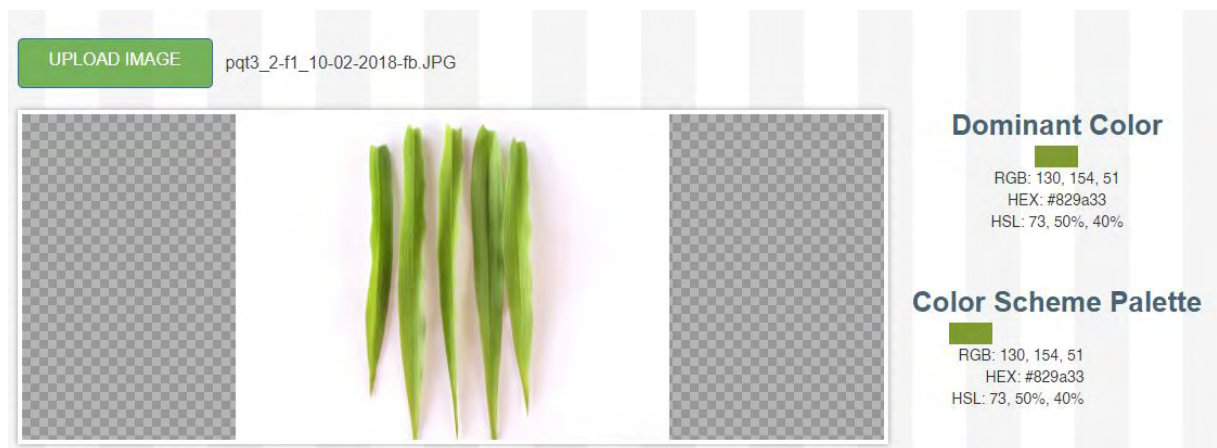
Os valores de RGB obtidos através das cinco imagens de *Brachiaria decumbens* cv Basilisk utilizando o software ImageJ apresentaram pouca variação em comparação com os resultados obtidos pelo ImageVI's. As imagens da Tabela 4 também foram submetidas ao software online Image Color Picker (Figura 40), que identificou a paleta dominante das imagens com resultados muito similares ao do ImageVI's (Tabela 5).

Tabela 5 – Seleção de cinco imagens de *Brachiaria decumbens* cv. Basilisk moderadamente deficientes com suas concentrações de N, processadas pelo software online Image Color Picker para extração dos valores médios dos canais RGB e sua conversão para o espaço de cor HSV.

IMAGEM	N	R	G	B	H	S	V
pqt1_1-f5_09-03-2018-fb.jpg	2,17	106,00	139,00	59,00	85,00	0,58	0,55
pqt1_3-f1_02-12-2017-fb.jpg	2,09	83,00	113,00	32,00	82,00	0,72	0,44
pqt1_3-f1_09-03-2018-fb.jpg	1,76	101,00	139,00	58,00	88,00	0,58	0,55
pqt1_3-f4_09-03-2018-fb.jpg	1,76	97,00	125,00	56,00	84,00	0,55	0,49
pqt2_4-f3_02-12-2017-fb.jpg	1,92	99,00	122,00	48,00	79,00	0,61	0,48

Fonte: própria autoria





Figura 40 – Ferramenta online Image Color Picker utilizada para obter a paleta de cores da imagem a partir da identificação da cor dominante.



Fonte: Própria autoria

Outra forma de validar os valores de RGB extraído pelo software ImageVI's foi utilizando uma paleta com cores padrão fixa e de intensidades conhecida da cor verde, similar a uma régua *Leaf Color Chart* (LCC) utilizada como ferramenta de diagnóstico do nível de N em folhas de algumas culturas (Tabela 6).

Tabela 6 – Paleta com descritores para classificação automática de cores em imagens digitais pelo software ImageJ e conversão para HSV através dos níveis de cor vermelho (R), verde (G) e azul (B) variando entre 0 e 255.

	Descritores de cor padrão			
	Cor 1	Cor 2	Cor 3	Cor 4
				
Vermelho (R)	203,16	120,42	89,524	52,644
Verde (G)	204,15	161,28	130,387	74,533
Azul (B)	64,61	39,72	8,826	12,824
Matiz (H, 0 a 360°)	60	80	80	81
Saturação (S, 0 a 100%)	68,4	75,4	93,2	82,8
Value ou Brilho (V, 0 a 100%)	80,1	63,2	51,1	29,2
Luminosidade (0,299R+0,587G+0,114B)	188	135	104	61
HEX	#CBCC40	#78A127	#598208	#344A0C

Fonte: Própria autoria.

As imagens utilizadas para criar a paleta de descritores padrão foi submetida ao software ImageVI's para comparação dos valores (Tabela 7).

Tabela 7 – Relatório do software ImageVI's com o resultado dos processamentos das imagens preditoras padrão.

IMAGEM	R	G	B	H	S	V
cor1.jpg	203,01	204,02	63,963	60,43	0,69	0,80
cor2.jpg	120,05	161,00	39,222	80,18	0,76	0,63
cor3.jpg	89,06	130,01	8,233	80,18	0,94	0,51
cor4.jpg	52,06	73,99	12,168	81,29	0,84	0,29

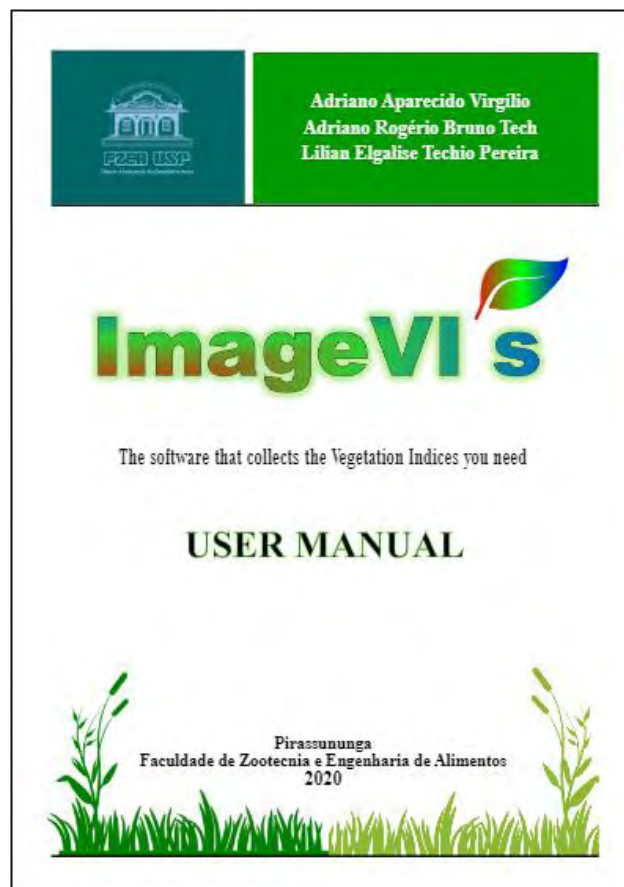
Fonte: Própria autoria.

Os resultados demonstram uma alta similaridade entre os valores da tabela de cores preditores e os valores encontrado pelo software ImageVI's.

5.4 Manual do usuário

Um manual técnico do usuário contendo as informações básicas sobre o uso do software e orientações sobre a padronização no processo de aquisição de imagens (Figura 41), e apontamentos sobre os erros comuns a serem evitados nesta etapa está disponível no Portal de Livros Abertos da USP através do endereço eletrônico <<http://www.livrosabertos.sibi.usp.br/portaldelivrosUSP/catalog/book/463>>.

Figura 41 - ImageVI's: the software that collects the vegetation indices you need: user manual.



Fonte: Própria autoria.

5.5 Registro do Software

Em março de 2020 com auxílio da Agência USP de Inovação (AUSPIN), e com base na Lei do Software nº 9.609, de 19 de fevereiro de 1998, o software ImageVI's recebeu o certificado de registrado junto ao Instituto Nacional da Propriedade Industrial (INPI).

Figura 42 - Certificado de Registro de Programa de Computador



Fonte: Própria autoria.

6. CONCLUSÃO

A proposta de um software *web* (*WebApp*) para processamento digital de imagens e extração de índices de vegetação baseados no RGB se mostrou viável, com resultados satisfatórios de pré-processamento e segmentação das áreas de interesse.

O software ImageVI's foi capaz de realizar a extração de 18 (dezoito) índices de vegetação comumente citados por diversos autores que buscam, assim como este trabalho, oferecer uma ferramenta acessível utilizando câmeras RGB de baixo custo.

Um software multiplataforma pode ser acessado de qualquer computador, *tablet* ou *smartphone* com conexão à internet, além de proporcionar uma experiência de uso muito próxima ao de um aplicativo nativo.

O uso do software ImageVI's na obtenção de índices de vegetação, exige a mínima intervenção do usuário no processo, no que se resume a aquisição controlada de imagens seguindo as recomendações descritas no manual técnico, sem a necessidade de fundamentos

teóricos específicos em processamento digital de imagens e de linguagens de programação para implementar algoritmos.

Índices de vegetação têm sido utilizado para diversos fins, como sensoriamento remoto de plantações, quantificar e estimar concentrações de nitrogênio, identificar plantas invasoras, ervas daninhas e doenças em plantas.

A qualidade dos sensores de câmeras digitais RGB de baixo custo e de *smartphones* amplia o uso destes dispositivos como alternativas no monitoramento de culturas em tempo real utilizando índices de vegetação.

Imagens adquiridas de diversos tipos de plantas através de câmeras RGB de baixo custo ou de *smartphones* podem ser aplicadas ao software ImageVI's para extração de índices de vegetação.

REFERÊNCIAS

- ACHOUR, M.; BETZ, F.; DOVGAL, A.; LOPES, N.; MAGNUSSON, H.; RICHTER, G.; SEGUY, D.; VRANA, J. **Manual do PHP**. 2021. Disponível em: <https://www.php.net/manual/>. Acesso em: 25 abr. 2021.
- ADHIWIBAWA, M. A. S.; TANTONO, C.; PRILIANTI, K. R.; PRIHASTYANTI, M. N. P.; LIMANTARA, L.; BRODOSUDARMO, T. H. P. Rapid nitrogen determination of soybean leaves using mobile application. *In: 2013 INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION TECHNOLOGY AND ELECTRICAL ENGINEERING (ICITEE) 2013, Anais [...].* : IEEE, 2013. p. 193–196.
- ALBERTON, B.; TORRES, R. S.; CANCIAN, L. F.; BORGES, B. D.; ALMEIDA, J.; MARIANO, G. C.; SANTOS, J.; MORELLATO, L. P. C. Introducing digital cameras to monitor plant phenology in the tropics: applications for conservation. **Perspectives in Ecology and Conservation**, [S. l.], v. 15, n. 2, p. 82–90, 2017.
- ALMEIDA, S. L. H. **Monitoramento da maturação do café arábica utilizando câmera digital modificada a bordo de veículo aéreo não tripulado**. 2019. [S. l.], 2019.
- ALVARENGA, R. O.; MARCOS-FILHO, J.; JUNIOR, F. G. G. Avaliação do vigor de sementes de milho superdoce por meio da análise computadorizada de imagens de plântulas. **Revista Brasileira de Sementes**, [S. l.], v. 34, n. 3, p. 488–494, 2012.
- ALVES, W. P. **Construindo uma aplicação web completa com PHP e MySQL**. São Paulo: Novatec, 2017.
- AMANATIDIS, T.; CHATZIGEORGIOU, A. Studying the evolution of PHP web applications. **Information and Software Technology**, [S. l.], v. 72, p. 48–67, 2016. DOI: 10.1016/j.infsof.2015.11.009. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0950584915002062>. Acesso em: 11 abr. 2021.
- BAESSO, M. M.; PINTO, F. A. C.; QUEIROZ, D. M.; VIEIRA, L. B.; ALVES, E. A. Determinação do “status” nutricional de nitrogênio no feijoeiro utilizando imagens digitais coloridas. **Engenharia Agrícola**, [S. l.], v. 27, n. 2, p. 520–528, 2007.
- BANNARI, A.; MORIN, D.; BONN, F.; HUETE, A. R. A review of vegetation indices. **Remote Sensing Reviews**, [S. l.], v. 13, n. 1–2, p. 95–120, 1995.
- BARBOSA, B. D. S.; FERRAZ, G. A. S.; GONÇALVES, L. M.; MARIN, D. B.; MACIEL, D. T.; FERRAZ, P. F. P.; ROSSI, G. RGB vegetation indices applied to grass monitoring: A qualitative analysis. **Agronomy Research**, [S. l.], v. 17, n. 2, p. 349–357, 2019.
- BARBOSA, R. M.; VIEIRA, B. G. T. L.; GOMES-JUNIOR, F. G.; VIEIRA, R. D. Image analysis and peanut seeds performance during the production process. **Científica**, [S. l.], v. 44, n. 3, p. 412, 2016.
- BARESEL, J. P.; RISCHBECK, P.; HU, Y.; KIPP, S.; BARMEIER, G.; MISTELE, B.; SCHMIDHALTER, U. Use of a digital camera as alternative method for non-destructive detection of the leaf chlorophyll content and the nitrogen nutrition status in wheat.

Computers and Electronics in Agriculture, [S. l.], v. 140, p. 25–33, 2017.

BENIAICH, A.; SILVA, M. L. N.; AVALOS, F. A. P.; MENEZES, M. D.; CÂNDIDO, B. M. Determination of vegetation cover index under different soil management systems of cover plants by using an unmanned aerial vehicle with an onboard digital photographic camera. **Semina: Ciências Agrárias**, [S. l.], v. 40, n. 1, p. 49, 2019.

BERNARDI, A. C. de C.; PEREZ, N. B. Agricultura de precisão em pastagens. *In*: **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa, 2014. cap. 51, p. 492-499.

BOCK, C. H.; POOLE, G. H.; PARKER, P. E.; GOTTWALD, T. R. Plant disease severity estimated visually, by digital photography and image analysis, and by hyperspectral imaging. **Critical Reviews in Plant Sciences**, [S. l.], v. 29, n. 2, p. 59–107, 2010.

BOOCH, G.; RUMBAUGH, J.; JACOBSON, I. **UML: guia do usuário**. 12^a ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.

BOURSIANIS, A. D.; PAPADOPOULOU, M. S.; DIAMANTOULAKIS, P.; LIOPATSAKALIDI, A.; BAROUCHAS, P.; SALAHAS, G.; KARAGIANNIDIS, G.; WAN, S.; GOUDOS, S. K. Internet of things (IoT) and agricultural unmanned aerial vehicles (UAVs) in smart farming: a comprehensive review. **Internet of Things**, [S. l.], p. 100187, 2020. DOI: 10.1016/j.iot.2020.100187. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2542660520300238>. Acesso em: 22 mar. 2021.

BROWN, T. B.; HULTINE, K. R.; STELTZER, H.; DENNY, E. G.; DENSLOW, M. W.; GRANADOS, J.; HENDERSON, S.; MOORE, D.; NAGAI, S.; SANCLEMENTS, M.; SÁNCHEZ-AZOFEIFA, A.; SONNENTAG, O.; TAZIK, D.; RICHARDSON, A. D. Using phenocams to monitor our changing earth: toward a global phenocam network. **Frontiers in Ecology and the Environment**, [S. l.], v. 14, n. 2, p. 84–93, 2016.

BRUNES, A. P.; ARAÚJO, A. S.; DIAS, L. W.; VILLELA, F. A.; AUMONDE, T. Z. Seedling length in wheat determined by image processing using mathematical tools. **Revista Ciencia Agronomica**, [S. l.], v. 47, n. 2, p. 374–379, 2016.

BURGOS-ARTIZZU, X. P.; RIBEIRO, A.; GUIJARRO, M.; PAJARES, G. Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 75, n. 2, p. 337–346, 2011.

CANCINOS, M. C. **Bootstrap - Iniciantes: Design rápido e fácil para programadores de web e aplicativos**. 1^o ed. [s.l.]: Independently Published, 2020.

CARVALHO, V. **MySQL: comece com o principal banco de dados open source do mercado**. São Paulo: Casa do Código, 2015.

CHAVOLLA, E.; ZALDIVAR, D.; CUEVAS, E.; PEREZ, M. A. Color spaces advantages and disadvantages in image color clustering segmentation. *In*: **Advances in Soft Computing and Machine Learning in Image Processing**. 1^o ed. [s.l.]: Springer International Publishing, 2018. p. 3–22.

- CHIQUITO, A. A.; GOMES JUNIOR, F. G.; MARCOS-FILHO, J. Assessment of physiological potential of cucumber seeds using the software Seedling Vigor Imaging System® (SVIS®). **Revista Brasileira de Sementes**, [S. l.], v. 34, n. 2, p. 255–263, 2012.
- COLOMINA, I.; MOLINA, P. Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: a review. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [S. l.], v. 92, p. 79–97, 2014. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.02.013. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0924271614000501>. Acesso em: 22 mar. 2021.
- CRULHAS, J. P. R.; ARTERO, A. O.; PITERI, M. A.; SILVA, F. A.; PEREIRA, D. R.; ELER, D. M.; PAPA, J. P.; ALBUQUERQUE, V. H. C. Blank spots identification on plantations. **IEEE Latin America Transactions**, [S. l.], v. 16, n. 8, p. 2115–2121, 2018.
- DE CASTRO, A. I.; EHSANI, R.; PLOETZ, R. C.; CRANE, J. H.; BUCHANON, S. Detection of laurel wilt disease in avocado using low altitude aerial imaging. **PLOS ONE**, [S. l.], v. 10, n. 4, p. e0124642, 2015.
- DELGADO, J. A.; KOWALSKI, K.; TEBBE, C. The first nitrogen index app for mobile devices: using portable technology for smart agricultural management. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 91, p. 121–123, 2013.
- DENG, L.; MAO, Z.; LI, X.; HU, Z.; DUAN, F.; YAN, Y. UAV-based multispectral remote sensing for precision agriculture: a comparison between different cameras. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [S. l.], v. 146, p. 124–136, 2018. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.09.008. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0924271618302533>. Acesso em: 22 mar. 2021.
- FAN, Y.; LI, J.; GUO, Y.; XIE, L.; ZHANG, G. Digital image colorimetry on smartphone for chemical analysis: a review. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, [S. l.], v. 171, n. November 2020, p. 108829, 2021. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108829. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108829>.
- FILHO, O. F. L. Indicação de folha índice para diagnose foliar em sorgo-sacarina. Dourado [S. l.], p. 9, 2020. Dourados: Embrapa Agropecuária Oeste, p. 9, 2020.
- FINLAYSON, G. D.; SCHIELE, B.; CROWLEY, J. L. Comprehensive colour image normalization. **Lecture Notes in Computer Science**, [S. l.], v. 1406, p. 475–490, 1998.
- GARCÍA-MARTÍNEZ, H.; FLORES-MAGDALENO, H.; KHALIL-GARDEZI, A.; ASCENCIO-HERNÁNDEZ, R.; TIJERINA-CHÁVEZ, L.; VÁZQUEZ-PEÑA, Mario A.; MANCILLA-VILLA, O. R. Digital count of corn plants using images taken by unmanned aerial vehicles and cross correlation of templates. **Agronomy**, [S. l.], v. 10, n. 4, p. 469, 2020.
- GÉE, C.; BOSSU, J.; JONES, G.; TRUCHETET, F. Crop/weed discrimination in perspective agronomic images. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 60, n. 1, p. 49–59, 2008.
- GITELSON, A. A. Remote estimation of crop fractional vegetation cover: the use of noise

equivalent as an indicator of performance of vegetation indices. **International Journal of Remote Sensing**, [S. l.], v. 34, n. 17, p. 6054–6066, 2013.

GITELSON, A. A.; KAUFMAN, Y. J.; STARK, R.; RUNDQUIST, D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote Sensing of Environment**, [S. l.], v. 80, n. 1, p. 76–87, 2002.

GONZÁLEZ-ESQUIVA, J. M.; GARCÍA-MATEOS, G.; HERNÁNDEZ-HERNÁNDEZ, J. L.; RUIZ-CANALES, A.; ESCARABAJAL-HENERAJOS, D.; MOLINA-MARTÍNEZ, J. M. Web application for analysis of digital photography in the estimation of irrigation requirements for lettuce crops. **Agricultural Water Management**, [S. l.], v. 183, p. 136–145, 2017.

GONZÁLEZ ESQUIVA, J.; ESCARABAJAL HENAREJOS, D.; HERNÁNDEZ HERNÁNDEZ, J.; GARCÍA MATEOS, G.; RUIZ CANALES, A.; MOLINA MARTÍNEZ, J. Procesamiento automático de fotografías digitales para la obtención de las necesidades de riego de un cultivo hortícola. **Anuario de Jóvenes Investigadores**, [S. l.], n. 8, p. 24–26, 2015.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento digital de imagens**. 3º ed. São Paulo: Editora Pearson, 2010.

GOYAL, M. Morphological image processing. *In: Practical Image and Video Processing Using MATLAB®*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2011. v. 8491p. 299–334.

GUERRERO, J. M.; GUIJARRO, M.; MONTALVO, M.; ROMEO, J.; EMMI, L.; RIBEIRO, A.; PAJARES, G. Automatic expert system based on images for accuracy crop row detection in maize fields. **Expert Systems with Applications**, [S. l.], v. 40, n. 2, p. 656–664, 2013.

GUIJARRO, M.; PAJARES, G.; RIOMOROS, I.; HERRERA, P. J.; BURGOS-ARTIZZU, X. P.; RIBEIRO, A. Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 75, n. 1, p. 75–83, 2011.

HAGUE, T.; TILLET, N. D.; WHEELER, H. Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals. **Precision Agriculture**, [S. l.], v. 7, n. 1, p. 21–32, 2006.

HAIM, P. G.; ZOFFOLI, B. C.; ZONTA, E.; ARAÚJO, A. P.. Diagnose nutricional de nitrogênio em folhas de feijoeiro pela análise digital de imagens. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, [S. l.], v. 47, n. 10, p. 1546–1549, 2012.

HAMUDA, E.; GLAVIN, M.; JONES, E. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 125, p. 184–199, 2016. b. DOI: 10.1016/j.compag.2016.04.024. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168169916301557>. Acesso em: 2 abr. 2021.

HAMUDA, E.; MC GINLEY, B.; GLAVIN, M.; JONES, E. Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 133, p. 97–107, 2017.

HERNÁNDEZ-HERNÁNDEZ, J. L.; RUIZ-HERNÁNDEZ, J.; GARCÍA-MATEOS, G.;

GONZÁLEZ-ESQUIVA, J. M.; RUIZ-CANALES, A.; MOLINA-MARTÍNEZ, J. M. A new portable application for automatic segmentation of plants in agriculture. **Agricultural Water Management**, [S. l.], v. 183, p. 146–157, 2017.

Hoffmaster, A. F.; Xu, Li.; Fujimura, K.; Bennett, M. A.; Andrew, F.; Mcdonald, M. B.; Xu, L.; Fujimura, K.; Mcdonald, M. B. The Ohio State University Seed Vigor Imaging System (SVIS) for Soybean and Corn Seedlings Published by : Association of Official Seed Analysts and the Society of Com. **Seed Technology**, [S. l.], v. 27, n. 1, p. 7–24, 2005.

INOUE, T.; NAGAI, S.; KOBAYASHI, H.; KOIZUMI, H. Utilization of ground-based digital photography for the evaluation of seasonal changes in the aboveground green biomass and foliage phenology in a grassland ecosystem. **Ecological Informatics**, [S. l.], v. 25, p. 1–9, 2015.

JÄHNE, B. Introduction. *In: Computer Vision and Applications*. [s.l.] : Elsevier, 2000. p. 1–8. DOI: 10.1016/B978-012379777-3/50002-9.

JANSE, P. V. Vegetation indices for crop management: a review. **International Journal of Research and Analytical Reviews (IJRAR)**, [S. l.], v. 6, n. 1, p. 413–415, 2019.

JOSE, B.; ABRAHAM, S. Performance analysis of NoSQL and relational databases with MongoDB and MySQL. **Materials Today: Proceedings**, [S. l.], v. 24, p. 2036–2043, 2019.

KAMATH, R.; BALACHANRA, M.; PRABHU, S. Paddy crop and weed classification using color features for computer vision based precision agriculture. **International Journal of Engineering and Technology(UAE)**, [S. l.], v. 7, n. 4, p. 2909–2916, 2018.

KARCHER, D. E.; RICHARDSON, M. D. Quantifying turfgrass color using digital image analysis. **Crop Science**, [S. l.], v. 43, n. 3, p. 943–951, 2003.

KATAOKA, T.; KANEKO, T.; OKAMOTO, H.; HATA, S. Crop growth estimation system using machine vision. *In: PROCEEDINGS 2003 IEEE/ASME INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED INTELLIGENT MECHATRONICS (AIM 2003) 2003, Anais [...]. : IEEE, 2003. p. b1079–b1083.*

KAZMI, W.; GARCIA-RUIZ, F. J.; NIELSEN, J.; RASMUSSEN, J.; JØRGEN ANDERSEN, H. Detecting creeping thistle in sugar beet fields using vegetation indices. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 112, p. 10–19, 2015.

KITANO, B. T.; MENDES, C. C. T.; GEUS, A. R.; OLIVEIRA, H. C.; SOUZA, J. R. Corn plant counting using deep learning and UAV Images. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, [S. l.], p. 1–5, 2019.

KLERKX, L.; JAKKU, E.; LABARTHE, P. A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0: new contributions and a future research agenda. **NJAS - Wageningen Journal of Life Sciences**, [S. l.], v. 90–91, p. 100315, 2019.

KYRIAKAKIS, P.; CHATZIGEORGIOU, A. Maintenance patterns of large-scale php web applications. *In: 2014 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOFTWARE MAINTENANCE AND EVOLUTION 2014, Anais [...]. : IEEE, 2014. p. 381–390.*

- LACERDA, V. S. **Estimativa do índice de severidade de ferrugem asiática na cultura da soja por meio de imagens obtidas com aeronave remotamente pilotada**. 2016. UNIVERSIDADE ESTADUAL DE PONTA GROSSA, [S. l.], 2016.
- LEE, R. C.; TEPFENHART, W. M. **UML e C++: guia prático de desenvolvimento orientado a objeto**. 1º ed. São Paulo: Makron Books, 2001.
- LI, D.; LI, C.; YAO, Y.; LI, M.; LIU, L. Modern imaging techniques in plant nutrition analysis: a review. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 174, p. 105459, 2020.
- LOCKHART, J. **PHP moderno: novos recursos e boas práticas**. 1º ed. São Paulo: Novatec, 2015.
- MAHLEIN, A. Plant disease detection by imaging sensors – parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping. **Plant Disease**, [S. l.], v. 100, n. 2, p. 241–251, 2016.
- MANCIN, W. R. **Desenvolvimento de software de processamento digital de imagens para análise do status nutricional de nitrogênio em Brachiaria brizantha cv. Xaraés utilizando rede neural artificial**. 2020. Universidade de São Paulo, Pirassununga, 2020.
- MARCHI, J. L.; CICERO, S. M.; GOMES JUNIOR, F. G. Utilização da análise computadorizada de plântulas na avaliação do potencial fisiológico de sementes de amendoim tratadas com fungicida e inseticida. **Revista Brasileira de Sementes**, [S. l.], v. 33, n. 4, p. 652–662, 2011.
- MARCUSSI, A. B.; BUENO, C. R. P.; MIQUELONI, D. P.; ARRAES, C. L. Utilização de índices de vegetação para os sistemas de informação geográfica. **Caminhos de Geografia**, [S. l.], v. 11, n. 35, p. 41–53, 2010.
- MARQUES, L. C.; ULSON, J. A. C. A aplicação de redes neurais profundas para detecção e classificação de plantas daninhas e seu estado da arte. **REGRAD - Revista Eletrônica de Graduação do UNIVEM - ISSN 1984-7866**, [S. l.], v. 11, n. 01, p. 391–403, 2018.
- MATHAI, M. K.; VENUGOPAL, R.; ABRAHAM, J. T. Software engineering process in web application development. **IOSR Journal of Computer Engineering Ver. V**, [S. l.], v. 17, n. 1, p. 28–32, 2015.
- MCCAULEY, A.; JONES, C.; JACOBSEN, J. **Plant nutrient functions and deficiency and toxicity symptoms visual symptoms as a diagnostic tool**. 2011. Disponível em: <https://apps.msuetension.org/publications/pub.html?sku=4449-9>. Acesso em: 19 abr. 2021.
- MEDEIROS, André Dantas; PEREIRA, Márcio Dias; SILVA, Jackson Araújo. Digital image processing in the determination of corn seed vigor. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, [S. l.], v. 13, n. 3, p. 1–7, 2018. DOI: 10.5039/agraria.v13i3a5540.
- MEDEIROS, E. S. **Desenvolvendo software com uml 2.0 definitivo**. 1º ed. [s.l.] : Editora Pearson, 2004.

- MENDES, J.; PINHO, T. M.; NEVES DOS SANTOS, F.; SOUSA, J. J.; PERES, E.; BOAVENTURA-CUNHA, J.; CUNHA, M.; MORAIS, R. Smartphone applications targeting precision agriculture practices: a systematic review. **Agronomy**, [S. l.], v. 10, n. 6, p. 855, 2020.
- MENESES, P. R.; DE ALMEIDA, T.; ROBERTO, P.; TATI, M.; ALMEIDA, D.; NUNO DE CASTRO, A.; ROSA, S. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. Brasília, v. 1, n. Abril, p. 277, 2012.
- MERCADO-LUNA, A.; RICO-GARCÍA, E.; LARA-HERRERA, A.; SOTO-ZARAZÚA, G.; OCAMPO-VELÁZQUEZ, R.; GUEVARA-GONZÁLEZ, R.; HERRERA-RUIZ, G.; TORRES-PACHECO, I. Nitrogen determination on tomato (*Lycopersicon esculentum* Mill.) seedlings by color image analysis (RGB). **African Journal of Biotechnology**, [S. l.], v. 9, n. 33, p. 5326–5332, 2010.
- MEYER, G. E.; MEHTA, T.; KOCHER, M. F.; MORTENSEN, D. A.; SAMAL, A. Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying. [S. l.], v. 41, n. 4, p. 1189–1197, 1998.
- MEYER, G. E.; NETO, J. C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 63, n. 2, p. 282–293, 2008.
- MIRANDA, J. I. **Processamento de imagens digitais: prática usando java**. 1º ed. Campinas: Embrapa, 2006.
- MISHRA, V. K.; KUMAR, S.; SHUKLA, N. Image acquisition and techniques to perform image acquisition. **SAMRIDDHI : A Journal of Physical Sciences, Engineering and Technology**, [S. l.], v. 9, n. 01, p. 21–24, 2017.
- MOGILI, U. R.; DEEPAK, B. B. V. L. Review on application of drone systems in precision agriculture. In: **PROCEDIA COMPUTER SCIENCE 2018, Anais [...]**. : Elsevier B.V., 2018. p. 502–509.
- MOLIN, J. P.; AMARAL, L. R.; COLAÇO, A. F. **Agricultura de precisão**. 1º ed. São Paulo.
- MONTALVO, M.; GUERRERO, J. M.; ROMEO, J.; EMMI, L.; GUIJARRO, M.; PAJARES, G. Automatic expert system for weeds/crops identification in images from maize fields. **Expert Systems with Applications**, [S. l.], v. 40, n. 1, p. 75–82, 2013.
- MONTALVO, M.; PAJARES, G.; GUERRERO, J. M.; ROMEO, J.; GUIJARRO, M.; RIBEIRO, A.; RUZ, J. J.; CRUZ, J. M. Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure. **Expert Systems with Applications**, [S. l.], v. 39, n. 15, p. 11889–11897, 2012.
- MUNDADA, R. G.; GOHOKAR, V. V. Detection and classification of pests in greenhouse using image processing. **IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering**, [S. l.], v. 5, n. 6, p. 57–63, 2013.

- NETO, M. M.; FILHO, J. P. A. R. Software aplicativo para detectar deficiência foliar de nitrogênio em cultivar de feijão-caupi. **Enciclopédia Biosfera**, [S. l.], v. 13, n. 23, p. 1262–1269, 2016.
- NGUGI, L. C.; ABELWAHAB, M; ABO-ZAHHAD, M. Recent advances in image processing techniques for automated leaf pest and disease recognition; a review. **Information Processing in Agriculture**, [S. l.], v. 8, n. 1, p. 27–51, 2020.
- NIEUWENHUIZEN, A. T.; TANG, L.; HOFSTEE, J. W.; MÜLLER, J. VAN HENTEN, E. J. Colour based detection of volunteer potatoes as weeds in sugar beet fields using machine vision. [S. l.], 2007. DOI: 10.1007/s11119-007-9044-y.
- OLIVEIRA, E. S.; ALVIM, L.; ROMANI, S. Inovando a construção de aplicativos agrícolas com progressive web app. **13º Congresso Interinstitucional de Iniciação Científica – CIIC 2019**, [S. l.], p. 1–10, 2019.
- PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. **Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações**. 1º ed. [s.l.] : Cengage Learning, 2007.
- PERSECHINO, A.; ALBUQUERQUE, M.. Processamento digital de imagens: conceitos fundamentais. **Monografia-CBPF**, [S. l.], v. 1, n. 4, p. 1–41, 2015.
- PONTES, B. P.; ALEIXO, F.; MINORA, L. A. Processo acadêmico simplificado: uma proposta de processo para o CEFET-RN/DATINF. **HOLOS**, [S. l.], v. 3, p. 74, 2007.
- PONTI, M. P. Segmentation of low-cost remote sensing images combining vegetation indices and mean shift. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, [S. l.], v. 10, n. 1, p. 67–70, 2013.
- PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto da vegetação**. 2º ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2012.
- PRESSMAN, R. S. **Engenharia de software, uma abordagem profissional**. 7º ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing**. 3rd Editio ed. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 2008.
- RASMUSSEN, J.; NTAKOS, G.; NIELSEN, J.; SVENSGAARD, J.; POULSEN, R. N.; CHRISTENSEN, S. Are vegetation indices derived from consumer-grade cameras mounted on UAVs sufficiently reliable for assessing experimental plots? **European Journal of Agronomy**, [S. l.], v. 74, p. 75–92, 2016.
- REDDY, K. A.; REDDY, N. V. M. C.; SUJATHA, S. Precision method for pest detection in plants using the clustering algorithm in image processing. *In: 2020 INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMMUNICATION AND SIGNAL PROCESSING (ICCSP) 2020*, **Anais [...]**. : IEEE, 2020. p. 894–897.
- REDOLFI, J. A.; FELISSIA, S. F.; BERNARDI, E.; ARAGUAS, R. G.; FLESIA, A. G. Learning to detect vegetation using computer vision and low-cost cameras. **Proceedings of**

the **IEEE International Conference on Industrial Technology**, [S. l.], v. 2020- Febr, p. 791–796, 2020.

RICO-GARCÍA, Enrique; HERNÁNDEZ-HERNÁNDEZ, Fabiola; SOTO-ZARAZÚA, Genaro M.; HERRERA-RUIZ, Gilberto. Two new methods for the estimation of leaf area using digital photography. **International Journal of Agriculture and Biology**, [S. l.], v. 11, n. 4, p. 397–400, 2009.

ROMUALDO, L. M.; LUZ, P. H. C.; DEVECHIO, F. F. S.; MARIN, M. A.; ZÚÑIGA, A. M. G.; BRUNO, O. M.; HERLING, V. R. Use of artificial vision techniques for diagnostic of nitrogen nutritional status in maize plants. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 104, p. 63–70, 2014.

RORIE, R. L.; PURCELL, L. C.; KARCHER, D. E.; KING, C. A. The assessment of leaf nitrogen in corn from digital images. **Crop Science**, [S. l.], v. 51, n. 5, p. 2174, 2011.

SABERIOON, M. M.; AMIN, M. S. M.; ANUAR, A. R.; GHOLIZADEH, A.; WAYAYOK, A.; KHAIRUNNIZA-BEJO, S. Assessment of rice leaf chlorophyll content using visible bands at different growth stages at both the leaf and canopy scale. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [S. l.], v. 32, p. 35–45, 2014. DOI: 10.1016/j.jag.2014.03.018. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0303243414000762>.

SABERIOON, M. M.; AMIN, M. S. M.; AIMRUN, W.; GHOLIZADEH, A.; RAHIM ANUAR, A. A. Assessment of colour indices derived from conventional digital camera for determining nitrogen status in rice plants. **Journal of Food, Agriculture and Environment**, [S. l.], v. 11, n. 2, p. 655–662, 2013.

SAKO, Y.; MCDONALD, M. B.; FUJIMURA, K.; EVANS, A. F.; BENNETT, M. A. A System for Automated Seed Vigor Assessment. **THE OHIO STATE UNIVERSITY**, Columbus, OH, v. 29, n. 3, p. 625–636, 2001.

SANTOS, A. R. **Diagnose nutricional e resposta do capim-braquiária submetido a doses de nitrogênio e enxofre**. 1997. 115 p. Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1997.

SHIRATSUCHI, L. S.; BRANDÃO, Z. N.; VICENTE, L. E.; VICTORIA, D. C.; DUCATI, J. R.; OLIVEIRA, R. P.; VILELA, M. F. Sensoriamento Remoto: conceitos básicos e aplicações na Agricultura de Precisão. In: **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa, 2014. p. 58–73.

SILVA, C. B.; LOPES, M. M.; MARCOS-FILHO, J.; VIEIRA, R. D. Automated system of seedling image analysis (SVIS) and electrical conductivity to assess sun hemp seed vigor. **Revista Brasileira de Sementes**, [S. l.], v. 34, n. 1, p. 55–60, 2012. DOI: 10.1590/s0101-31222012000100007.

SILVA, J. K.; TIOSSO, F. Revisão bibliográfica sobre conceito de progressive web applications (PWA). **Revista Interface Tecnológica**, [S. l.], v. 17, n. 1, p. 53–64, 2020. DOI: 10.31510/infa.v17i1.713.

- SILVA JÚNIOR, M. C.; PINTO, F. A. C.; FONSECA, D. M.; QUEIROZ, D. M.; MACIEL, B. F. Detecção do efeito da adubação nitrogenada em *Brachiaria decumbens* Stapf. utilizando um sistema de sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Zootecnia**, [S. l.], v. 37, n. 3, p. 411–419, 2008.
- SILVA, M.S. **Web design responsivo**. São Paulo: Novatec, 2014.
- SILVA, M. S. **Fundamentos de HTML5 e CSS3**. São Paulo: Novatec, 2015.
- SILVA, V. N.; CICERO, S. M. Image seedling analysis to evaluate tomato seed physiological potential1. **Revista Ciencia Agronomica**, [S. l.], v. 45, n. 2, p. 327–334, 2014.
- SILVA, V. N.; GOMES JUNIOR, F. G.; CICERO, S. M. Computerized imaging analysis of seedlings for assessment of physiological potential of wheat seeds. **Revista Brasileira de Sementes**, [S. l.], v. 34, n. 4, p. 589–596, 2012.
- SINTES, A. **Aprenda programação orientada a objetos em 21 dias**. São Paulo: Makron Books, 2002.
- SKLAR, D. **Aprendendo PHP: introdução amigável à linguagem mais popular a web**. 1º ed. São Paulo: Novatec, 2019.
- SOARES, W. **PHP 5: conceitos, programação e integração com banco de dados**. 6º ed. São Paulo: Érica, 2011.
- SOLECKI, C. **Evaluating unmanned aerial vehicle based crop indexing techniques : modified consumer grade rgb vs . Multispectral**. 2017. Thompson Rivers University, Kamloops, 2017.
- SOLOMON, C.; BRECKON, T. **Fundamentos de processamento digital de imagens**. 3º ed. São Paulo: LTC, 2013.
- SOMÉ, S. S. Supporting use case based requirements engineering. **Information and Software Technology**, [S. l.], v. 48, n. 1, p. 43–58, 2006.
- SOMMERVILLE, I. **Engenharia de software**. 10º ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2018.
- SREELAKSHM, M.; PADMANAYANA. Early detection and classification of pests using image processing. **International Journal of Innovative Research in Electrical, Electronics, Instrumentation and Control Engineering**, [S. l.], v. 3, n. 1, p. 239–242, 2015. DOI: 10.17148/IJIREEICE.
- SRESTASATHIERN, P.; RAKWATIN, P. Oil palm tree detection with high resolution multi-spectral satellite imagery. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 6, n. 10, p. 9749–9774, 2014.
- STORY, D.; KACIRA, M.; KUBOTA, C.; AKOGLU, A.; AN, L. Lettuce calcium deficiency detection with machine vision computed plant features in controlled environments. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 74, n. 2, p. 238–243, 2010.

TANG, J. L.; CHEN, X. Q.; MIAO, R. H.; WANG, D. Weed detection using image processing under different illumination for site-specific areas spraying. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 122, p. 103–111, 2016.

TEWARI, V. K.; ARUDRA, A. K.; KUMAR, S. P.; PANDEY, V.; CHANDEL, N. S. Estimation of plant nitrogen content using digital image processing. **Agricultural Engineering International: CIGR Journal**, [S. l.], v. 15, n. 2, p. 78–86, 2013.

TIAN, H.; WANG, T.; LIU, Y.; QIAO, X.; LI, Y. Computer vision technology in agricultural automation - a review. **Information Processing in Agriculture**, [S. l.], v. 7, n. 1, p. 1–19, 2020.

TOROK, L. **Método de Otsu**. 2016. Disponível em: <http://www2.ic.uff.br/~aconci/OtsuTexto.pdf>. Acesso em: 12 abr. 2019.

TORRES-SÁNCHEZ, J.; PEÑA, J. M.; DE CASTRO, A. I.; LÓPEZ-GRANADOS, F. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. **Computers and Electronics in Agriculture**, [S. l.], v. 103, p. 104–113, 2014.

TOUFIK, B.; MOKHTAR, N. The wavelet transform for image processing applications. **Advances in Wavelet Theory and Their Applications in Engineering, Physics and Technology**, [S. l.], n. April, 2012. DOI: 10.5772/35982.

ULLMAN, L. **E-commerce com PHP e MySQL**. São Paulo: Novatec, 2014.

VASCONCELOS, M. C. C.; SILVA, A. F. A.; LIMA, R. S. Interferência de plantas daninhas sobre plantas cultivadas. **Agropecuaria científica no semiárido**, [S. l.], v. 8, n. 1, p. 1–6, 2012.

VIÑA, A.; GITELSON, A. A.; NGUY-ROBERTSON, A. L.; PENG, Y. Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. **Remote Sensing of Environment**, [S. l.], v. 115, n. 12, p. 3468–3478, 2011.

VIÑA, A.; GITELSON, A. A.; RUNDQUIST, D. C.; KEYDAN, G.; LEAVITT, B.; SCHEPERS, J. Monitoring maize (zea mays l.) phenology with remote sensing. **Agronomy Journal**, [S. l.], v. 96, n. 4, p. 1139–1147, 2004.

VOSKOGLOU, C.; STEPHENS, J.; KORAKITIS, K.; MUIR, R.; IACOZZA, S. **State of the Developer Nation 19th Edition - Q3 2020**. 2020.

WANG, H.; JIA, G.; EPSTEIN, H. E.; ZHAO, H.; ZHANG, A. Integrating a PhenoCam-derived vegetation index into a light use efficiency model to estimate daily gross primary production in a semi-arid grassland. **Agricultural and Forest Meteorology**, [S. l.], v. 288–289, p. 107983, 2020.

WANG, Y.; WANG, D.; SHI, P.; OMASA, K. Estimating rice chlorophyll content and leaf nitrogen concentration with a digital still color camera under natural light. **Plant Methods**, [S. l.], v. 10, n. 1, p. 36, 2014.

WOEBBECKE, D. M.; MEYER, G. E.; VON BARGEN, K.; MORTENSEN, D. A. Color

indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions.

Transactions of the American Society of Agricultural Engineers, [S. l.], v. 38, n. 1, p. 259–269, 1995.

XIA, Z.; MA, L.; CAO, S. An online image processing approach based on ImageMagick and Imagick. *In*: 2014 INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION SCIENCE, ELECTRONICS AND ELECTRICAL ENGINEERING 2014, **Anais [...]** : IEEE, 2014. p. 176–180.

YANG, W.; WANG, S.; ZHAO, X.; ZHANG, J.; FENG, J. Greenness identification based on HSV decision tree. **Information Processing in Agriculture**, [S. l.], v. 2, n. 3–4, p. 149–160, 2015.

YU, Z.; CAO, Z.; WU, X.; BAI, X.; QIN, Y.; ZHUO, W.; XIAO, Y.; ZHANG, X.; XUE, H. Automatic image-based detection technology for two critical growth stages of maize: Emergence and three-leaf stage. **Agricultural and Forest Meteorology**, [S. l.], v. 174–175, p. 65–84, 2013.

YUAN, Y.; CHEN, L.; LI, M.; WU, N.; WAN, L.; WANG, S. Diagnosis of nitrogen nutrition of rice based on image processing of visible light. *In*: 2016 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUNCTIONAL-STRUCTURAL PLANT GROWTH MODELING, SIMULATION, VISUALIZATION AND APPLICATIONS (FSPMA) 2016, **Anais [...]** : IEEE, 2016. p. 228–232. DOI: 10.1109/FSPMA.2016.7818311. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7818311/>.

YUZHU, H. Nitrogen determination in pepper (*Capsicum frutescens* L.) plants by color image analysis (RGB). **African journal of biotechnology**, [S. l.], v. 10, n. 77, p. 17737–17741, 2011. DOI: 10.5897/AJB11.1974. Disponível em: <http://www.academicjournals.org/AJB/abstracts/abs2011/5Dec/Yuzhu et al.htm>.

ZABOT, D.; MATOS, E. **Aplicativos com bootstrap e angular – como desenvolver apps responsivos**. São Paulo: Érica, 2020.

ZABOT, L.; DUTRA, L. M. C.; MENEZES, N. L.; GARCIA, D. C.; LUDWIG, M. P.; SANTOS, V. J. Uso de imagens digitais para avaliação de plântulas de feijão. **Revista Brasileira de Sementes**, [S. l.], v. 30, n. 2, p. 184–192, 2008.

ZERMAS, D.; NELSON, H. J.; STANITSAS, P.; MORELLAS, V.; MULLA, D. J.; PAPANIKOLOPOULOS, N. A methodology for the detection of nitrogen deficiency in corn fields using high-resolution rgb imagery. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, [S. l.], p. 1–13, 2020.

ZÚÑIGA, A. M. G. **Sistema de visão artificial para identificação do estado nutricional de plantas**. 2012. 142 p. Dissertação (Ciências de Computação e Matemática Computacional) - Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2012.