

UNIVERSIDADE DE PASSO FUNDO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
COMPUTAÇÃO APLICADA

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE
VISÃO COMPUTACIONAL PARA
FENOTIPAGEM DE ALTA PRECISÃO

Marcos Roberto dos Santos

Passo Fundo

2017

UNIVERSIDADE DE PASSO FUNDO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA

**DESENVOLVIMENTO DE UM
SISTEMA DE VISÃO
COMPUTACIONAL PARA
FENOTIPAGEM DE ALTA PRECISÃO**

Marcos Roberto dos Santos

Dissertação apresentada como requisito parcial
à obtenção do grau de Mestre em Computação
Aplicada na Universidade de Passo Fundo.

Orientador: Prof. Dr. Rafael Rieder

Coorientador: Prof. Dr. José Mauricio Cunha Fernandes

Passo Fundo

2017

CIP – Catalogação na Publicação

- S237d Santos, Marcos Roberto dos
Desenvolvimento de um sistema de visão computacional para fenotipagem de alta precisão / Marcos Roberto dos Santos. – 2017.
89 f. : il. color. ; 30 cm.
- Orientador: Prof. Dr. Rafael Rieder.
Coorientador: Prof. Dr. José Mauricio Cunha Fernandes.
Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) – Universidade de Passo Fundo, 2017.
1. Aparelhos e materiais eletrônicos. 2. Biomassa.
3. Processamento de imagens. 4. Visão por computador.
I. Rieder, Rafael, orientador. II. Fernandes, José Mauricio Cunha, coorientador. III. Título.

CDU: 004.932

**ATA DE DEFESA DO
TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DO(A) ACADÊMICO(A)**

MARCOS ROBERTO DOS SANTOS

Aos **02** dias do mês de **março** do ano dois mil e **dezessete**, às **14** horas, realizou-se, no Instituto de Ciências Exatas e Geociências, prédio B5, da Universidade de Passo Fundo, a sessão pública de defesa do Trabalho de Conclusão de Curso "**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE VISÃO COMPUTACIONAL PARA FENOTIPAGEM DE ALTA PRECISÃO**", de autoria de **MARCOS ROBERTO DOS SANTOS**, acadêmico(a) do Curso de Mestrado em Computação Aplicada do Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada – PPGCA/UPF. Segundo as informações prestadas pelo Conselho de Pós-Graduação e constantes nos arquivos da Secretaria do PPGCA, o(a) aluno(a) preencheu os requisitos necessários para submeter seu trabalho à avaliação. A banca examinadora foi composta pelos doutores **Rafael Rieder (UPF) – orientador(a) e presidente**, **José Maurício Cunha Fernandes (UPF) – coorientador(a)**, **Genei Antonio Dalmago (Embrapa Trigo)**, **Giovani Facco (Biotrigo Genética)** e **Roberto dos Santos Rabello (UPF)**. Concluídos os trabalhos de apresentação e arguição, a banca examinadora considerou o(a) candidato(a) **APROVADO**. Foi concedido o prazo de até quarenta e cinco (45) dias, conforme Regimento do PPGCA, para o(a) acadêmico(a) apresentar ao Conselho de Pós-Graduação o trabalho em sua redação definitiva, a fim de que sejam feitos os encaminhamentos necessários à emissão do Diploma de Mestre em Computação Aplicada. Para constar, foi lavrada a presente ata, que vai assinada pelos membros da banca examinadora e pela Coordenação do PPGCA.



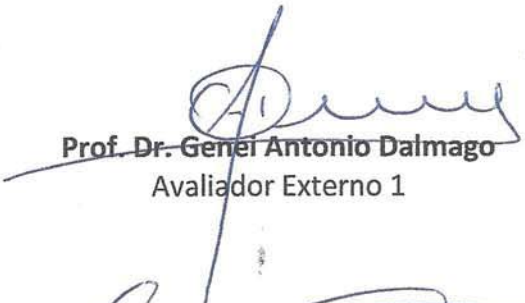
Prof. Dr. Rafael Rieder


Presidente da Banca Examinadora e Orientador





Prof. Dr. José Maurício Cunha Fernandes

Coorientador


Prof. Dr. Genel Antonio Dalmago
Avaliador Externo 1


Prof. Dr. Giovani Facco
Avaliador Externo 2


Prof. Dr. Roberto dos Santos Rabello
Avaliador 3


Prof. Dr. Rafael Rieder
Coordenador do PPGCA

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE VISÃO COMPUTACIONAL PARA FENOTIPAGEM DE ALTA PRECISÃO

RESUMO

A utilização de técnicas computacionais para obter e analisar informações oriundas do fenótipo das plantas permite elevar o grau científico e a interpretação destes dados. Para tanto, procedimentos de visão computacional e processamento de imagens podem ser utilizados para obter dados com frequência e precisão, como índices de vegetação - e, ao mesmo tempo, permitir a correlação desses dados com a biomassa e a produtividade de um espécie vegetal. Neste contexto, este trabalho apresenta o desenvolvimento de um sistema computacional para a cultura do trigo, que integra três softwares: um de coleta de imagens, concatenado a uma *Appliance* que propicia ambiente controlado; outro de processamento de imagens para extração de informações; e uma solução web de apresentação final dos resultados. Como estudo de caso, utilizaram-se dados de um experimento de responsabilidade da Embrapa Trigo junto a propriedade denominada Capão Bonito no município de Carazinho, RS. A análise de regressão mostrou que a variável NDVI explica 98,9, 92,8 e 88,2% da variabilidade encontrada nos valores de Biomassa nos tratamentos que receberam 82, 150 e 200 kg de N ha⁻¹, respectivamente. Consequentemente, o NDVI obtido pelos sensores apresentou relação direta com a produtividade para os três estágios fenológicos avaliados, indicando a possibilidade de elaboração de um modelo de predição de produtividade desde o início da cultura.

Palavras-Chave: appliance, biomassa, fenotipagem, NDVI, processamento de imagens, visão computacional.

DEVELOPMENT OF A COMPUTER VISION SYSTEM FOR PRECISION PHENOTYPING

ABSTRACT

The use of computational techniques to obtain and analyze information from the plant phenotype allow to increase the scientific interest and improve the data interpretation. With this in mind, techniques of computer vision and image processing can be used to get accuracy data regularly, for instance, vegetation indexes - and, at the same time, enable the correlation of this data with the biomass and the production of a plant species. In this context, this work presents the development a precision phenotyping platform using computer vision resources for a wheat crop, including three software: an image collector, concatenated to an Appliance that provides a controlled environment; an image processing application to extract new data; and a web solution for final view of results. As a case study, we followed and used data from an experiment under the responsibility of the Embrapa Trigo, in a farm named Capão Bonito, based in Carazinho, RS. Our regression analysis showed that NDVI variable explains 98,9, 92,8 e 88,2% of the variability founded on Biomass values for the treatments with 82, 150 e 200 kg de Nho⁻¹, respectively. Consequently, the NDVI obtained by sensors presented significant relation with the production for the three phenological stages, pointing to the possibility of elaboration of a productivity prediction model, which could be used since the beginning of planting.

Keywords: appliance, biomass, phenotyping, NDVI, image processing, computer vision.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.	Esquema para coleta de imagens com iluminação controlada.	30
Figura 2.	(a) Imagem de Entrada e (b) Imagem Base	31
Figura 3.	Segmentação de objetos de uma imagem	32
Figura 4.	Detalhamento de objeto pixel a pixel.	32
Figura 5.	Etapas fundamentais do processamento de imagens	33
Figura 6.	Vizinhança-de-4.	35
Figura 7.	Vizinhança-de-8.	35
Figura 8.	Operações lógicas e aritméticas pixel a pixel	35
Figura 9.	Conversão de uma imagem original para tons de cinza e imagem base	37
Figura 10.	Imagem ajustada pelo contraste	38
Figura 11.	Visível versus Infravermelho	39
Figura 12.	Sistema desenvolvido para comparação de histogramas por interseção	43
Figura 13.	Processo de segmentação de imagens e classificação da imagem original .	44
Figura 14.	(a) Imagem original, (b) Classificação de leveduras viáveis	45
Figura 15.	(a) Imagem original, (b) Imagem processada	46
Figura 16.	Campo Experimental da Empresa Biotrigo	47
Figura 17.	Canteiros Experimentais	47
Figura 18.	Campo Experimental da Empresa Embrapa Trigo.	48
Figura 19.	Trigo BRS Parrudo	48
Figura 20.	Parcelas experimentais de responsabilidade da Embrapa Trigo na proprie- dade denominada Capão Bonito no município de Carazinho, RS.	49
Figura 21.	Modelo da <i>Appliance</i> no SketchUp.	50
Figura 22.	<i>Appliance</i> construída.	50
Figura 23.	Invólucro Blackout na <i>Appliance</i>	51
Figura 24.	Estrutura de Luminosidade.	52
Figura 25.	Troca de lentes da Câmera GoPro Hero 4.	53
Figura 26.	Modelo Entidade-Relacionamento do banco de dados do sistema.	54
Figura 27.	Modelo Geral - Fenômica.	54
Figura 28.	Fluxograma de Projeto do Aplicativo de Coleta.	56
Figura 29.	Tela de Cadastro de Amostras.	57
Figura 30.	Conexão com a Câmera USB.	57
Figura 31.	Conexão com a Câmera Wi-Fi.	58

Figura 32.	Conexão com <i>webservice</i> para envio dos dados.	59
Figura 33.	Imagem NIR obtida pela Câmera GoPro Hero 4 com o filtro NDVI-7.	60
Figura 34.	Diagrama de Processamento de Imagens NIR.	60
Figura 35.	(A) Escala de Cinza (B) Negativo (C) Threshold.	61
Figura 36.	Trecho Principal da Função Escala de Cinza.	61
Figura 37.	Trecho Principal da Função Negativo.	61
Figura 38.	Trecho Principal da Função Threshold.	62
Figura 39.	(A) Saída Padrão do ImageJ com escala (B) Imagem Base gerada pelo ImageJ.	62
Figura 40.	Delimitações de análise na imagem processada.	63
Figura 41.	Trecho Principal da Função Calcular NDVI.	64
Figura 42.	Imagem RGB obtida pela Câmera LogiTech C270 HD.	64
Figura 43.	Diagrama de Processamento de Imagens RGB.	65
Figura 44.	Trecho Principal da Função Processa Tonalidade de Verde.	65
Figura 45.	Imagem de Reamostragem (Tons de Verde).	66
Figura 46.	Conversão do valor RGB do pixel para escala 0-100.	66
Figura 47.	Trecho Principal da Função Processar Borda.	67
Figura 48.	Imagem de Reamostragem (Borda).	67
Figura 49.	Trecho Principal da Função Processar Tamanho.	68
Figura 50.	Imagem de Reamostragem (Borda com Tamanho).	69
Figura 51.	Software de Resultado - Menu Principal (Desktop e Móvel).	70
Figura 52.	Fluxograma de Projeto do Aplicativo de Resultado.	70
Figura 53.	Software de Resultado - Login Cadastro.	71
Figura 54.	Trecho Principal da Função uploadImageFile do WebService.	72
Figura 55.	Software de Resultado - Gráficos de NDVI por Insumo(N).	74
Figura 56.	Correlação NDVI x Biomassa na aplicação de 82 kg N ha ⁻¹	75
Figura 57.	Correlação NDVI x Biomassa na aplicação de 150 kg N ha ⁻¹	76
Figura 58.	Correlação NDVI x Biomassa na aplicação de 200 Kg N ha ⁻¹	77
Figura 59.	Correlação Geral NDVI x Biomassa.	78
Figura 60.	Comparação da Produtividade da Lavoura nas Parcelas de N.	79
Figura 61.	Evolução Altura x Dias.	80
Figura 62.	Imagem Lateral do Trigo próximo a colheita.	80
Figura 63.	Evolução Verde x Dias.	81

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.	Formatos de arquivos para armazenamento de imagens.	34
Tabela 2.	Aplicações de Nitrogênio nas Amostras	49
Tabela 3.	Aplicações de Ureia nas Amostras	49
Tabela 4.	Resultados obtidos pelo sistema na aplicação de 82 kg N ha ⁻¹	75
Tabela 5.	Resultados obtidos pelo sistema na aplicação de 150 kg N ha ⁻¹	76
Tabela 6.	Resultados obtidos pelo sistema na aplicação de 200 kg N ha ⁻¹	77
Tabela 7.	Produtividade da lavoura em 4 hectares.	79

LISTA DE ABREVIATURAS

OpenCV. – Open Source Computer Vision Library

Pixel. – Picture Elements

LISTA DE SIGLAS

ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas

CV – Computer Vision

DAO – Data Access Object

EAQ – Eficiência de Aquisição

EUSO – Eficiência de Uso

EUTIL – Eficiência de Utilização Interna

EVI – Índice de Vegetação Melhorado

IV – Índices de Vegetação

NDVI – Normalized Difference Vegetation Index

NIR – Near-Infrared

TI – Tecnologia da Informação

UPF – Universidade de Passo Fundo

USB – Universal Serial Bus

LISTA DE SÍMBOLOS

$f(x,y)$ – Coordenadas Espaciais	25
∞ – Infinito	25
i – Iluminação	25
r – Refletância	25
∇ – Vetor	25
G – Gradiente	25
∂ – Derivada	25
mag – Magnitude	25
\approx – Aproximado	25
N – Linhas	25
M – Colunas	25
p – Pixel	25
q – Quantidade	25
opn – Nó de Pacote Óptico	25
I – Nível de Cinza	25
R – RED	25
G – GREEN	25
B – BLUE	25
P_{nir} – Refletância do Infravermelho Próximo	25
P_{red} – Refletância do Vermelho	25
r_F – Correlações Fenotípicas	25
r_G – Correlações Genotípicas	25
$COVF(x,y)$ – Corresponde às covariâncias fenotípicas entre os caracteres X e Y	25
r_G – Correlações Genotípicas	25
∂F^2_x – Corresponde à variância fenotípica do caráter X	25
∂F^2_y – Corresponde à variância fenotípica do caráter Y	25
$COVG(x,y)$ – Corresponde às covariâncias genotípicas entre os caracteres X e Y	25
∂^2_x – Corresponde à variância genotípica do caráter X	25
∂^2_y – Corresponde à variância genotípica do caráter Y	25

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	PROBLEMA DE PESQUISA	26
1.2	JUSTIFICATIVA	27
1.3	OBJETIVOS	27
1.3.1	Objetivo Geral	27
1.3.2	Objetivos Específicos	28
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	29
2.1	VISÃO COMPUTACIONAL	29
2.1.1	Captura de Imagens	29
2.1.2	Iluminação	29
2.1.3	Imagem de Reamostragem	30
2.1.4	Construção de Imagem Base	31
2.1.5	Armazenamento de Linhas Detectadas	32
2.2	PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS	33
2.2.1	Etapas de Processamento de Imagens	33
2.2.2	Tamanho e Formato de Imagens Digitais	34
2.2.3	Técnica de Análise - Os Vizinhos do Pixel	34
2.2.4	Operações Lógicas e Aritméticas	35
2.2.5	Imagens em Tons de Cinza	36
2.2.6	Binarização de uma Imagem Digital	37
2.2.7	Ajuste de Contraste	37
2.3	FENOTIPAGEM	38
2.3.1	Métodos e Definições	38
2.3.2	Índices de Vegetação	39
2.3.3	Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	40
2.3.4	Índice de Vegetação Melhorado (EVI)	40
2.3.5	Correlações Fenotípicas e Genotípicas	41
2.3.6	Índices de Eficiência	41
3	TRABALHOS RELACIONADOS	43

3.1	COMPARAÇÃO DE HISTOGRAMAS DE IMAGENS DIGITAIS PARA DETERMINAÇÃO DE SIMILARIDADE EM SEMENTES DE MILHO	43
3.2	PROCESSAMENTO DE IMAGENS PARA AVALIAR A VARIABILIDADE ESPACIAL DE PLANTAS DANINHAS EM SISTEMA DE PLANTIO DIRETO	44
3.3	APLICAÇÃO DA VISÃO COMPUTACIONAL NO AGRONEGÓCIO	45
3.4	DETECÇÃO DE VEGETAÇÃO URBANA USANDO VÍDEO GEORREFERENCIADOS CAPTURADO PELA CÂMERA GOPRO ADPTADA	45
4	MATERIAIS E MÉTODOS	47
4.1	ÁREAS DE ESTUDO	47
4.2	APPLIANCE PARA COLETA	50
4.3	CÂMERAS DIGITAIS	52
4.4	SENSORES NDVI	53
4.5	IMPLEMENTAÇÃO DOS SOFTWARES	53
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	55
5.1	SISTEMA DE VISÃO COMPUTACIONAL PROPOSTO: FENÔMICA	55
5.1.1	Software de Coleta de Dados	55
5.1.1.1	Inicialização	56
5.1.1.2	DAO	56
5.1.1.3	Aquisição de Imagens	57
5.1.1.4	Envio dos Dados	58
5.1.2	Software de Processamento de Imagens	59
5.1.2.1	Processamento de Imagens NIR	59
5.1.2.1.1	<i>NIR para tons de cinza</i>	<i>60</i>
5.1.2.1.2	<i>Marcações na Amostra</i>	<i>62</i>
5.1.2.1.3	<i>Cálculo do NDVI</i>	<i>63</i>
5.1.2.2	Processamento de Imagens RGB	64
5.1.2.2.1	<i>Reamostragem em Tons de Verde</i>	<i>65</i>
5.1.2.2.2	<i>Obtenção da Escala de Verde</i>	<i>66</i>
5.1.2.2.3	<i>Detecção de bordas</i>	<i>66</i>
5.1.2.2.4	<i>Definição da Altura Média</i>	<i>67</i>
5.1.3	Software de Visualização dos Resultados	69
5.1.3.1	Inicialização	71
5.1.3.2	DAO	71
5.1.3.3	Recebimento dos Dados	71

5.1.3.4	Visualização dos Dados por Coleta	73
5.2	USO DO SISTEMA PARA ANÁLISE NDVI X BIOMASSA	74
5.2.1	Análise e Correlação - Aplicação de 82 kg de N ha⁻¹	74
5.2.2	Análise e Correlação - Aplicação de 150 kg de N ha⁻¹	76
5.2.3	Análise e Correlação - Aplicação de 200 kg de N ha⁻¹	77
5.2.4	Discussão	78
5.3	USO DO SISTEMA PARA ANÁLISE DE VERDE E ALTURA	79
6	CONCLUSÃO	83
6.1	TRABALHOS FUTUROS	83
	REFERÊNCIAS	85

1. INTRODUÇÃO

A Tecnologia da Informação (TI), integrada à agricultura de precisão, tem contribuído para a evolução das soluções agrícolas. Produtores, empresas de genotipagem, cooperativas, entre outras entidades rurais, almejam sempre obter o melhor resultado em seus empreendimentos. Para tanto, buscam na tecnologia meios de consolidar e melhorar técnicas de produção baseado em *feedbacks* de rendimento, que alimentam bases de dados e permitem assim análises científicas por parte dos pesquisadores.

Conforme Durães *et al.* [1], as plantas possuem características que são manifestadas devido ao ambiente (local) e as condições que são submetidas (Ex.: tratamento de insumos, índices pluviométricos, etc.). Estas situações podem influenciar no rendimento da cultura. Um exemplo é submeter a planta a condições de estresse hídrico¹, permitindo assim que características secundárias, como coloração, número e formato das folhas e índices de vegetação possam ser mensurados e comparados com outros testes.

Com a identificação dessas características, tratamentos podem ser quantificados e qualificados, fazendo com que o empreendimento agrícola tenha maior eficiência, evitando desperdícios de tempo e de insumos. De acordo com Santos e Yassitepe [2], uma nova ciência para a aquisição de dados fenotípicos em larga escala e dimensão, em curto espaço de tempo, denominada “fenômica”, tem proporcionado a oportunidade de visualizar o fenótipo do organismo. Neste contexto, aplicações de visão computacional e processamento de imagens se unem como componentes essenciais para qualquer plataforma moderna de fenotipagem, principalmente por usarem métodos não intrusivos e poucos destrutivos, e ainda permitirem análise estatística dos dados.

Neste âmbito, técnicas de espectroscopia, termografia, tomografia, fluorescência, discriminação por isótopos e ainda imagens digitais, são utilizadas para análises de fenótipos utilizando processamento de imagens. Com esse modelo de aplicação é possível coletar diversas informações durante todo o crescimento e desenvolvimento da planta e ainda correlacionar estes conhecimentos obtidos através de sensores com outros dados, como por exemplo, agrometeorologia espectral [3] ou efeitos da aplicação de redutores de crescimento [4].

Santos e Yassitepe [2] ainda destacam que características como fluorescência da clorofila, atividade de estômatos, temperatura foliar, volume e arquitetura de raízes e folhas estão começando a ser medidas com maior frequência. Além disso, processos dinâmicos tais como crescimento, desenvolvimento e resposta a estresse, podem agora ser descritos ao longo do tempo e espaço.

Para tanto, este trabalho teve como objetivo apresentar o desenvolvimento de um sistema capaz de integrar software e hardware, com a premissa de realizar coletas de imagens na lavoura sob um ambiente controlado e com luminosidade padrão, proporcionando a aplicação de técnicas de visão

¹O estresse hídrico – também chamado de escassez hídrica física – é um termo utilizado para designar uma situação em que a demanda por água é maior do que a sua disponibilidade e capacidade de renovação em uma determinada localidade.

computacional em todo o processo, desde a coleta das imagens até a obtenção dos dados. Ainda, esta produção teve como propósito a criação de três ambientes de softwares, sendo um sistema de coleta, outro de processamento e um último de resultado. Essa estrutura teve como finalidade proporcionar a correlação dos dados obtidos com a fenologia da planta, como por exemplo biomassa e produção. As próximas subseções denotam o problema de pesquisa, a justificativa e os objetivos deste projeto.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

Segundo Hoffman [5], o trigo é ingrediente base para muitos alimentos, fazendo com que o mesmo seja um produto agrícola cuja contribuição para a alimentação dos brasileiros seja similar a do arroz, o cereal com maiores prevalências de consumo em todos os estratos de renda familiar [6]. Para tanto o país precisa importar mais do que produz para atender a demanda dos consumidores.

Para Cunha *et al.* [7], as mudanças climáticas têm sido vistas como um dos maiores desafios ambientais do século XXI, a ponto de haver a possibilidade de danos irreversíveis a ecossistemas, além da redução no potencial da produção agrícola. O trigo é uma destas culturas que sofre forte impacto com as mudanças dos padrões climatológicos.

Ainda de acordo com Cunha *et al.* [7], a adaptação é um fator-chave que moldará a gravidade futura do impacto das mudanças climáticas na produção de alimentos. Para esta adaptação, podem ser citadas as técnicas de melhoramento do genoma das sementes. Essas técnicas têm por objetivo desenvolver culturas mais resistentes e adaptativas ao meio ambiente em que estão inseridas. Consequentemente, para serem analisados os resultados de genomas com base em índices de rendimento, as propriedades observadas devem possuir herdabilidade, que é a relação entre a variância genotípica e a variância fenotípica, e ainda que sejam de fácil mensuração e altamente correlacionadas com o rendimento de grãos [8]. Em se tratando de dados fenotípicos de plantas, diversas técnicas vêm sendo estudadas e aplicadas em campos de teste em busca do melhor método para a obtenção de tais informações. Em diversas culturas, a qualificação e a quantificação de tais fatores, como, por exemplo, a biomassa, seguem protocolos de amostragem destrutiva, o qual é altamente dispendioso.

Um dos principais elementos utilizados na agricultura para fomentar a análise de informações são os índices de vegetação, dentre os quais se destaca o da Diferença Normalizada (NDVI). Conforme Pires *et al.* [9], o NDVI tem sido utilizado para mensurar a coloração verde e o tamanho do aparato fotossintético da cultura, com valores que variam em uma escala de -1 e 1. Quanto maior o seu valor, maiores são as diferenças entre a refletância do infravermelho próximo com o vermelho, o que indica maior quantidade de clorofila e vigor de desenvolvimento e, consequentemente, maior o potencial produtivo das plantas. Ainda Pires *et al.* [9] relata que as avaliações deste índice podem ser utilizadas para estimar o rendimento de grãos, o acúmulo de biomassa, a taxa de crescimento, a cobertura do solo, o vigor inicial, o padrão de senescência² e a detecção de estresses bióticos e abióticos.

Diante deste contexto, o problema fica exposto em duas frentes. Como obter as imagens em melhores condições de análise e como processar as figuras em busca de padrões que possam

²Senescência é o processo de envelhecimento.

ser úteis para a dissecação da cultura e a correlação com a produtividade agrícola. Dessa forma, adotar protocolos de coleta, desde tamanho das amostras até técnicas artificiais de iluminação podem aumentar a correspondência da realidade da planta com a imagem obtida, gerando um banco de dados com possibilidades analíticas.

Com o banco de dados formado, sugere-se a aplicação de visão computacional ou *computer vision* (CV), que é a ciência responsável pela forma com que o computador enxerga o meio a sua volta, extraindo informações úteis através de imagens capturadas por câmeras de vídeo, satélites, sensores, scanners, entre outros. A utilização destes métodos tem aumentado consideravelmente nos últimos anos em diversas áreas de aplicação, como na indústria, na lavoura, no trânsito, entre outros, pois fornecem quantidades significativas de dados [10]. Além disso, esta tecnologia possibilita analisar informações do espectro eletromagnético em que o olho humano não é sensível, tal como ultravioleta (UV) ou regiões espectrais de infravermelho (NIR).

Diante do exposto acima, chegou-se ao seguinte problema de pesquisa: É possível desenvolver um sistema através de aplicações de CV em imagens NDVI, capaz de mensurar a produtividade da cultura do trigo?

1.2 JUSTIFICATIVA

Sabendo a importância da cultura do trigo para a população mundial, e o impacto das mudanças climáticas no mundo, alterando ecossistemas, é imprescindível que estudos sejam voltados a área de desenvolvimento de culturas mais resistentes e que possam obter maiores rendimentos.

A este trabalho de genotipagem de plantas, destacados a instituições denominadas melhoristas, fica a premissa de que para saber os resultados de tais alterações/melhorias é imprescindível a coleta posterior de dados fenotípicos, correlacionando o trabalho feito com as respostas obtidas em ambientes reais. Assim é possível estabelecer as melhores soluções por cultivar, para tal semente (genoma) em determinado ambiente.

Dessa forma, pretende-se oferecer um protocolo para a coleta de imagens através de um hardware ("*Appliance*") de baixo custo, e um software de simulação baseado em visão computacional para processamento de imagens. A união destes dois sistemas (hardware e software) almeja como feedback uma solução de visão computacional para fenotipagem de alta precisão da cultura do trigo.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo Geral

Desenvolver uma *Appliance* para coleta de imagens proporcionando um ambiente controlado em meio à lavoura e um software para o processamento das informações em busca da correlação do NDVI com a biomassa da cultura.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Criar uma *Appliance* capaz de coletar imagens sem sofrer ações de variáveis externas (luminosidade, vento, posição solar, etc.);
- Desenvolver um sistema que auxilie na coleta das imagens, registrando informações úteis do local da amostra, como data, hora, tipo de semente, entre outros;
- Desenvolver um software para o processamento das imagens, buscando a correlação do NDVI com a produtividade da planta;
- Desenvolver um sistema web para apresentação dos resultados obtidos, demonstrando através de gráficos, tabelas, imagens e animações a correlação do índice de vegetação com a biomassa extraída da amostra;
- Testar a proposição desenvolvida em um campo experimental com a cultura do trigo.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção apresenta uma visão geral sobre o estado da arte desta pesquisa, conceituando visão computacional, processamento de imagens digitais e fenotipagem.

2.1 VISÃO COMPUTACIONAL

Conforme Silva *et al.* [11], visão computacional ou *computer vision* (CV) é a ciência responsável pela forma com que o computador enxerga o meio a sua volta, extraindo informações úteis através de imagens capturadas por câmeras de vídeo, satélites, sensores, scanners, entre outros. A utilização destes métodos tem aumentado consideravelmente nos últimos anos em diversas áreas de aplicação, como na indústria, na lavoura, no trânsito, entre outros, pois fornecem quantidades significativas de informação [10]. Além disso, esta tecnologia possibilita analisar informações do espectro eletromagnético em que o olho humano não é sensível, tal como ultravioleta (UV) ou regiões espectrais de infravermelho.

A seguir serão abordados métodos e técnicas que correlacionam com as teorias e aplicações de CV e a extração de informações úteis para o processamento dos dados. Ainda será explanado sobre a biblioteca de código aberto OpenCV e sua possível aplicação em sistemas de visão computacional.

2.1.1 Captura de Imagens

A aquisição de imagens é o primeiro passo para se aplicar técnicas de visão computacional e justapor o devido tratamento para a obtenção de informações. Segundo Knob [12], a captura de imagens depende de dois componentes. O primeiro é um dispositivo físico que seja sensível a uma banda do espectro de energia eletromagnética e que produza um sinal elétrico de saída proporcional a um nível de energia percebida. Como exemplos, têm-se equipamentos de ultrassom, radiografia, microscópios eletrônicos, radares, equipamento de ultrassom, câmeras digitais. O segundo é um dispositivo digitalizador para a conversão da saída elétrica para a forma digital.

Ainda conforme a proposição de Maruyama [13], a aquisição é o processo de obtenção da imagem por meio de um sensor de imageamento capaz de digitalizar o sinal produzido. Para tanto, algumas técnicas de pré-processamento são necessárias para melhorar a qualidade da imagem, com o intuito de facilitar a aplicação das etapas subsequentes, que serão elucidadas nos itens a seguir.

2.1.2 Iluminação

Dentre as principais características que determinam a qualidade que uma imagem digital pode apresentar, a iluminação destaca-se por estar relacionada à clara definição dos itens de uma cena.

Segundo Silva [14], o termo imagem refere-se a uma função de intensidade luminosa bidimensional, denotada por $f(x,y)$, em que o valor da amplitude de f nas coordenadas espaciais (x,y) dá a intensidade (brilho) da imagem naquele ponto. Como a luz é uma forma de energia, $f(x,y)$ deve ser uma quantidade positiva e finita, ou seja, $0 < f(x,y) < \infty$.

A importância da iluminação é retratada por Koga *et al.* [15]. Eles definem que uma boa prática para capturar imagens é colocar os itens fotografados em um ambiente controlado, a fim de evitar variações de iluminação entre as imagens coletadas. A Figura 1 retrata um exemplo de ambiente controlado para a coleta das imagens.

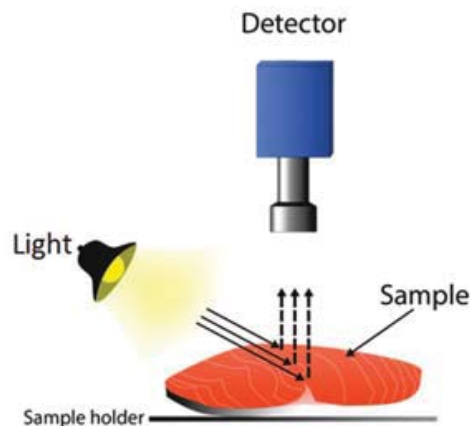


Figura 1. Esquema para coleta de imagens com iluminação controlada. [10].

Ainda citando Silva [14], as imagens que as pessoas percebem em atividades visuais corriqueiras consistem de luz refletida dos objetos. A natureza básica de $f(x,y)$ pode ser caracterizada por dois componentes: (1) a quantidade de luz incidindo na cena observada e (2) a quantidade de luz refletida pelos objetos da cena. Esses componentes são chamados de iluminação e refletância, respectivamente, e são representados por $i(x,y)$ e $r(x,y)$, onde o produto das funções $i(x,y)$ e $r(x,y)$ resulta $f(x,y)$:

$$f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y) \quad (1)$$

$$0 < i(x,y) < \infty \quad (2)$$

$$0 < r(x,y) < 1 \quad (3)$$

Esta última equação indica que a refletância é limitada entre 0 (absorção total) e 1 (refletância total). A natureza de $i(x,y)$ é determinada pela fonte de luz, e $r(x,y)$ é determinada pelas características dos objetos observados.

2.1.3 Imagem de Reamostragem

Segundo Ferreira *et al.* [16], uma imagem digital pode passar por transformações em relação a sua resolução espacial antes de ser processada e analisada. A essas mutações dá-se o nome de

imagem de reamostragem, que tem por finalidade o aumento ou a redução da resolução. No caso de redução tem-se uma subamostragem e no caso de aumento de resolução tem-se uma interpolação. Esta técnica é utilizada para ampliar, reduzir e rotacionar imagens digitais, eliminando informações irrelevantes e indesejáveis presente na imagem.

Na prática, este método permite que algoritmos de processamento de imagens, baseado na exploração de pixels (px), tenham um tempo de resposta relativo ao tamanho da imagem ou área foco que necessita ser analisada.

Conforme a hipótese de pesquisa de Ferreira *et al.* [16], a construção de uma imagem de reamostragem é realizada pelas aplicações de técnicas como detecção de linhas, armazenamento das linhas detectadas, eliminação de pontos inválidos, redimensionamento, equalização de contraste, entre outros. Freitas *et al.* [17] também comentam que algumas imagens podem possuir variações de iluminação, ruídos, sombras e outras diversificações que afetam diretamente a análise.

2.1.4 Construção de Imagem Base

De acordo com Ferreira *et al.* [16], imagem base é criada a partir da imagem de reamostragem, aplicando-se métodos de detecção de bordas. A finalidade da detecção de borda, em geral, é reduzir significativamente a quantidade de dados em uma imagem, enquanto preserva as propriedades estruturais a serem utilizadas para o processamento da gravura.

A Figura 2 demonstra o exemplo de uma imagem base (imagem área de uma lavoura) processada por meio de um algoritmo de detecção de bordas.

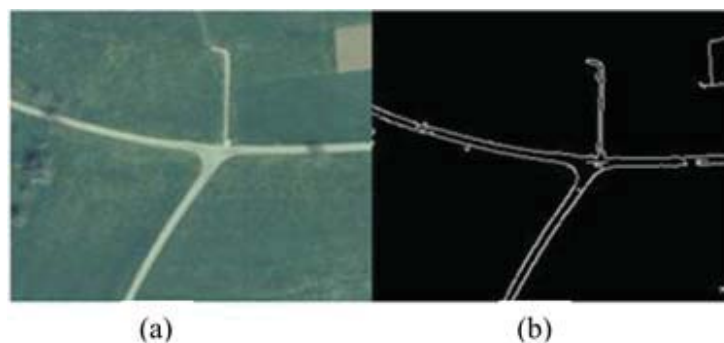


Figura 2. (a) Imagem de Entrada e (b) Imagem Base. [16].

Para a execução de algoritmos de detecção de bordas, Neves e Pelaes [18] destacam que dois filtros espaciais lineares podem ser aplicados: baseado no gradiente da função luminosidade da imagem e baseados no operador laplaciano.

O filtro gradiente de uma imagem $f(x, y)$ na localização (x, y) é o vetor:

$$\nabla = [G_x, G_y] = [\partial f, \partial_x \partial f, \partial_y] \quad (4)$$

Sabe-se da análise vetorial que o vetor gradiente aponta na direção da máxima taxa de variação de f em (x, y) . Na detecção de borda uma quantidade importante é o módulo desse vetor, geralmente referido simplesmente como gradiente e denotado ∇f , onde:

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla f = [G^2_x + G^2_y]^{\frac{1}{2}}) \quad (5)$$

Essa quantidade é igual à máxima taxa de crescimento de $f(x, y)$ por unidade de distância na direção de $f\nabla$. Uma prática comum é aproximar o filtro gradiente do valor absoluto: $\nabla f \approx |G_x| + |G_y|$ o qual é muito mais simples de se implementar. Já o operador laplaciano se baseia em uma função 2-D $f(x, y)$, derivada de segunda ordem definida como: $\nabla^2 f = [\partial^2 f / \partial x^2] + [\partial^2 f / \partial y^2]$.

Embora o laplaciano seja insensível à rotação, e, portanto capaz de realçar ou detectar bordas em qualquer direção, seu uso é restrito devido a sua grande suscetibilidade a ruído.

2.1.5 Armazenamento de Linhas Detectadas

Conforme Ferreira *et al.* [16], as informações geradas pelos métodos de detecção de bordas possuem coordenadas dos pixels necessários para os processamentos subsequentes. O armazenamento depende de uma estrutura de dados onde cada cadeia de pixels contíguos é armazenada em estruturas distintas do tipo *array* (vetor), representando segmentos da imagem. Na Figura 3, são apresentados diversos segmentos de objetos na imagem, resultado de um pré-processamento.



Figura 3. Segmentação de objetos de uma imagem [16].

Uma análise detalhada do objeto em questão pode ser exemplificada na Figura 4, incluindo o pixel correspondente de cada marcação:

	11	12	13	14	15
11	■	■	■	□	□
12	□	■	□	□	□
13	□	■	■	□	□
14	□	□	□	■	□
15	□	□	□	□	■

Figura 4. Detalhamento de objeto pixel a pixel [16].

Propondo a estrutura de dados para armazenar as informações do objeto selecionado, tem-se o seguinte array de inteiros: $[11, 11]$, $[11, 12]$, $[12, 12]$, $[13, 12]$, $[13, 13]$, $[14, 14]$, $[15, 15]$.

2.2 PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS

Uma imagem digital pode ser considerada uma matriz cujos índices de linhas (N) e de colunas (M) identificam um ponto na imagem, e o correspondente valor do elemento da matriz identifica a cor naquele ponto [12]. Os elementos básicos dessa matriz digital são chamados de elementos da imagem, elementos da figura ou "pixels"(abreviação de "picture elements"). Cada pixel representa uma medida que dependem de variáveis como cor, profundidade e tempo. É o menor ponto que forma uma imagem digital.

Pode-se entender uma imagem digital como um agrupamento de sensores que, quando atingidos por raios de luzes, gravam a tonalidade de cor que o atingiu. Logo, quanto mais pixels (sensores) uma imagem tem, melhor é sua qualidade e maior é a sua resolução.

As próximas subseções explicarão as principais etapas aplicadas ao processamento de imagens digitais, como técnicas que realçam as características da figura e diminuem imperfeições, bem como operações matemáticas utilizadas para extrair informações úteis do conjunto final de pixels.

2.2.1 Etapas de Processamento de Imagens

Conforme Araújo e Freire [19], o principal objetivo do processamento de imagens é a remoção de barreiras inerentes ao sistema visual humano, para facilitar a extração de informações. Segundo Knob [12], o reconhecimento de padrões encontrados em imagens pode ser dividido em cinco etapas: aquisição da imagem, pré-processamento, segmentação, representação/descrição e reconhecimento/interpretação, conforme o esquema apresentado na Figura 5.

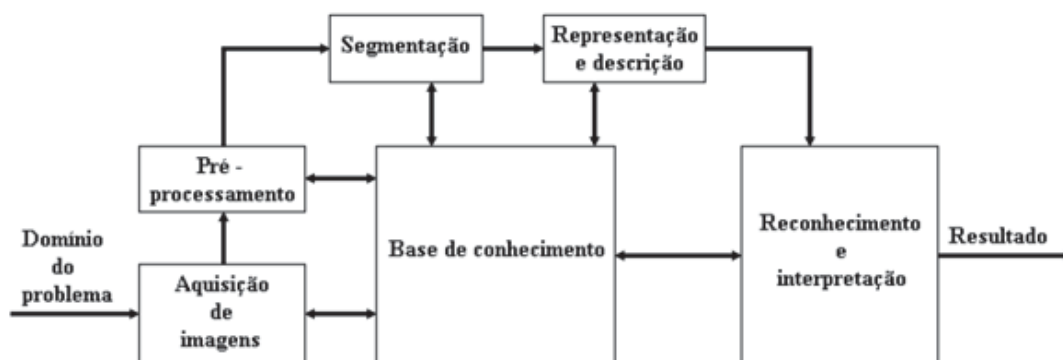


Figura 5. Etapas fundamentais do processamento de imagens [12].

2.2.2 Tamanho e Formato de Imagens Digitais

Segundo Peixoto *et al.* [20], o tamanho de uma imagem está altamente correlacionado com o tempo de processamento e o custo computacional em aplicações com sistemas de visão computacional. Conforme Koga *et al.* [15], para se obter estimativas do tamanho real de objetos em uma cena é necessário fazer a relação entre a média em milímetros deste objeto e o número de linhas e colunas de pixels que este possui na imagem digital. Com essa técnica é possível analisarmos os *feedbacks* dos sistemas de visão computacional com unidades de medida entendíveis pelos seres humanos como centímetros e ou metros.

Ainda na detecção do tamanho de objetos na cena, um dos principais modelos utilizados é localizar o primeiro pixel que corresponde ao objeto, assim o algoritmo varre recursivamente sua vizinhança buscando por pixels de valores iguais. De acordo com Souza [21], esse processo acaba apenas quando não há mais pixels de valor igual adjacentes ao ruído. No item a seguir será explanado sobre essa técnica.

Conforme os formatos de arquivos de imagens, Knob [12] define que existe necessidade de se designar padrões de armazenamento de imagens de forma que se possa conseguir a interação destas entre diferentes sistemas. Outro fator importante é a codificação das imagens, uma vez que estas normalmente ocupam muito espaço de memória e por isso, necessitam do emprego de alguma forma de compressão de dados para o seu armazenamento. Existem diferentes formatos de arquivos para o armazenamento de imagens, e os principais são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1. Formatos de arquivos para armazenamento de imagens [22].

Formato / Nome	Descrição	Reconhecimento Extensão
TIFF	Tagged Image File Format	.tif; .tiff
JPEG	Joint Photographic Experts Group	.jpg; .jpeg
GIF	Graphics Interchange Format	.gif
BMP	Windows Bitmap	.bmp
PNG	Portable Network Graphics	.png
XWD	XWD	.xwd %

2.2.3 Técnica de Análise - Os Vizinhos do Pixel

Conforme Silva [14], um pixel p nas coordenadas (x,y) possui quatro vizinhos horizontais e verticais, cujas coordenadas são dadas por $(x+1,y)$ $(x-1,y)$ $(x,y+1)$ $(x,y-1)$. Esse conjunto de pixel chamado vizinhança-de-4 de p , sendo que alguns dos vizinhos de p ficarão fora da imagem digital se (x,y) estiverem na borda da imagem.

Um problema corriqueiro é quando um pixel é anisotrópico, ou seja, ele não apresenta as mesmas propriedades em todas as direções. Esta característica faz com que um pixel na sua coordenada possua quatro vizinhos de borda (dois verticais e dois horizontais), cujas coordenadas estão representadas na Figura 6.

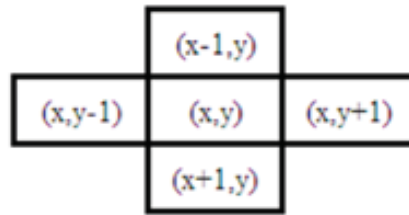


Figura 6. Vizinhança-de-4 [12].

Para maiores precisões analíticas, um pixel também pode possuir oito vizinhos, e nesse caso teremos quatro vizinhos de borda e quatro vizinhos de diagonal, como podemos observar na Figura 7, e nesse caso será chamado de vizinhança-de-8.

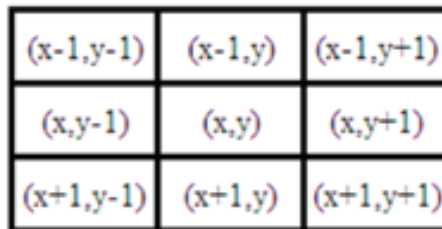


Figura 7. Vizinhança-de-8 [12].

2.2.4 Operações Lógicas e Aritméticas

Conforme Silva [14], uma imagem após ter sido adquirida e digitalizada pode ser vista como uma matriz de inteiros em um vetor e , portanto, pode ser manipulada numericamente utilizando operações lógicas e/ou aritméticas. Estas operações podem ser efetuadas pixel a pixel ou orientadas a vizinhança. No primeiro caso, elas podem ser descritas pela seguinte notação: $x \text{ opn } y = Z$.

Sejam duas imagens X e Y de igual tamanho. Estas imagens podem ser processadas pixel a pixel utilizando um operador aritmético ou lógico, produzindo uma terceira imagem Z , cujos pixels correspondem ao resultado de $x \text{ opn } y$ para cada elemento de X e Y , conforme ilustra a Figura 8.

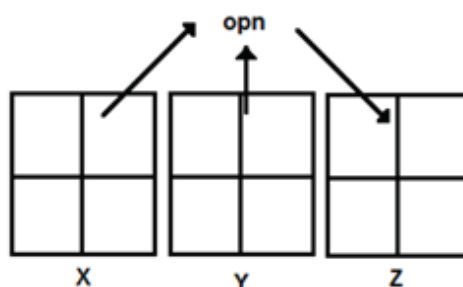


Figura 8. Operações lógicas e aritméticas pixel a pixel [14].

Operações aritméticas em imagens inteiras são desempenhadas pixel a pixel. Segundo Silva [14], o principal uso da adição de imagens ocorre ao se fazer média de imagens para redução de ruído. A subtração de imagens é um exemplo de recurso utilizado em imagens para remover informação estática de fundo. A multiplicação (ou divisão) de imagens é empregada para corrigir sombras de níveis de cinza produzidas por não uniformidades da iluminação ou sensor utilizado para a aquisição da imagem.

Ao executar operações aritméticas sobre imagens, deve-se tomar cuidado com os problemas de *underflow* ou *overflow* do resultado (valores fora do escopo da variável, ocasionando erros de acesso ou escrita na memória). A adição de duas imagens de 256 tons de cinza, por exemplo, pode resultar em um número maior de tons, ao mesmo tempo em que a subtração de duas imagens pode resultar em valores negativos para alguns elementos. Para contornar estes problemas, existem basicamente duas alternativas: (1) manter os resultados intermediários em uma matriz na qual o espaço em memória alocado para cada pixel permita a representação de valores negativos e/ou maiores que o intervalo de tons disponível, e normalizar; (2) truncar os valores maiores que o máximo valor permitido, bem como os valores negativos, igualando-os aos limites inferior e superior, respectivamente.

Já quando retratamos operações lógicas pixel a pixel utilizadas em processamento de imagens denotamos com E, OU e COMPLEMENTO. Operações lógicas podem ser efetuadas em imagens com qualquer número de níveis de cinza, mas são mais bem compreendidas quando vistas em imagens binárias. São usadas para tarefas tais como mascaramento, detecção de características e análise de forma. Como as operações lógicas envolvem apenas uma posição de pixel de cada vez, podem ser feitas nas coordenadas do próprio pixel, como no caso das operações aritméticas.

Ainda falando em operações lógicas e aritméticas, estas são usadas em operações orientadas à vizinhança. O processamento da vizinhança é tipicamente formulado num contexto das assim denominadas operações por máscara. A ideia por trás das operações por máscara é modificar o valor de um pixel em função do seu próprio nível de cinza e o de seus vizinhos. Como, por exemplo, subtração de imagens, filtragem espacial e filtragem por mediana.

2.2.5 Imagens em Tons de Cinza

As imagens são processadas e transformadas para tons de cinza principalmente para amenizar os ruídos e eliminar informações irrelevantes [11]. Desse modo é possível facilitar a execução do algoritmo de detecção de bordas para gerar a imagem base que será analisada pelas operações lógicas e matemáticas.

Conforme Silva [14], para obter a imagem em tons de cinza utiliza-se a intensidade luminosa de uma figura monocromática f nas coordenadas (x,y) , de nível de cinza (I) da imagem naquele ponto, onde $L_{min} \leq I \leq L_{máx}$.

Em teoria, a única limitação sobre L_{min} é que seja um valor positivo e sobre $L_{máx}$ é que seja finito. Na prática $L_{min} = i_{min} r_{min}$ e $L_{máx} = i_{máx} r_{máx}$.

O intervalo $[L_{\min}, L_{\max}]$ é denominado escala de cinza. A prática comum é deslocar esse intervalo para $[0, L]$, onde $l = 0$ é considerado preto e $l = L$ é considerado branco. Todos os valores intermediários são tons de cinza variando continuamente entre o branco e o preto.

A Figura 9 (sementes de coloração e tamanhos variados) representa a conversão de uma imagem para tons de cinza, onde muitos detalhes de iluminação são abstraídos da imagem, facilitando a criação da imagem base e conseqüentemente a redução do tempo de processamento da mesma.

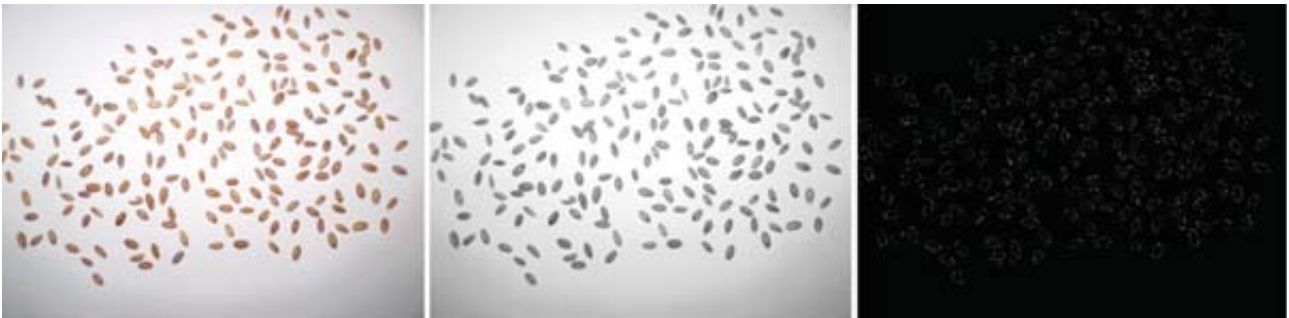


Figura 9. Conversão de uma imagem original para tons de cinza e imagem base [12].

2.2.6 Binarização de uma Imagem Digital

Uma imagem binária é uma transformação que permite associar cada par de inteiros (x,y) a um único elemento natural pertencente ao intervalo $[0,1]$. Em outras palavras, estas imagens digitais usam apenas as cores preta e branca e sua representação matricial é composta apenas por elementos 0 e 1, onde o número 0 indica a cor preta e o número 1 indica a cor branca.

De acordo com Koga *et al.* [15], a binarização das imagens consiste na determinação de quais regiões da imagem pertencem ao fundo, e quais são os objetos de interesse.

2.2.7 Ajuste de Contraste

Este recurso do processamento de imagem digital é usado para realçar características visíveis em diferentes contrastes. Conforme Silva [14], pode-se utilizar equalização de histograma para este fim. Na Figura 10 é possível perceber após o ajuste de contraste o aumento de detalhes na imagem final. Com essa técnica é possível melhorar as possibilidades de detecção de formas e conseqüentemente a obtenção de informações.

Equalizar o histograma significa obter a máxima variância do histograma de uma imagem, obtendo assim uma imagem com melhor contraste. O contraste é uma medida qualitativa e que está relacionada com a distribuição dos tons de cinza em uma imagem.



Figura 10. Imagem ajustada pelo contraste [14].

2.3 FENOTIPAGEM

Fenotipagem é a técnica que estuda os fenótipos, características observáveis ou caracteres de um organismo ou população, como, por exemplo: morfologia, desenvolvimento, propriedades bioquímicas ou fisiológicas e comportamento [2].

De acordo com Silva [23], existe uma relação entre a fenotipagem e a produção agrícola, uma vez que a planta em crescimento pode exibir diferentes estágios na nutrição mineral, considerando o balanço entre os suprimentos interno e externo e a demanda da planta por nutrientes.

Primeiramente, as plantas vivem de suas reservas na semente, e o suprimento externo tem pouco efeito no crescimento. Uma segunda etapa ocorre quando a taxa de crescimento é determinada pelo suprimento de nutrientes através de um balanço dinâmico entre fatores internos da planta e o fósforo no solo. Nesta etapa, algumas características podem começar a serem mensuradas, como tamanho, coloração, formato, índices de vegetação, entre outros.

Conforme Rodrigues [24], existem diferentes conceitos para eficiência nutricional de plantas. Considerando questões de produtividade, a eficiência está relacionada com a capacidade da planta em produzir com alto rendimento em situações desfavoráveis que afetam diretamente a produção-padrão. Sob o ponto de vista do requerimento interno de determinado nutriente na planta, a eficiência pode ser conceituada como a biomassa produzida por unidade de nutriente aplicada no solo, que depende de dois componentes principais: a eficiência de aquisição e a eficiência de utilização.

O primeiro componente depende das eficiências de absorção e de enraizamento. Já o segundo componente depende das eficiências de translocação e de conversão em biomassa. Ainda neste contexto, Ziviani [4] considera parte dos resultados da fenotipagem preliminar associados à identificação, em campo, de materiais com características morfofisiológicas desejáveis.

2.3.1 Métodos e Definições

Técnicas de fenotipagem que analisam culturas em busca de dados para o fenótipo da planta são suscetíveis a variações de dados em relação ao local onde as amostras estão alocadas. De acordo

com Albuquerque *et al.* [25], é importante ter em mente o conceito de sítio-específico, que consiste no manejo de subáreas agrícolas dentro da área maior, que está delimitada pelo registro de cartório.

Sendo assim, entende-se que para uma melhor análise e comparação de dados das plantas, deve-se estruturar uma propriedade em subáreas, também conhecidas como glebas ou talhões e coletar as amostras com essas limitações geográficas, evitando discordâncias como, por exemplo, tipo de solo ou até mesmo índices pluviométricos.

Outro fator de importância na análise de dados fenotípicos de uma planta é a correlação do solo versus água versus planta. Segundo Albuquerque *et al.* [25], as características do perfil de solo incluem composição, textura, estrutura, densidade e porosidade, além da interação entre o solo, a água e o ar. É importante conhecer interações como a retenção ou a tensão de água no solo, por exemplo. Conhecendo-se essas dinâmicas, podem-se tomar decisões importantes de plantio, manejo da cultura e irrigação.

Ainda relacionado à fenotipagem, algumas características de suma importância para análises de fenótipo são expressas fora do espectro da capacidade humana de observação. Essas propriedades podem ser coletadas, por exemplo, com uso de câmeras fotográficas digitais concatenadas a lentes e filtros especiais. Como exemplo, podemos citar os índices de vegetação de diferença normalizada, onde somente com câmeras digitais com lentes que trabalham com bandas próximas ao infravermelho, podem registrar imagens que demonstram o quanto a planta está acumulando energia, ou seja, a saúde da planta, a partir da luz que a mesma está recebendo.

2.3.2 Índices de Vegetação

Conforme Rudorf *et al.* [26], os Índices de Vegetação (IVs) são transformações lineares de bandas espectrais. Bandas como o vermelho e o infravermelho contêm mais de 90% da variação de resposta espectral da vegetação. Conforme Berlatto [27], os IVs resultam de combinações de valores de refletância em dois ou mais intervalos de comprimento de onda, sendo em geral utilizadas bandas que abrangem o vermelho e o infravermelho. Estes índices servem como indicadores do crescimento, do vigor da vegetação verde e podem ser utilizados para determinar alguns parâmetros biofísicos, tais como Índice de Área Foliar (IAF), biomassa, atividade fotossintética, podendo mostrar uma boa relação com o rendimento da cultura. A Figura 11 apresenta uma representação contrapondo valores de refletância na região do visível e do infravermelho próximo, em um espaço bidimensional.

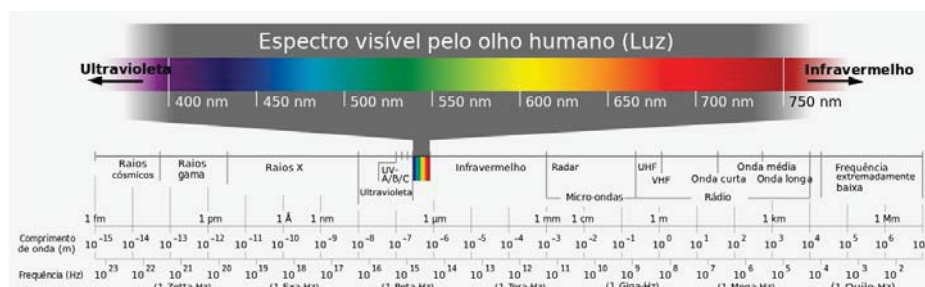


Figura 11. Visível versus Infravermelho [28].

Na próxima seção serão apresentadas informações sobre os índices de vegetação mais utilizados em pesquisas científicas ligada a agricultura e aos níveis de rendimento da lavoura.

2.3.3 Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)

Segundo Carreira [29], o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) pode auxiliar no monitoramento efetivo sistemático de um determinado bioma. Ele possibilita também analisar paisagens naturais e antrópicas dos seus vários ecossistemas em escala multitemporal, melhorando o entendimento do bioma no que diz respeito a sua estrutura, funcionamento e função ecológica.

Dentre os IVs mais utilizados, o NDVI se destaca em estudos que abrangem culturas agrícolas. Conforme Warren [30], o NDVI é um índice de vegetação sensível à quantidade de biomassa verde, conteúdo de clorofila e, em menor intensidade, ao estresse hídrico das plantas. O NDVI é calculado pela equação:

$$NDVI = \frac{(P_{nir} - P_{red})}{(P_{nir} + P_{red})} \quad (6)$$

Em que P_{nir} = é a refletância do infravermelho próximo; P_{red} = é a refletância do vermelho.

Ainda conforme Warren [30], estudos realizados em diferentes ecossistemas têm demonstrado significativas correlações negativas entre a temperatura superficial e o NDVI. Esta relação ocorre via disponibilidade hídrica do solo. Para a temperatura superficial, a presença de água no solo ocasiona uma menor temperatura do solo e da planta. Para a planta sujeita à restrição de água, a maior parte da energia disponível no dossel é utilizada para a transpiração (fluxo hídrico através dos estômatos) em detrimento do fluxo de calor sensível.

Já o IV está relacionado à produtividade primária da planta, dependente da disponibilidade hídrica ao longo do tempo. A temperatura superficial possui uma resposta mais direta em relação à restrição hídrica, enquanto o índice de vegetação apresenta uma resposta mais integrada ao longo do tempo, sendo menos sensível às variações em curta escala temporal.

2.3.4 Índice de Vegetação Melhorado (EVI)

Segundo Marcussi *et al.* [31], o índice de vegetação melhorado (*EVI - Enhanced Vegetation Index*) foi desenvolvido para otimizar o sinal da vegetação, melhorando a sensibilidade de sua detecção em regiões com maiores densidades de biomassa, e reduzindo a influência do sinal do solo e da atmosfera sobre a resposta do dossel além de apresentar melhor capacidade de monitoramento através de uma quebra do sinal do substrato do dossel vegetal e de redução das influências atmosféricas. Nesse sentido, o EVI é calculado pela seguinte equação:

$$EVI = \frac{G(NIR - Vermelho)}{(L + NIR + C1_{vermelho} - C2_{azul})} \quad (7)$$

Onde: L é fator de ajuste para o solo; G é o fator de ganho e C1 e C2 são coeficientes de ajuste para efeito de aerossóis da atmosfera. Os valores dos coeficientes adotados pelo algoritmo do EVI são: L=1, C1=6, C2=7,5 e G= 2,5.

2.3.5 Correlações Fenotípicas e Genotípicas

De acordo com Ferreira *et al.* [32], entender as relações existentes entre variáveis é de suma importância, visto que a obtenção de ganhos genéticos e a definição dos melhores genótipos são, muitas vezes, dirigidas a um conjunto de variáveis agronômicas e comerciais. Além disso, o conhecimento dessas relações permite que em uma variável principal, caracterizada por baixa herdabilidade e/ou dificuldades de medição, seja praticada a seleção com base em outra(s), possibilitando ao melhorista obter progressos mais rápidos em relação ao uso da seleção direta.

Conforme Silva [23], a matriz de correlação fenotípica entre as características foi determinada a partir da análise de variância dos dados originais, utilizando-se estimador do coeficiente de Pearson. Os coeficiente de correlações fenotípica (r_f) e genotípicas (r_g) podem ser obtidos para todas as variáveis avaliando a resposta em ambientes com e sem estresse de P, utilizando-se as seguintes expressões:

$$r_f = \frac{COV_F(x,y)}{(\sqrt{\partial F^2 x \partial F^2 y})} \quad (8)$$

$$r_g = \frac{COV_G(x,y)}{(\sqrt{\partial^2 x \partial^2 y})} \quad (9)$$

Em que:

$COV_F(x,y)$ corresponde às covariâncias fenotípicas entre os caracteres X e;

$\partial F^2 x$ corresponde à variância fenotípica do caráter X;

$\partial F^2 y$ corresponde à variância fenotípica do caráter Y; $COV_G(x,y)$ corresponde às covariâncias genotípicas entre os caracteres X e Y;

$\partial^2 x$ corresponde à variância genotípica do caráter X e

$\partial^2 y$ corresponde à variância genotípica do caráter Y;

2.3.6 Índices de Eficiência

Segundo C. Machado, Furlani e A. Machado [33], a eficiência é definida como a capacidade de determinado genótipo em adquirir o nutriente para incorporá-lo e utilizá-lo na produção de biomassa ou material vegetal de rendimento econômico como os grãos, no caso específico dos cereais. Os critérios ou definições de eficiência são vários e, geralmente, dividem-se entre os que enfatizam a produtividade e aqueles que enfatizam o requerimento interno do nutriente na planta, dependentes das características morfológicas, bioquímicas e fisiológicas dos vegetais.

Conforme Silva [23], as importâncias relativas da eficiência de aquisição (EAQ) e da eficiência de utilização interna de P (EUTIL) para a eficiência de uso (EUSO) aplicam a transformação logarítmica para os índices de eficiência, definindo variáveis para as parcelas:

$$Y = \text{Log}EUSO; \quad (10)$$

$$X1 = \text{Log}EAQ; e \quad (11)$$

$$X2 = \text{Log}EUTIL. \quad (12)$$

Ainda foram determinadas variáveis y , x_1 e x_2 , definidas respectivamente, como os desvios das médias de Y , X_1 e X_2 . A importância relativa de cada índice para eficiência de uso pode ser representada pelas seguintes expressões:

$$\frac{EAQ}{EUSO} = r_{xy} x \frac{S_{x1}}{S_y} \quad (13)$$

$$\frac{EUTIL}{EUSO} = r_{x_2y} x \frac{S_{x2}}{S_y} \quad (14)$$

Em que:

$r_{x,y}$ é o coeficiente de correlação entre as variáveis x_1 e y ;

r_{x_2y} é o coeficiente de correlação entre as variáveis x_2 e y ;

S_y é o desvio padrão da variável y .

S_{x_1} é o desvio padrão da variável x_1 ;

S_{x_2} é o desvio padrão da variável x_2 .

3. TRABALHOS RELACIONADOS

A seguir serão apresentadas algumas abordagens de pesquisa relacionadas com a temática desta dissertação, publicados entre 2011 e 2016. A busca se concentrou na base de dados Google Scholar, considerando somente trabalhos de acesso livre e tendo como base a seguinte expressão: *phenotyping AND ndvi AND (image processing OR computer vision) AND agriculture*. O período de realização desta busca foi de 1º de junho à 31 de julho de 2016.

3.1 COMPARAÇÃO DE HISTOGRAMAS DE IMAGENS DIGITAIS PARA DETERMINAÇÃO DE SIMILARIDADE EM SEMENTES DE MILHO

Lima *et al.* [34] propõem um software, desenvolvido na linguagem de programação JAVA utilizando o framework OpenCV, para análise de dados em imagens da cultura do milho. Para esta proposição, foi aplicada a comparação de imagens pelo uso da métrica de interseção nos histogramas, com o intuito de avaliar características de similaridade em sementes. Na Figura 12 é demonstrado um teste de análise de similaridade de sementes.

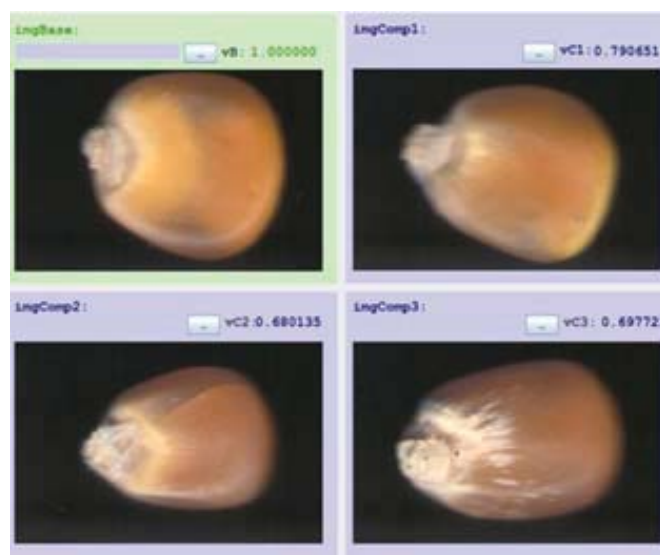


Figura 12. Sistema desenvolvido para comparação de histogramas por interseção [34].

Como pode ser observado na Figura 12, ao se aplicar o sistema de detecção de similaridades por interseção, ele retorna o valor de 1,000000, quando é feita a comparação da imagem de uma determinada semente com ela mesma (imgBase x imgBase). Por outro lado, ao comparar sementes diferentes, obtiveram-se valores menores que 1,000000, sendo que a maior diferença foi de 0,680135, entre a imgBase e imgComp2. De acordo com os autores, a tecnologia aparentemente pode ser usada em análises da área agrícola como: seleção de sementes, teste de vigor, análise de textura, entre outras atividades, que demandam reconhecimento de padrões nas figuras comparadas.

3.2 PROCESSAMENTO DE IMAGENS PARA AVALIAR A VARIABILIDADE ESPACIAL DE PLANTAS DANINHAS EM SISTEMA DE PLANTIO DIRETO

Sena Júnior *et al.* [35] apresenta uma análise utilizando visão computacional para avaliar o impacto da cobertura de folhas das ervas daninhas (folha larga), correlacionando as dimensões de suas folhas com a biomassa. O mesmo trabalho também faz correlações com o índice de verde nas imagens, o que pode em determinados casos substituir o método de classificação feito por profissionais técnicos da área. Na Figura 13 são apresentados diversos tipos de processamento que uma imagem digital pode receber e alguns modelos de abstração de informação que podem ser obtidos com o uso de visão computacional: (a) após o corte, (b) imagem classificada com três folhas classes (verde), solo (azul) e palha (bege), (c) imagem classificadas com a classe de das folhas (vermelho), e (d) imagem processada mostrando as folhas em branco e terra e palha no fundo.

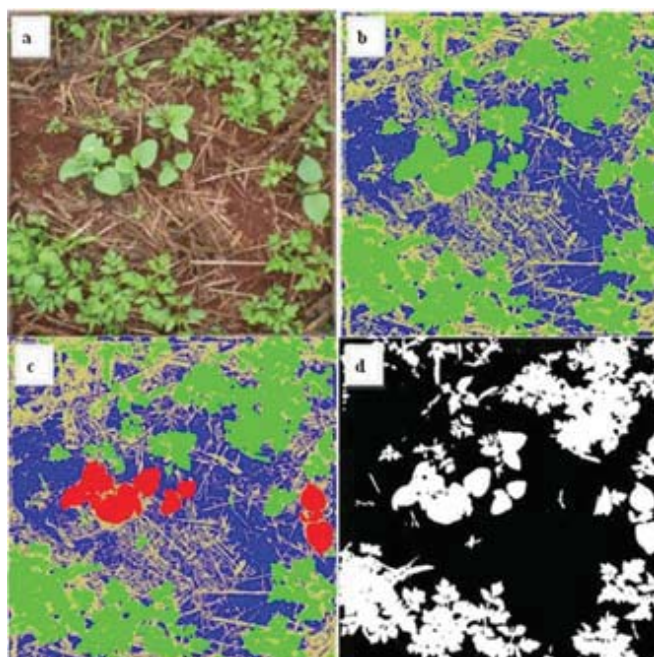


Figura 13. Processo de segmentação de imagens e classificação da imagem original [34].

Para tanto, os autores utilizaram o software SPRING para o processamento das imagens. O desempenho global de classificação foi superior a 90% na amostra de aquisição para todas as imagens. A observação das folhas alcançou os melhores resultados, enquanto terra e palha apresentaram ruídos. Ainda quando as folhas da soja foram segmentadas, a determinação da infestação por plantas daninhas foi favorecida, mas não se verificou influência na sua correlação com a matéria seca total das plantas daninhas e a área coberta. A dependência espacial só foi identificada quando os dois tipos de plantas foram estudados separadamente.

3.3 APLICAÇÃO DA VISÃO COMPUTACIONAL NO AGRONEGÓCIO

Segundo J. Aranha, Dias e C. Aranha [36], aplicações de processamento de imagem podem ser utilizadas para a contagem e reconhecimento de fungos, identificação de defeitos em couro bovino e contagem de micro-organismos. Para tanto, os autores realizaram uma revisão bibliográfica identificando modelos de frameworks disponíveis no mercado para aplicações deste porte, bem como a citação de ferramentas de processamento e análise de imagens destinadas ao agronegócio. Na Figura 14 é demonstrado o reconhecimento de fungos inviáveis, seguindo a mesma legenda usada para os fungos viáveis.

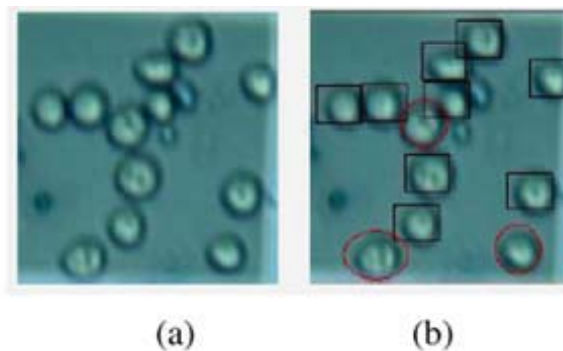


Figura 14. (a) Imagem original, (b) Classificação de leveduras viáveis [36].

Foram reunidos resultados de diversos experimentos de avaliação, contagem e reconhecimento de elementos específicos por Visão Computacional. Os resultados desta pesquisa mostram uma visão positiva e promissora do uso de soluções de processamento de imagens, em relação aos feedbacks gerados pelos processos manuais.

3.4 DETECÇÃO DE VEGETAÇÃO URBANA USANDO VÍDEO GEORREFERENCIADOS CAPTURADO PELA CÂMERA GOPRO ADPTADA

Devido a urbanização acelerada que as cidades vem passando, a vegetação citadina é um tema que merece cuidados, devido a importância que a mesma tem para todo ecossistema permitindo um crescimento sustentável e ecologicamente capaz de suportar as necessidades das futuras gerações. Nesta temática Majić [37] relata o desenvolvimento de um sistema inteligente e útil para um melhor monitoramento da vegetação urbana. O artigo examina a possibilidade da utilização de uma câmera GoPro modificada para esta tarefa. O padrão de lente da câmara foi substituído com o filtro NDVI-7 na lente, a fim de obter canal de azul, verde e do infravermelho próximo. O vídeo georreferenciado foi capturado a partir de um veículo em andamento e seguido de uma análise do desempenho de quatro índices de vegetação selecionados, tais como: BNDVI, GNDVI, GBNDVI, BWDRVI. Na Figura 15 é apresentado um exemplo de resultado obtido com a coleta, processamento e resultado do projeto de software analítico.



Figura 15. (a) Imagem original, (b) Imagem processada [37].

Com base nos valores destes índices, Majić [37] aplica a classificação binária as imagens, a fim de classificar todos os objetos na cena como itens com vegetação ou sem vegetação. A classificação de precisão mostrou que BNDVI dá os melhores resultados. Este índice foi finalmente usado para classificar toda a área levantada, de modo que o mapa de vegetação poderia ser construído de maneira ágil.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

O desenvolvimento deste trabalho compreende, não somente a coleta e o tratamento das informações obtidas pelo processamento das imagens do sítio-específico, mas também a criação de uma *Appliance* de baixo custo, que propicie um ambiente controlado para a coleta em meio a lavoura, bem como a configuração e adaptação de câmeras digitais e filtros com sensores NDVI. As próximas subseções apresentam todos os métodos e materiais aplicados para a construção deste sistema, integrando hardware e software, com a capacidade de correlacionar o fenótipo do trigo com as imagens e dados obtidos, através de técnicas de CV.

4.1 ÁREAS DE ESTUDO

As coletas foram realizadas em duas etapas. A primeira foi de calibragem do software e hardware. A mesma foi desenvolvida em um campo experimental da Empresa Biotrigo, localizada no município de Passo Fundo, Rio Grande do Sul. Os sítios-específicos para este trabalho estão localizados sobre as coordenadas: latitude 28°12'30.38"Sul e longitude 52°23'4.18"Oeste, conforme a Figura 16.

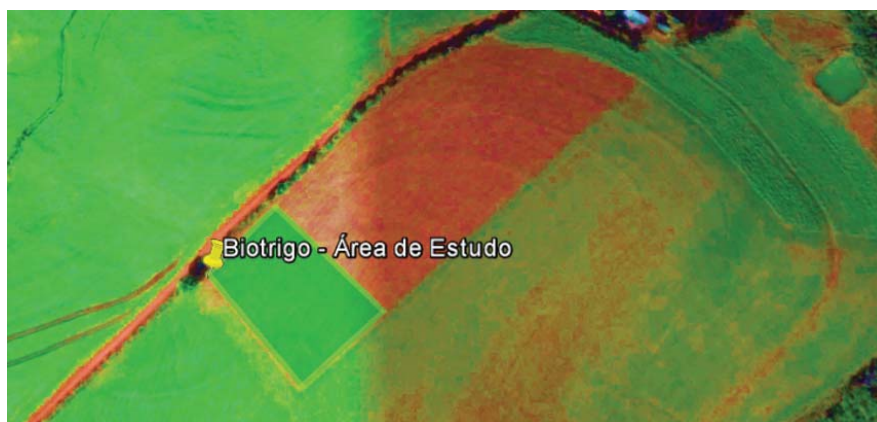


Figura 16. Campo Experimental da Empresa Biotrigo.

Ainda para este experimento, foram produzidas seis parcelas semeadas em faixas, usando três cultivares de trigo: TBIO Sinuelo, TBIO Toruk e Arroz, sendo cada uma replicada identicamente ao lado, conforme apresenta a Figura 17.



Figura 17. Canteiros Experimentais da Biotrigo.

Existem dois motivos para os canteiros serem cultivados próximos: manter o índice pluviométrico similar em todas as amostras e aplicar, de forma idêntica, quantidades de nitrogênio (insumo preponderante para o crescimento e produtividade da planta) para cada parcela dos tipos diferentes de semente. Dessa forma, entendeu-se que a probabilidade de correlação do índice de vegetação, com a quantidade de nitrogênio aplicado e a biomassa da planta possa ser alta.

A segunda etapa, de validação e coleta de dados, foi realizada em um campo experimental da empresa Embrapa Trigo, localizado no município de Carazinho, Rio Grande do Sul. Os sítios-específicos para este trabalho estão localizados sobre as coordenadas: latitude 28°22'94.72"Sul e longitude 52°90'88.82"Oeste, conforme a Figura 18.



Figura 18. Campo Experimental da Empresa Embrapa Trigo.

Neste segundo ambiente, foi utilizado somente um tipo de semente de trigo: BRS Parrudo. Segundo Caierão [38], esse grão é uma proposta inovadora no aspecto de ideótipo vegetal, combinando hastes resistentes, folhas eretas, alto vigor no desenvolvimento inicial da planta e excelentes resistências às principais tensões bióticas do trigo. Ainda de acordo com o Portal da Embrapa [39], este cultivar tem estatura média de 85cm e a produtividade média é de 7.700kg/ha, com um ciclo precoce/médio de 85 dias até o espigamento e de 135 dias até a maturação. Uma imagem da planta já maturizada na lavoura, é apresentado na Figura 19, figura registrada na pesquisa de MENEGUETTI [39].



Figura 19. Trigo BRS Parrudo

A semeadura ocorreu no dia 13 de junho de 2016 e a emergência no dia 26 de junho de 2016. As aplicações de nitrogênio (N) na cultura dividiram o campo de amostra em três cenários, sendo um com 82 kg de N ha⁻¹, 150 kg de N ha⁻¹ e 200 kg de N ha⁻¹. Essas aplicações de N em setores diferentes possibilitam a verificação na diferença de produtividade e ainda a correlação com as demais variáveis estudadas, como NDVI, biomassa, tamanho, coloração e tons de verde. Segundo Dionet [40], existe interação significativa entre os fatores biomassa, doses e épocas de aplicação de N. Devido a esse fundamento, foi escolhido o N como eixo central da análise de correlação desta pesquisa. A Tabela 2 e a Tabela 3 apresentam a data e quantidade de N e ureia aplicados em cada amostra.

Tabela 2. Aplicações de Nitrogênio nas Amostras

Data	N082	N150	N200
02/07/2016	54 kg de N ha ⁻¹	54 kg de N ha ⁻¹	54 kg de N ha ⁻¹
26/07/2016		34 kg de N ha ⁻¹	59 kg de N ha ⁻¹
04/08/2016	28 kg de N ha ⁻¹	28 kg de N ha ⁻¹	28 kg de N ha ⁻¹
09/08/2016		34 kg de N ha ⁻¹	59 kg de N ha ⁻¹
Total	82 kg de N ha ⁻¹	150 kg de N ha ⁻¹	200 kg de N ha ⁻¹

Tabela 3. Aplicações de Ureia nas Amostras

Data	N082	N150	N200
02/07/2016	120 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹	120 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹	120 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹
26/07/2016		75,6 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹	131 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹
04/08/2016	62 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹	62 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹	62 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹
09/08/2016		75,6 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹	131 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹
Total	182 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹	333,20 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹	444 kg de CH ₄ N ₂ O ha ⁻¹

As aplicações distintas de insumos na lavoura de trigo permitiu desirmanar o sítio-específico em três escalas de aplicação de N, como apresenta a Figura 20.

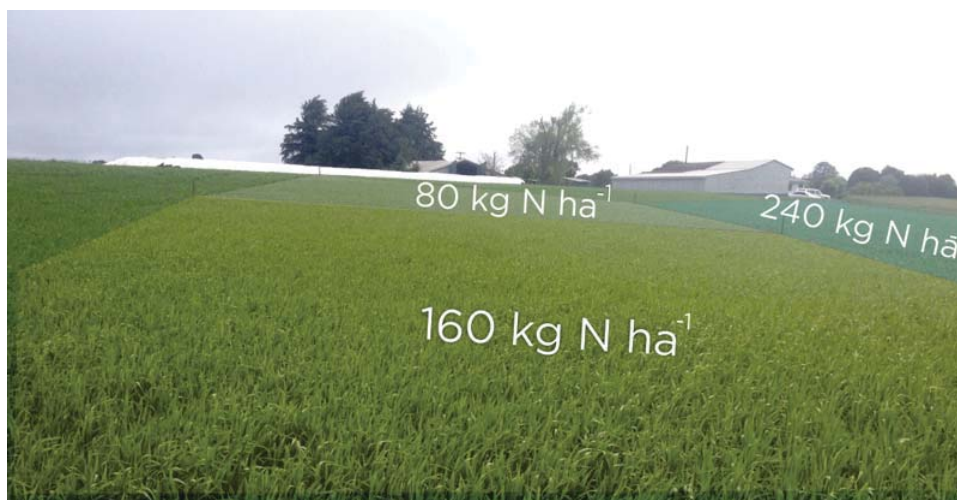


Figura 20. Parcelas experimentais de responsabilidade da Embrapa Trigo na propriedade denominada Capão Bonito no município de Carazinho, RS.

Todo o manejo da cultura, como corte da planta, secagem e pesagem da massa seca (biomassa), ficou sob responsabilidade das empresas parceiras (Embrapa Trigo e Biotrigo). Para existir a correspondência dos dados, foi realizado o corte da amostra, em cada nível de aplicação de insumos, semanalmente, para posterior secagem e pesagem da biomassa.

4.2 APPLIANCE PARA COLETA

A *Appliance* é uma estrutura tubular que dá suporte para câmeras e sensores coletarem as imagens em campo, com a menor interferência possível de variáveis de ambiente, como clima, vento e luminosidade. Toda sua construção foi feita utilizando materiais recicláveis e com baixo custo comercial.

O protótipo foi desenvolvido com base nas medidas máximas que a cultura do trigo pode alcançar (1,2 m a 1,4 m de altura), como mostra a Figura 21 (modelo) e a Figura 22 (resultado final). Para a amostra de cada imagem foi estipulado um valor de base de 1m^2 .

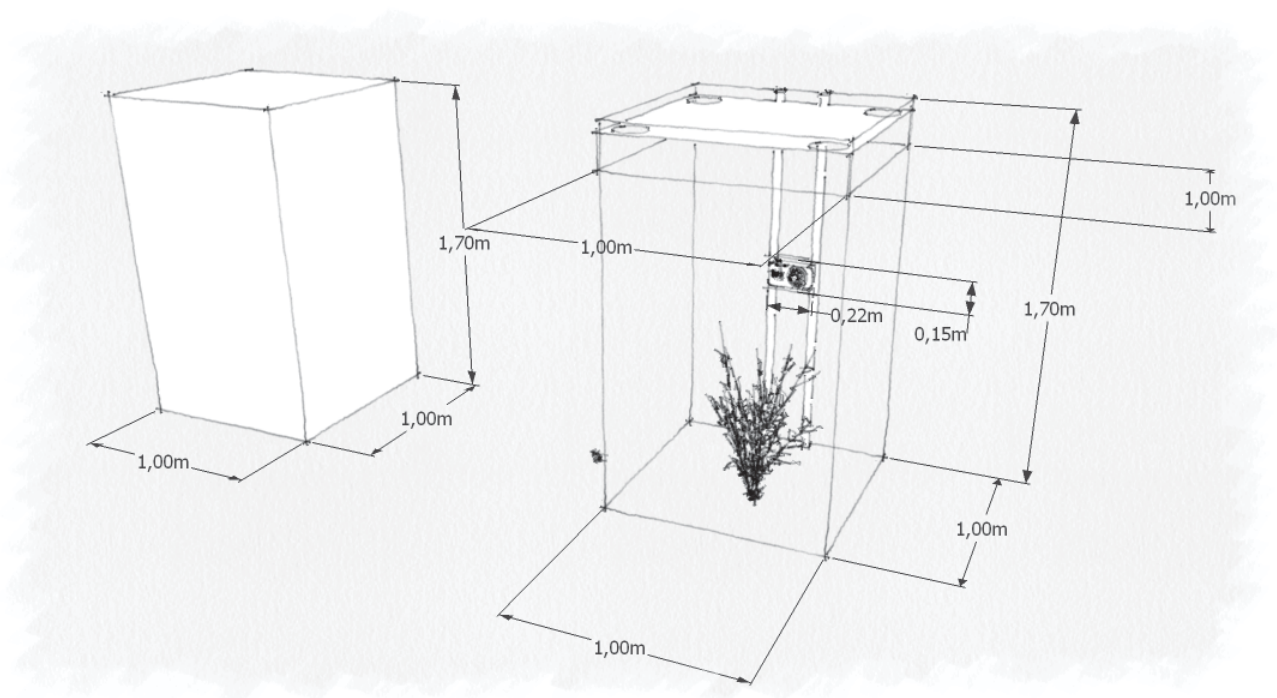


Figura 21. Modelo da Appliance.



Figura 22. Appliance construída.

Os itens utilizados para a construção da *Appliance* foram:

- Joelho Soldável 90 25mm (10 peças);
- Tee Soldável 25mm (12 peças);
- Tubo Soldável 25mm (20m);
- Cruzeta Soldável 25mm (1peça);
- Luva Soldável 25mm (2 peças);
- Lâmpada Led 9w 6500k (4 peças);
- Suporte Fixo 43.04T (4 peças);
- Fio Paralelo 0007-BC (5 m);
- Lona (6m x 1,45m);
- Extensor USB (3m);
- Tecido Blackout (15m);

A variação de luminosidade que o objeto a ser registrado se submete é um dos principais fatores de influência na coleta de imagens. Esta pode induzir diretamente a imagem obtida ou mesmo a resposta que a planta concede, uma vez que a energia luminosa é importante para o crescimento das plantas [41]. O projeto desta estrutura considera esse fator, sendo apresentado o recurso na sequência desta seção.

Silveira, Bonetti e Rossler [42] destacam que altas temperaturas também podem influenciar no fenótipo da cultura, desde alterações sistemáticas devido a reações instantâneas da planta quando exposta ao sol forte, como o fato de virar as folhas para se proteger, ou até a absorção de mais ou menos água. Ainda, outro elemento capaz de alterar uma imagem é a luminosidade do ambiente. Em meio ao campo, nuvens podem influenciar diretamente nesta condição e a análise via software fica prejudicada, já que itens como brilho e contraste são preponderantes na obtenção dos dados científicos, como coloração e índices de vegetação, por exemplo. Alicerçado nestas afirmações, foi projetado para este equipamento um invólucro com o tecido *Blackout* que barra a entrada de luz sobre a planta, recurso este apresentado na Figura 23.



Figura 23. Invólucro Blackout na *Appliance*.

Barbosa *et al.* [43] mostram a relevância da refletância e da fluorescência em projetos que utilizam coleta de imagens para obtenção de dados fenotípicos da planta. De acordo com os autores, refletância é a razão entre o fluxo de radiação que incide sobre a cultura e o que é refletido. Ela gera as cores visualizadas pelo olho humano, sendo que o comprimento de onda perceptível fica entre 400 e 700 nm (nanômetros). Já a fluorescência é a radiação assimilada pela planta em determinado comprimento de onda e imediatamente refletida, em um comprimento de onda maior (menos energético), geralmente fora do escopo de percepção humana em relação a comprimento de onda.

Com base nestes princípios, Paixão [44] constatou que, em geral, para uma boa fluorescência artificial para as plantas, é necessário uma combinação entre luz amarela (lâmpada incandescente) e luz branca (lâmpada fluorescente). Como este projeto utiliza lentes especiais com capacidade de detecção de imagens em infravermelho próximo, considerou-se a seguinte estrutura de luminosidade no interior da *Appliance*, ilustrado pela Figura 24.

Esta configuração permite ter sempre a mesma incidência de luz sobre as amostras coletadas, já que a *Appliance* é revestida de um tecido que bloqueia a entrada de luz solar sobre a planta, para o momento de captura das imagens.

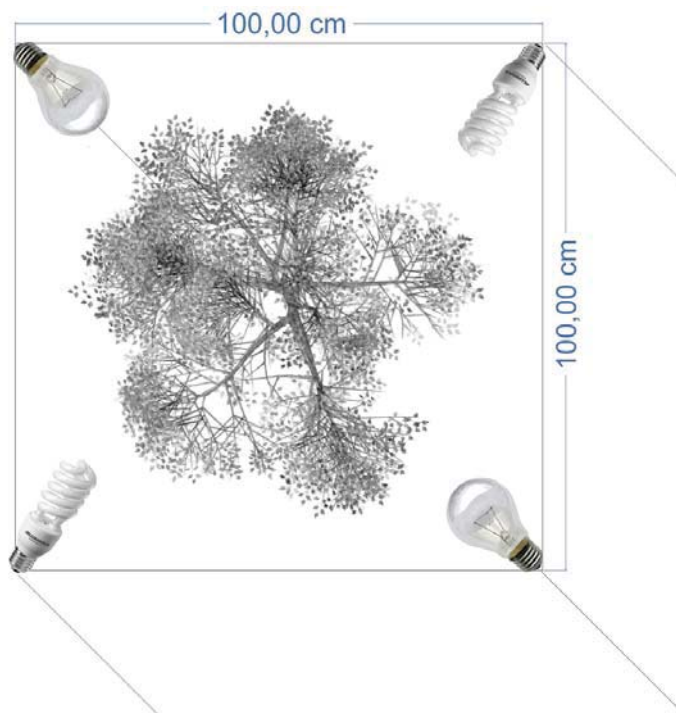


Figura 24. Estrutura de Luminosidade.

4.3 CÂMERAS DIGITAIS

Para a coleta das imagens foram selecionadas duas câmeras digitais de alta resolução, uma para ficar disposta sobre a *Appliance* coletando imagens da parte superior da planta e outra para ficar acoplada lateralmente para armazenar imagens da altura da cultura. Em ambos os casos, é possível alterar a altura dos sensores, para adequá-los ao tamanho da planta, através de estruturas de régua.

Como a imagem substancial é a superior, foi escolhido a câmera GoPro Hero4, por possuir uma resolução espacial de 4000px de largura por 3000px de altura, filtros específicos para coletas de imagens próximas ao Infra Vermelho produzidos pelo mesmo fabricante, e ainda por enviar e receber dados por sinal Wi-Fi, evitando o uso de cabos conectados com a mesma no momento da operação.

Para a imagem lateral, responsável pela detecção da altura da planta, onde não é necessário a aplicação de filtros especiais, foi escolhida a câmera LogiTech C270 HD, com definições de 3 megapixels em alta resolução para fotos e 1280px de largura por 720px de altura para vídeos, ainda por possuir correção de luz automática e auto foco.

4.4 SENSORES NDVI

O sensor escolhido responsável pela coleta de imagens aplicado a câmera GoPro Hero4 foi o IRpro H-NDVI-RED 25-55 5.5mm Flat Lens, por gerar imagens planas com aplicação do filtro infra vermelho, também conhecidas com imagens NIR (*Near InfraRed*). Este sensor aplicado, também permite a coleta de imagens com baixa luminosidade e possui ajuste de foco automático, permitindo imagens com 10 megapixels de qualidade na resolução que a câmera opera.

A montagem do sensor na câmera ocorreu nos laboratórios na Universidade de Passo Fundo, utilizando ferramentas auxiliares, conforme é apresentado na Figura 25.



Figura 25. Troca de lentes da Câmera GoPro Hero 4.

4.5 IMPLEMENTAÇÃO DOS SOFTWARES

Para a implementação do sistema de visão computacional para fenotipagem de alta precisão, optou-se pelo desenvolvimento de softwares para atender as etapas de captura, processamento e apresentação dos resultados da cultura observada. Para tanto, foram especificadas linguagens e estruturas de armazenamento (banco de dados) *open sources*, que flexibilizam a instalação e a adaptação de *frameworks* junto às técnicas utilizadas neste projeto.

A linguagem base de programação escolhida foi *Java*, utilizando o kit de desenvolvimento versão *8u60*. Para o armazenamento de dados, optou-se pelos bancos SQLite versão 3.8.11 para o sistema de coleta e o MySQL versão 5.1.38 para o sistema de resultado. Essas tecnologias foram escolhidas por serem gratuitas, possuírem forte apoio da comunidades de desenvolvedores e, também, por terem versões independentes da plataforma do sistema operacional.

Ainda, toda a acoplagem de *frameworks* utilizados no processo de desenvolvimento, se deu de forma ágil, por intermédio da ferramenta de automação de compilação *Apache Maven*, permitindo forte interdependência do projeto em relação às suas bibliotecas e plugins. Assim, a estrutura de software seleciona suas dependências sobre módulos e componentes externos, bem como a ordem de compilação, diretórios e plugins necessários para executar o código de forma robusta e sustentável.

Em relação ao processamento de imagens, a biblioteca escolhida foi a *OpenCV (Open Source Computer Vision Library)*, consolidada como ferramenta de desenvolvimento e pesquisas na área de Visão Computacional. Ela é multiplataforma, totalmente livre ao uso acadêmico e comercial, e possui algoritmos implementados que atendem as necessidades desse projeto, como reamostragem, ajuste de contraste, manipulação em tons de cinza, binarização, filtros de imagem e detecção de bordas e formas. Além disso, oferece o processamento em tempo real, e dá suporte a linguagem Java.

A estrutura primária de armazenamento dos dados utilizada pelo sistema proposto, seguiu a modelagem apresentada na Figura 26.

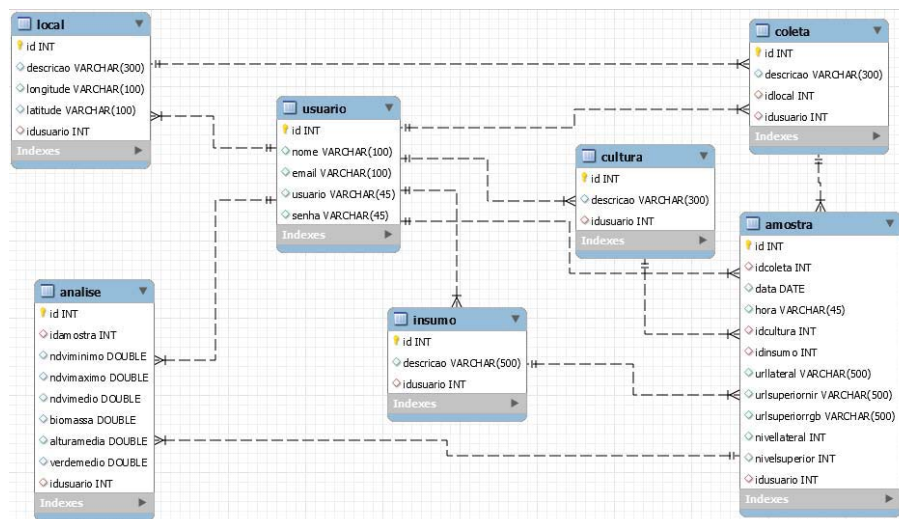


Figura 26. Modelo Entidade-Relacionamento do banco de dados do sistema.

A Figura 27 apresenta o modelo geral do sistema de visão computacional, para fenotipagem de alta precisão, proposto por esse trabalho. O diagrama apresenta a integração entre os três softwares desenvolvidos para atender as etapas de captura, processamento e apresentação de dados. Os softwares implementados, bem como o detalhamento de tecnologias e procedimentos empregados em cada etapa do sistema, são apresentados como resultados desse projeto no Capítulo 5.

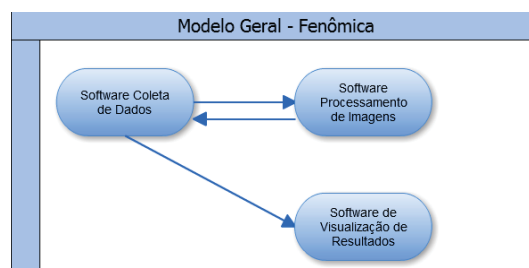


Figura 27. Modelo geral do sistema proposto.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A conjectura deste projeto se baseou em dois grandes pilares de desenvolvimento e análise. Primeiro, construir softwares capazes de aplicar técnicas de visão computacional em imagens coletadas sobre um ambiente controlado em campo aberto. Segundo, investigar a relação entre NDVI e biomassa, correlacionando as informações em busca de mensurar a produtividade do trigo. As próximas seções expõem as soluções encontradas em decorrência da aplicação dos materiais e métodos deste projeto.

5.1 SISTEMA DE VISÃO COMPUTACIONAL PROPOSTO: FENÔMICA

Todo o mecanismo aplicado a este projeto tomou por base o desenvolvimento de softwares capazes de realizar a coleta de imagens, processar estas em busca de informações, e apresentar uma saída visual de fácil compreensão para os usuários. A este software, deu-se o nome de “Fenômica”, denominação para a ciência de aquisição de dados fenótipos em larga escala e dimensão, em curto espaço de tempo. As subseções seguintes expõem cada uma das soluções que compõem o sistema.

5.1.1 Software de Coleta de Dados

O software de coleta de dados (FenômicaAPP Coleta) tem por finalidade capturar e armazenar as imagens obtidas na lavoura. A partir dessa captura, faz-se o cadastro básico de informações, prestadas pelo próprio usuário, para que as amostras possam ser analisadas posteriormente em etapas de processamento de imagens.

O FenômicaAPP Coleta possui comunicação nativa com as câmeras responsáveis pelas coletas, com conexão via USB (*Universal Serial Bus*) ou Wi-Fi. Ele é composto de diferentes módulos, como persistência de dados (DAO, *Data Access Object*), manipulação das imagens (I/O, *Input/Output*), armazenamento do banco de dados em arquivo, interação com os protocolos de acesso às câmeras e consumo de serviços de *WebServices*³. Essa modularidade possibilita que o software seja adaptável, móvel e interativo.

O fluxograma de funcionamento do FenômicaAPP Coleta é apresentado na Figura 28, onde têm-se a ilustração das etapas necessárias para a correta utilização deste software. O fluxograma está dividido em blocos, que representam as ações de inicialização e login, DAO, aquisição de imagens e processamento. Nas subseções a seguir é apresentado o funcionamento completo de cada um destes blocos. Cabe lembrar que esse software tem integração com os demais sistemas propostos neste trabalho.

³*WebService* é uma solução utilizada na integração de sistemas e na comunicação entre aplicações diferentes por meio de redes de computadores.

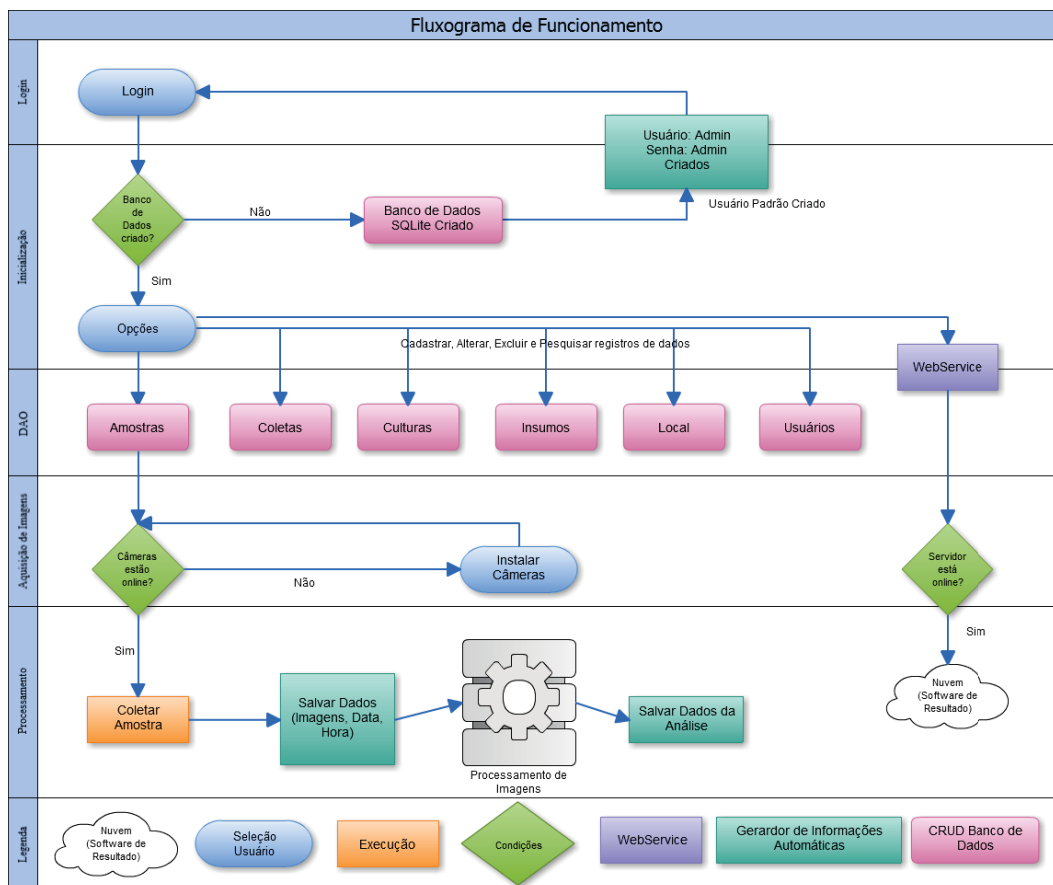


Figura 28. Fluxograma de Projeto do Aplicativo de Coleta.

5.1.1.1 Inicialização

A inicialização do FenômicaAPP Coleta começa pelo acesso ao banco de dados da aplicação (SQLite). A escolha do banco se deu pois o mesmo não tem dependências externas, permitindo a simples execução do aplicativo a partir de arquivos ordinários em disco [45]. Essa funcionalidade permite que o software seja executado em computadores com recursos limitados, já que não depende de serviços rodando simultaneamente.

No primeiro acesso, o arquivo do banco de dados é criado e já permite a manutenção dos dados ali contidos. O usuário e a senha é "admin", obrigatoriamente alterados nessa entrada.

5.1.1.2 DAO

Após a inicialização do sistema, o usuário tem acesso ao menu de opções e as tabelas de dados que registram as amostras coletadas. Esse ingresso de dados se dá através da persistência de objetos. Os métodos padrões aplicados nas classes DAO deste projeto são: Construtor(), ValidaCampos(Objeto), Salvar(Objeto), Excluir(ID), getList(Pesquisa), getObjeto(ID).

O cerne da aplicação são as amostras com os registros de imagens. O cadastro solicita o fornecimento de dados, como insumo, cultura, coleta, local, data, hora, e níveis lateral e superior da

câmera. Em relação ao registro das imagens com a amostra, é necessário o acesso às câmeras. Na Figura 29 pode-se observar a tela onde é feito o registro de uma amostra, bem como a coleta de imagens das plantas em meio a lavoura.

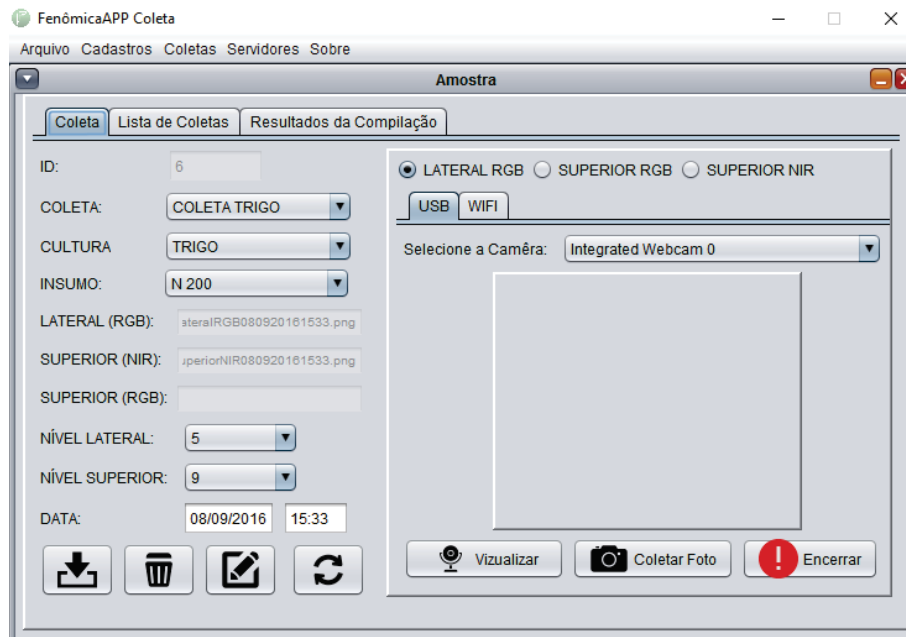


Figura 29. Tela de Cadastro de Amostras.

5.1.1.3 Aquisição de Imagens

Para o envio de comandos e a aquisição das imagens de câmeras USB, foi utilizado os recursos da biblioteca *webcam-capture*, manipulando métodos como `getDevice()`, `getImage()`, `getViewSize()`, `getWebcams()`, `setDriver()`, `getFPS` e `shutdown()`. Para a utilização basta instalar o driver do hardware no sistema operacional, tendo o restante das funcionalidades sob responsabilidade do sistema de coleta. A Figura 30 exibe uma conexão com a câmera USB LogiTech C270 HD.



Figura 30. Conexão com a Câmera USB.

Para a aquisição de imagens de câmeras Wi-Fi, criou-se um protocolo de comunicação HTTP (*Hypertext Transfer Protocol*) com ajuda da biblioteca *org.apache.httpcomponents*. Esse protocolo tem por objetivo enviar comandos *get* para dispositivos que operam com esses parâmetros. Dentre os métodos aplicados neste projeto, destacam-se: *startStreamService()*, *keepAlive()*, *stopStreaming()*, *setCamMode()* e *startRecord()*.

Esses métodos têm por finalidade executar comandos HTTP como, por exemplo, a URL "`http://<ip>/camera/CM?t=<password>&p=%01`", responsável por enviar um comando para a câmera tirar uma foto. Pode-se visualizar que pela URL são enviados o endereço da câmera Wi-Fi (*ip*), a senha (*password*) e o código de execução (*p*). A Figura 31 exibe uma conexão com a câmera GoPro Hero4 com filtro NDVI-7.

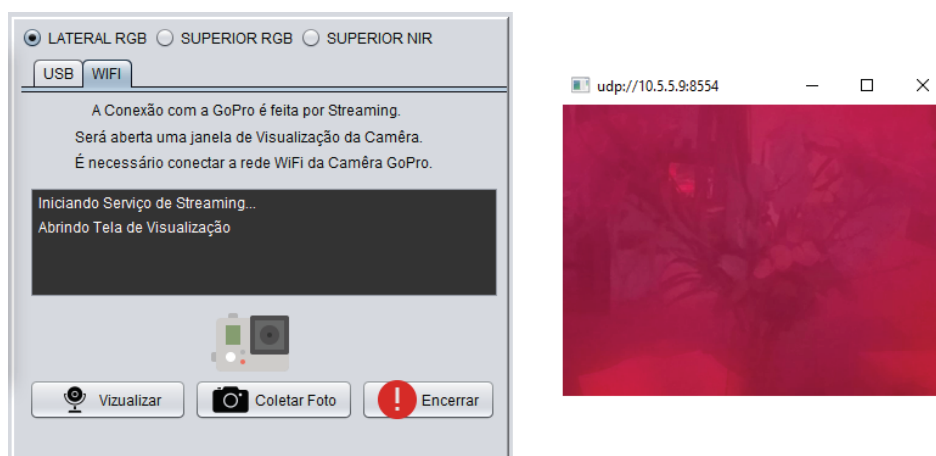


Figura 31. Conexão com a Câmera Wi-Fi.

Após o registro das imagens junto a amostra, os dados podem ser enviados à estrutura de processamento, e aguardar o retorno com os dados da análise já compilados. A sistematização completa deste método é apresentada na seção Software de Processamento de Imagens.

5.1.1.4 Envio dos Dados

Após o processamento das imagens, a análise gerada para cada amostra, em conjunto com todas as coletas realizadas no campo, podem ser enviadas ao software de apresentação de resultados, por meio do consumo de um *webservice*. As funcionalidades deste software são apresentadas na seção Software de Visualização dos Resultados. A Figura 32 exibe a tela de comunicação com o *webservice*.

A próxima subseção descreve todo o funcionamento do processamento e da obtenção de informações das imagens.

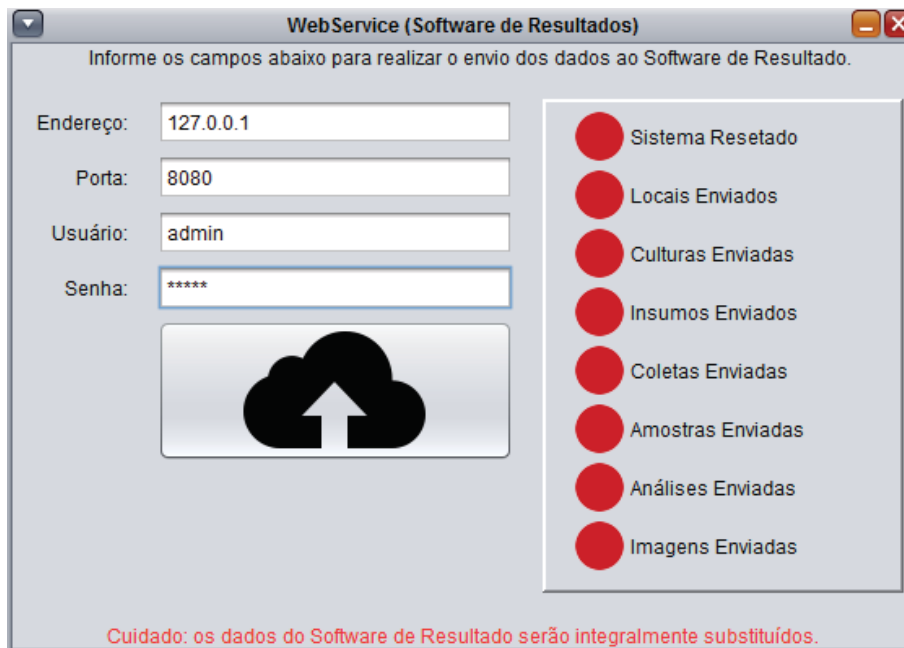


Figura 32. Conexão com webservice para envio dos dados.

5.1.2 Software de Processamento de Imagens

O tratamento e a análise das amostras ocorre após a coleta das imagens, iniciando o processo de obtenção das informações. O software FenômicaAPP Processamento é abstrato, pois o programa é fundado em classes e métodos que recebem parâmetros, objetos e imagens oriundos do FenômicaAPP Coleta, e entrega informações e figuras processadas por meio de técnicas de visão computacional. Essas técnicas procuram correlacionar imagens do fenótipo da planta com a biomassa e produtividade da cultura, e oferecem como saída valores como índice de vegetação, altura da planta, coloração de verde e imagens de reamostragem.

As imagens utilizadas neste projeto seguem o formato PNG (*Portable Network Graphics*). Segundo Maruyama *et al.* [46], esse padrão suporta canal alfa (RGBA 32 bits), tem alta gama de profundidade de cores, permite compressão regulada pelo usuário e é recomendado pelos consórcios de tecnologia, como, por exemplo, a W3C, responsável em manter os padrões da internet.

As próximas subseções apresentam a formação das técnicas aplicadas nas imagens, os recursos do *framework* OpenCV utilizados neste projeto e os procedimentos de cada etapa.

5.1.2.1 Processamento de Imagens NIR

A aquisição de imagens NIR se dá pelo uso da câmera GoPro Hero 4 aliada ao filtro NDVI-7 na lente, fixada no topo da *Appliance*, com luminosidade controlada. Um exemplo da imagem original, obtida pelo dispositivo supracitado, é apresentado na Figura 33.

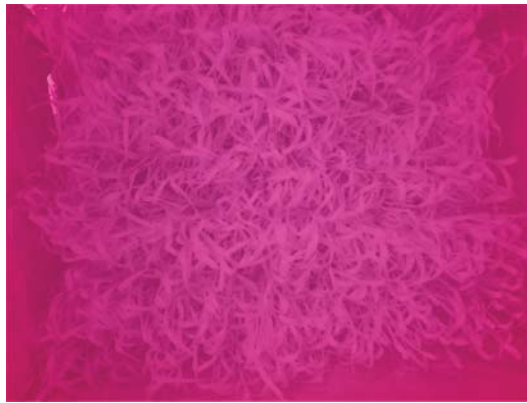


Figura 33. Imagem NIR obtida pela Câmera GoPro Hero 4 com o filtro NDVI-7.

O valor de NDVI é o principal índice para se obter a correlação com a biomassa e a produtividade da planta. A obtenção deste índice de vegetação segue uma sequência de análises e conversões da Figura 33, apresentadas no diagrama exibido na Figura 34.

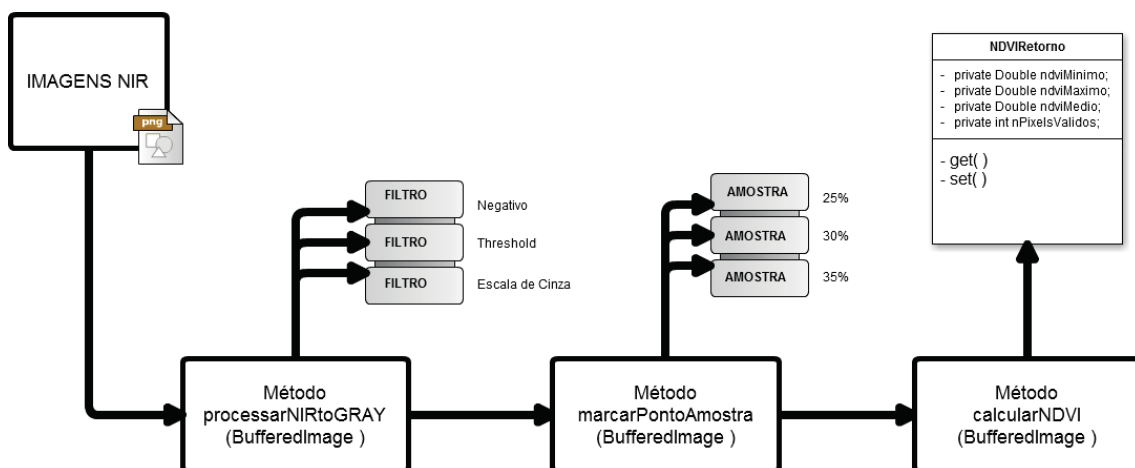


Figura 34. Diagrama de Processamento de Imagens NIR.

5.1.2.1.1 NIR para tons de cinza

O primeiro passo em busca de informações é converter a imagem original para uma escala com menor tonalidade de cores, para melhorar o desempenho de execução do software. Isso se justifica pois, se uma imagem original possui uma resolução espacial de 4000px de largura por 3000px de altura, existe um total de 12 milhões de pixels que podem possuir milhões de tonalidades de cores, tornando o processamento muito demorado.

Para tanto, aplica-se o método *processarNIRtoGray()*, que tem por finalidade transformar a imagem NIR em tons de cinza, passando por diversos filtros como o *negativo()*, *threshold()*, *escala-DeCinza()*. A demonstração desta sequência de aplicações de filtros é apresentada na Figura 35.

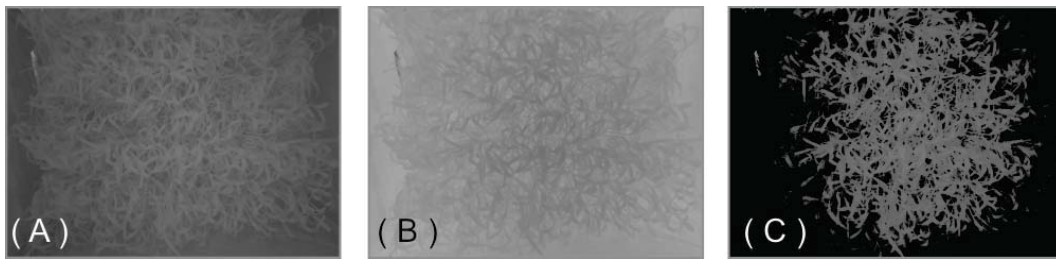


Figura 35. (A) Escala de Cinza (B) Negativo (C) Threshold.

Ponderando a Figura 35, pode-se constatar que na exemplificação (A) ocorre a aplicação da escala de cinza sobre a imagem NIR. A codificação utilizada para este processo é apresentada pela Figura 36, onde os eixos i e j reproduzem o valor correspondente da posição do pixel.

```

1 //i eixo X
2 //j eixo Y
3 Color c = new Color(imagem.getRGB(i, j));
4 int r = (int) (c.getRed() * 0.299);
5 int g = (int) (c.getGreen() * 0.587);
6 int b = (int) (c.getBlue() * 0.114);
7 Color newColor = new Color(r + g + b, r + g + b, r + g + b);
8 imagem.setRGB(i, j, newColor.getRGB());

```

Figura 36. Trecho Principal da Função Escala de Cinza.

Ainda observando a Figura 35, na exemplificação (B) realiza-se a aplicação do filtro negativo, invertendo as cores em termos de tonalidade. De acordo com Silva [14], a escala de RGB (*red*, *blue*, *green*) possui valores entre 0 e 255 para cada uma das cores, sendo que a união destes três valores gera a cor visualizada.

A inversão então é aplicada, permitindo que os objetos contidos neste modelo de imagem NIR, destacados pela cor branca e suas tonalidades após a aplicação do filtro *escalaDeCinza()*, possam ter maior destaque em tons escuros. A codificação utilizada neste processo de inversão é descrita pela Figura 37.

```

1 int r = 255 - (int) ((rgb & 0x00FF0000) >>> 16);
2 int g = 255 - (int) ((rgb & 0x0000FF00) >>> 8);
3 int b = 255 - (int) (rgb & 0x000000FF);
4 Color color = new Color(r, g, b); image.setRGB(i, j, color.getRGB
  ());

```

Figura 37. Trecho Principal da Função Negativo.

Na exemplificação (C) é aplicado o filtro *threshold()*, que tem por finalidade abstrair da imagem pixels não necessários para a compilação da amostra, a partir de um valor limite. De acordo com Koga *et al.* [15] esse valor inteiro de limite é o método mais indicado para realizar a segmentação de imagens monocromáticas das plantas. O código aplicado ao método é apresentado pela Figura 38.

```

1      int rgb = image.getRGB(i, j);
2      int r = (int) ((rgb & 0x00FF0000) >>> 16);
3      int g = (int) ((rgb & 0x0000FF00) >>> 8);
4      int b = (int) (rgb & 0x000000FF);
5      int media = (r + g + b) / 3;
6      Color black = new Color(0, 0, 0);
7
8      //pixels com valor ABAIXO do limiar viram pixels PRETOS,
9      //pixels com valor ACIMA do limiar mantem a cor original dos
10     metodos anteriores
11
12     if (media < limiar) {
13         image.setRGB(i, j, black.getRGB());
14     }

```

Figura 38. Trecho Principal do da Função Threshold.

O procedimento adotado nessa etapa difere visualmente das saídas padrões de softwares existentes no mercado. Conforme J. Aranha, Dias e C. Aranha [36], no software ImageJ é possível processar imagens gerando tons de vermelho em relação ao NDVI através de plugins, como o *PhotoMonitoringPlugin*. A Figura 39 apresenta a saída padrão deste software (A), bem como a imagem base gerada para as conversões de vermelho (B), processamento este sobre a Figura 33. Neste ponto podemos observar a similaridade da imagem base gerada pelo ImageJ com o proposta deste projeto.

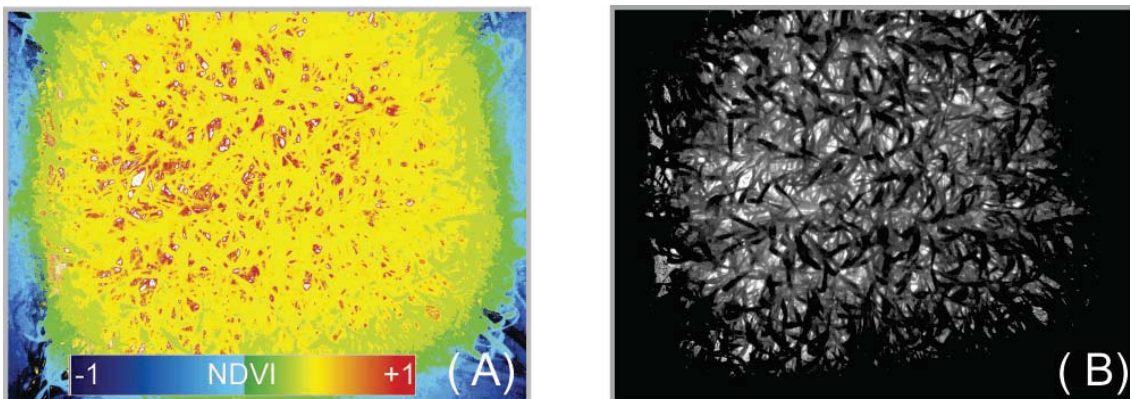


Figura 39. (A) Saída Padrão do ImageJ com escala (B) Imagem Base gerada pelo ImageJ.

5.1.2.1.2 Marcações na Amostra

A busca do valor de referência para o NDVI se dá pela análise dos pixels considerados válidos (objetos de interesse). Nesse contexto, notou-se na prática que o projeto da *Appliance* permite a incidência de pequenos raios de luz na parte inferior da planta, já que sua base de apoio é reta. E, como o solo nem sempre é uniforme no sítio-específico, pequenos ângulos curvados podem surgir em relação ao terreno, favorecendo a alteração da imagem nas bordas.

Sabendo da possibilidade de influência de variáveis de iluminação externa, a imagem precisa ser segmentada, abstraindo áreas com probabilidade de entrada de luz solar. Para solucionar este problema e restringir a amostra em segmentos de análise, foi desenvolvido o método *marcarPontoAmostra()*. Ele tem por finalidade gerar novas imagens de reamostragem, definindo limites de 25% (retângulo azul), 30% (retângulo vermelho) e 35% (retângulo laranja) de corte, a partir das extremidades de cada imagem, conforme apresenta a Figura 40.

Para esse trabalho, optou-se pelas imagens com abstração de 35%, pois segmentou corretamente todas as imagens que tinham incidência de luz na base da *Appliance*.

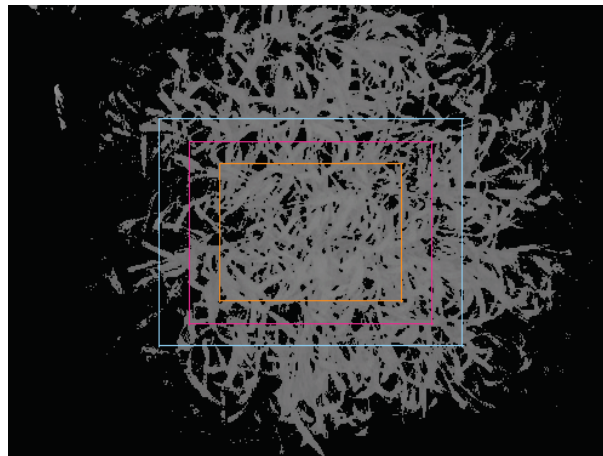


Figura 40. Delimitações de análise na imagem processada.

5.1.2.1.3 Cálculo do NDVI

O método *calcularNDVI()* tem por propósito obter o valor de NDVI da imagem processada nas etapas anteriores. O cálculo é baseado na delimitação de 35% de abstração da imagem (35% do topo, base e laterais) recortando 70% da figura. A análise ocorre sobre os 30% restantes da amostra, que é a região de interesse (quadrado laranja da Figura 40). A busca pelos valores que alimentam a classe *NDVIRetorno* são alicerçadas nos valores de cada pixel. Como os processos anteriores foram embasados em escalas de cinza e abstração de pixels, foi definida a Equação 15 para o valor de tonalidade, com até 16777216 possibilidades.

$$rgb = 256 * 256 * r + 256 * g + b \quad (15)$$

Os valores obtidos pelo processamento de imagens são encapsulados como objeto e retornados ao software FenômicaAPP Coleta. A Figura 41 apresenta como essa metodologia é efetuada, além da conversão para a escala de NDVI (-1 a 1), geralmente utilizado em pesquisas agrônômicas.


```
1  double rangeNDVI = 2.0;  
2  double rangeRGB = 9800000;  
3  Double ndviMinimo = ((rangeNDVI / rangeRGB) * minimoRGB) - 1;  
4  Double ndviMaximo = ((rangeNDVI / rangeRGB) * maximoRGB) - 1;  
5  Double ndviMedio = ((rangeNDVI / rangeRGB) * mediaRGB) - 1;  
6  ndviRetorno.setNdviMaximo(ndviMaximo);  
7  ndviRetorno.setNdviMedio(ndviMedio);  
8  ndviRetorno.setNdviMinimo(ndviMinimo);  
9  ndviRetorno.setnPixelsValidos(contador);  
10 return ndviRetorno;
```

Figura 41. Trecho Principal da Função Calcular NDVI.

5.1.2.2 Processamento de Imagens RGB

A obtenção de imagens RGB se dá pelo uso da câmera LogiTech C270 HD, na lateral da *Appliance*, sob a mesma influência de luminosidade da imagem superior. Um exemplo da imagem original, obtida pelo câmera é apresentado na Figura 42.



Figura 42. Imagem RGB obtida pela Câmera LogiTech C270 HD.

Esta imagem permite a busca de informações como tamanho e coloração de verde da cultura. Dentre as diversas variáveis tratadas pela fenotipagem, a coloração da planta tem tido certa relevância em pesquisas científicas, já que pode expor variações de tonalidades devido a fenologia da cultura e ainda manifestar variações de acordo com aplicações de insumos em determinada planta [47].

A obtenção destes dados (altura e coloração), segue a sequência de análises e conversões apresentadas no diagrama exibido na Figura 43.

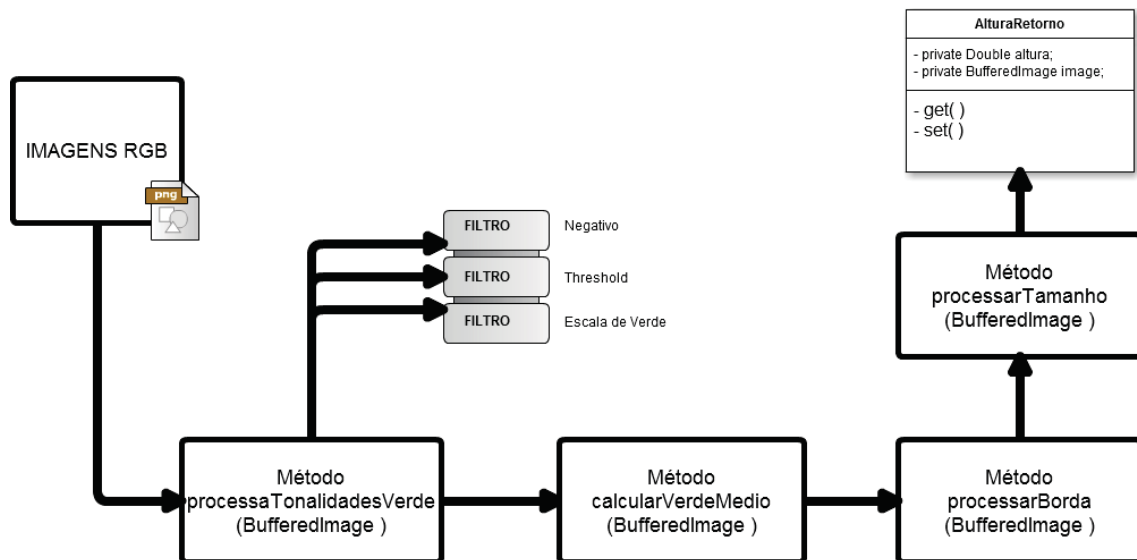


Figura 43. Diagrama de Processamento de Imagens RGB.

5.1.2.2.1 Reamostragem em Tons de Verde

O método *processaTonalidadesVerde()* é responsável por gerar uma nova imagem somente com os tons de verde, para destacar a área foliar. A obtenção das informações inicia pela limiarização da imagem através da abstração de pixels fora da escala de tonalidade de verde.

Para a aplicação desta metodologia, foi utilizado o sistema de cores HSV (*hue, saturation, value*), capaz de definir matiz, saturação e brilho [48]. Este formato é frequentemente utilizado em casos de limiarização complexa, pois a variável matiz representa a cor que pode ser segmentada, bastando a aplicação de uma simples comparação. Já saturação (intensidade da cor) e brilho (quantidade de branco) indicam, ambas, o vigor da coloração presente no pixel. O bloco de código da Figura 44 apresenta essa sistematização, onde *min* é o valor mínimo para tons de verde e *max* é o valor máximo.

```

1      ColorHsv.rgbToHsv((rgb >> 16) & 0xFF, (rgb >> 8) & 0xFF, rgb & 0
      xFF, color);
2      double min = 60 * 0.0174533; //convert degrees to radians
3      double max = 180 * 0.0174533; //convert degrees to radians
4      int colorBlack = new Color(0, 0, 0).getRGB();
5      if ((color[0] < min || color[0] > max)) {
6          image.setRGB(x, y, colorBlack);
7      }

```

Figura 44. Trecho Principal da Função Processa Tonalidade de Verde.

Esse procedimento é executado sobre todos os pixel da imagem original, gerando uma nova imagem de reamostragem apenas com a planta. É importante salientar que, com este método, também é possível eliminar pontos da imagem que sofreram impactos diferentes de luminosidade, como folhas em declive horizontal (recebem maior incidência de luz e, portanto, uma coloração diferenciada do padrão) ou mesmo as barras da *Appliance*. A Figura 45 apresenta a imagem processada.



Figura 45. Imagem de Reamostragem (Tons de Verde).

5.1.2.2.2 Obtenção da Escala de Verde

O método *calcularVerdeMedio()* recebe a imagem processada pelo procedimento anterior, e tem por finalidade entregar um valor referente a coloração de verde médio. Esse valor pode ser útil para acompanhar a evolução do estágio vegetativo da planta, já que a banda verde é sensível a ampla concentração de clorofila.

Para este projeto, foi criada uma escala de tonalidade de verde, semelhante ao NDVI, porém com valores que variam de 0 a 100. Esta sistematização tem por finalidade facilitar a correlação dos dados. O código da Figura 46 representa este método no projeto.

```

1  double rangeVerde = 100.0;
2  double rangeRGB = 6500000;
3  verdeMedio = ((rangeVerde / rangeRGB) * mediaRGB);
4
5  return verdeMedio;

```

Figura 46. Conversão do valor RGB do pixel para escala 0-100.

5.1.2.2.3 Detecção de bordas

Como base para a detecção de tamanho, o método *processarBorda()* tem como desígnio a criação de uma imagem de reamostragem apenas com as bordas das plantas, aplicando-se filtros espaciais lineares. Isso facilita a detecção de objetos para posterior cálculo de tamanho.

Esse método utilizou, exclusivamente, funções do *framework* OpenCV para detectar bordas. Conforme Sarai [49], técnicas de segmentação exploram propriedades da imagem e subdivisões para apontar regiões ou objetos de interesse. Elas viabilizam a identificação de diferenças de cores fora

do escopo permitido, gerando assim características como a borda. O segmento principal do método é declarado na Figura 47.

```

1   cvCanny(src, dst, 500, 0, 3);
2   cvCvtColor(dst, colorDst, CV_GRAY2BGR);
3   lines = cvHoughLines2(dst, storage, CV_HOUGH_STANDARD, 1, Math.PI
4         / 180, 90);
5   for (int i = 0; i < lines.total(); i++) {
6       opencv_core.CvPoint2D32f point = new opencv_core.CvPoint2D32f
7           (cvGetSeqElem(lines, i));
8       float rho = point.x();
9       float theta = point.y();
10      double a = Math.cos((double) theta), b = Math.sin((double)
11          theta);
12      double x0 = a * rho, y0 = b * rho;
13      opencv_core.CvPoint pt1 = cvPoint((int) Math.round(x0 + 1000
14          * (-b)), (int) Math.round(y0 + 1000 * (a))), pt2 = cvPoint
15          ((int) Math.round(x0 - 1000 * (-b)), (int) Math.round(y0 -
16          1000 * (a)));
17  }
```

Figura 47. Trecho Principal da Função Processar Borda.

A Figura 48 apresenta a imagem processada por este método.



Figura 48. Imagem de Reamostragem (Borda).

5.1.2.2.4 Definição da Altura Média

Para o andamento do método *processarTamanho()*, foi criada uma função denominada *verificaVizinho(int matrix[[[[]], int x, int y, int w, int h)*, que realiza uma análise em cima de uma matriz bidimensional binária (gerada pela imagem de borda, onde o branco é convertido para o valor 1 e o

preto o valor 0), detectando pontos que estão ligados. Isso gera uma lista de áreas agrupadas, onde cada área é composta por coordenadas de pixels (*ArrayList<int[][]>*), que o software considera como um objeto (no caso, o mapeamento de uma folha da cultura). Com essa lista, obtém-se as maiores coordenadas de Y de cada objeto de interesse, registrados como linhas horizontais imaginárias sobre cada folha da amostra.

Como a quantidade de linhas geradas varia de acordo com o número de folhas detectadas, entra em ação um algoritmo que descarta as 8 maiores e as 8 menores alturas (caso o número de folhas detectadas seja maior que 20). A partir dessa etapa, o algoritmo considera as alturas que estão dentro do intervalo de corte, traçando em uma nova imagem até 20 linhas horizontais para cada altura detectada. Se a quantidade de alturas nesse intervalo é superior a 20, o algoritmo vai considerar apenas as 20 maiores alturas. A sistematização dos números deste algoritmo permitiu ao método ignorar as folhas que não seguem o padrão de todas as amostras deste projeto. O algoritmo aplicado é descrito na Figura 49.

```

1      int maximoLinhas = 20;
2      int ignorar = 8;
3      if (valoresX.size() < 8)
4          ignorar = 0;
5      else if (valoresX.size() < 20)
6          ignorar = (int) (8 * valoresX.size() / 20);
7      int escritaInicial = 10;
8      int rgbBlue = new Color(135, 206, 250).getRGB(); // blue
9      int rgbRed = new Color(224, 224, 224).getRGB(); // blue
10     double mediaAltura = 0;
11     for (int x = 0; x < valoresX.size() && x < maximoLinhas; x++) {
12         if (x > ignorar || x < (maximoLinhas - ignorar))
13             mediaAltura = h + mediaAltura - valoresX.get(x);
14             for (int z = 0; z < w; z++) {
15                 if (x > ignorar || x < (maximoLinhas - ignorar))
16                     image.setRGB(z, valoresX.get(x), rgbBlue);
17             }
18         Graphics g = image.getGraphics(); //resgata a imagem de
19             dentro
20         g.setFont(new Font("", Font.PLAIN, 12)); //altera a fonte
21         g.drawString("" + (h - valoresX.get(x)), escritaInicial +=
22             25, valoresX.get(x)); //Escreve na imagem
23         g.dispose();
24     }
25     int divisao = 0;
26     if (valoresX.size() > maximoLinhas) {
27         divisao = maximoLinhas;
28     } else {
29         divisao = valoresX.size();
30     }
31     alturaRetorno.setAltura((mediaAltura / (maximoLinhas - (ignorar *
32         2) + 1)));

```

Figura 49. Trecho Principal da Função Processar Tamanho.

A partir da aplicação desta técnica, calcula-se a média da altura da amostra em pixels. A imagem lateral processada por esse algoritmo é apresentada na Figura 50.

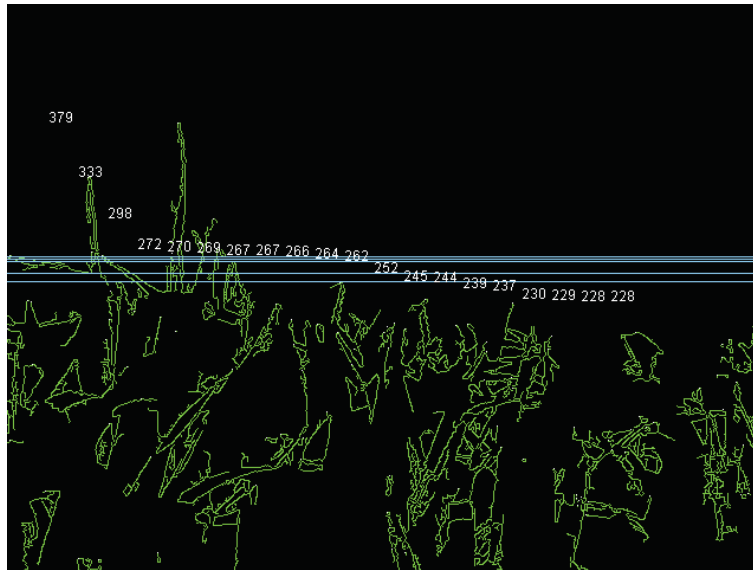


Figura 50. Imagem de Reamostragem (Borda com Tamanho).

Considerando as amostras processadas neste projeto, a sistematização deste algoritmo se mostrou eficaz na abstração de folhas fora do padrão da cultura.

5.1.3 Software de Visualização dos Resultados

O software FenômicaAPP Web desenvolvido nesta etapa é uma solução web, responsiva e adaptável a dispositivo móveis. Ele apresenta os resultados de todo o processo de coleta e processamento de imagens, de forma ordenada por amostra, exibindo números e gráficos computados pelos demais softwares do sistema. A comunicação entre as aplicações (coleta e processamento) ocorre via consumo de *webservices* oferecidos pelo FenômicaAPP Web. A Figura 51 destaca a tela principal com o *dashboard* da aplicação web.

Para o desenvolvimento deste software foi utilizado as seguintes tecnologias como alicerce:

- Linguagem de Programação: Java EE Web;
- Servidor Web: Apache Tomcat-8.0.5 64bits;
- Banco de Dados: Mysql 5.1.38;
- Framework: Bootstrap v3.3.5;
- Framework: Jersey Media Multipart 2.12;
- Framework: Jersey Media Moxy 2.12;
- Framework: Jersey Container Servlet 2.12.

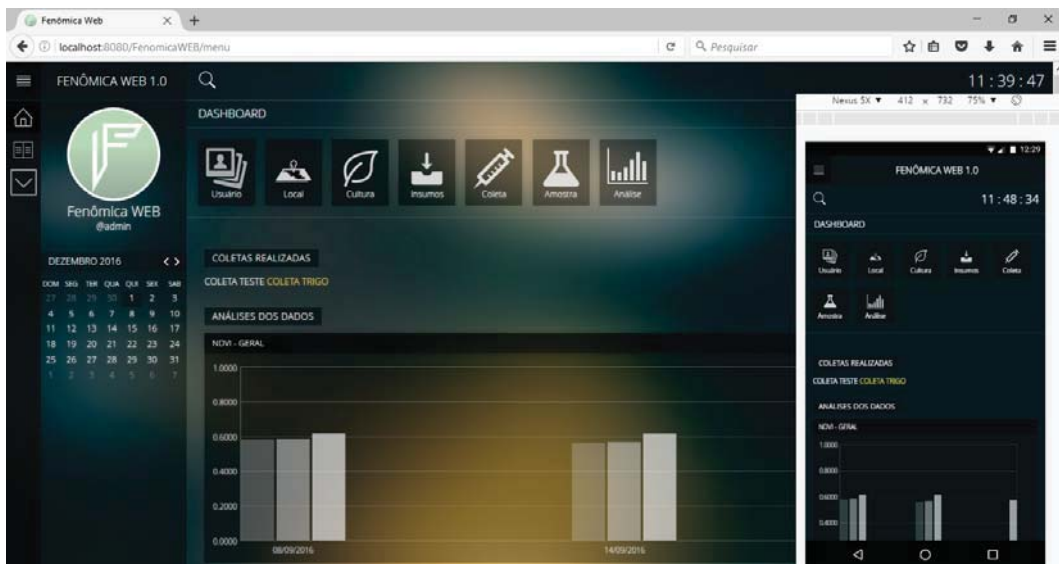


Figura 51. Software de Resultado - Menu Principal (Desktop e Móvel).

A estrutura do banco de dados é semelhante ao software de coleta, apenas com a distinção de armazenamento de dados por usuário. Como a base de dados nesta aplicação concentra muitas informações e históricos, optou-se pelo uso do sistema gerenciador de Banco de Dados MySQL 5.1.38. Segundo Schwartz *et al.* [50] o MySQL é um banco de dados gratuito, preparado para receber um alto número de acessos concorrentes, de fácil distribuição por parte de empresas de hospedagem e ainda possui uma sintaxe simples de SQL (*Structured Query Language*).

O fluxograma de funcionamento do software de resultado é apresentado na Figura 52.

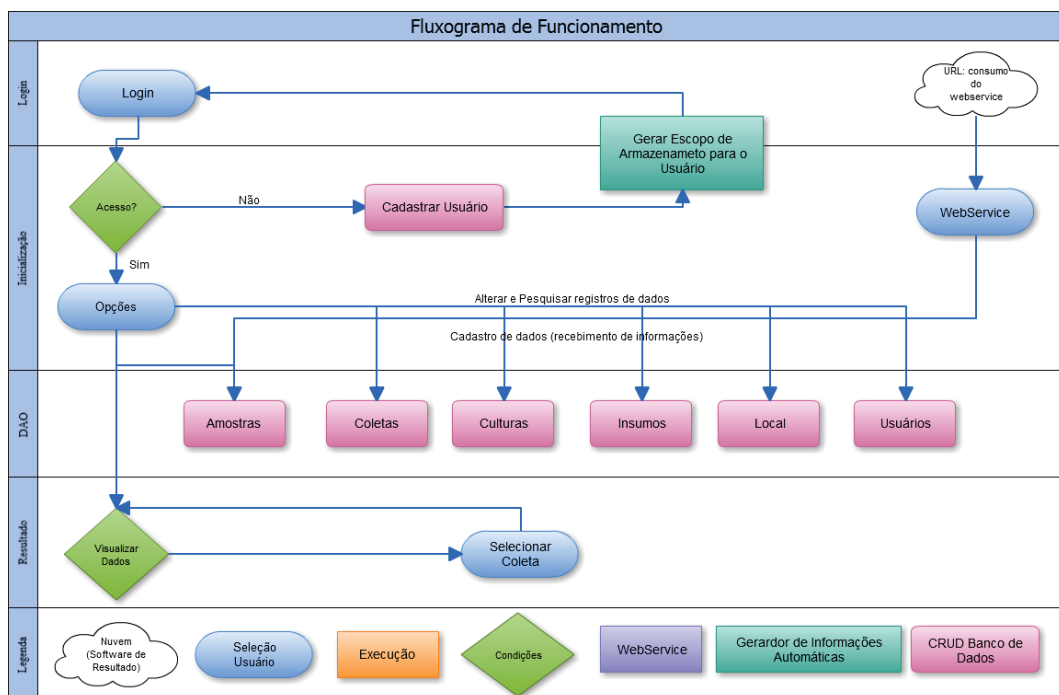


Figura 52. Fluxograma de Projeto do Aplicativo de Resultado.

5.1.3.1 Inicialização

Ao acessar a URL do FenômicaAPP Web, o usuário se depara com uma tela de login, onde é necessário informar o usuário e a senha. Caso não tenha efetuado um cadastro na ferramenta, é oferecido um link com a possibilidade de autocadastro. Para a realização do registro é necessário informar uma palavra-chave que é fornecida pelo desenvolvedor. A Figura 53 apresenta esta sistemática.



Figura 53. Software de Resultado - Login | Cadastro.

Efetuada o registro, é criado para este usuário um escopo de armazenamento de dados, informações e imagens no servidor web.

5.1.3.2 DAO

O acesso a dados se dá de modo limitado, já que neste software o usuário não tem opções de inclusão e exclusão de informações. As tabelas podem ser apenas alteradas para arredondamento de valores e inclusão de dados faltantes para as análises como, por exemplo, biomassa.

5.1.3.3 Recebimento dos Dados

O mecanismo de recebimento de dados por *webservices* tem por objetivo fornecer uma incorporação inteligente destas informações, sem a necessidade de um cadastro manual em toda a estrutura do software.

Todos os serviços oferecidos necessitam serem evocados pelo protocolo HTTP, informando além da URL e o serviço em questão, o usuário e a senha. Como exemplo, a Figura 54 apresenta o código do método *uploadImageFile*, que tem como finalidade realizar o recebimento de imagens do software FenômicaAPP Coleta.


```

1  @POST
2  @Path("/upload/images/{usuario}/{senha}")
3  @Consumes(MediaType.MULTIPART_FORM_DATA)
4  public Response uploadImageFile(@FormDataParam("uploadFile")
5      InputStream fileInputStream, @FormDataParam("uploadFile")
6      FormDataContentDisposition fileFormDataContentDisposition,
7      @Context HttpServletRequest request, @PathParam("usuario")
8      String usuario, @PathParam("senha") String senha) {
9
10     Connection connection = null;
11     try {
12         connection = new ConnectionFactory().getConnection();
13         UsuarioDao usuarioDao = new UsuarioDao(connection);
14         Usuario usuarioObj = new Usuario();
15         if (usuarioDao.validaUsuario(usuario, senha)) {
16             usuarioObj = usuarioDao.getUsuario(usuario);
17             // local variables
18             String fileName = null;
19             String uploadFilePath = null;
20             String caminhoReal = request.getRealPath("");
21
22             try {
23                 fileName = fileFormDataContentDisposition.getFileName
24                     ();
25                 uploadFilePath = writeToFileServer(caminhoReal,
26                     fileInputStream,
27                     usuarioObj.getId() + "-" + fileName);
28             } catch (IOException ioe) {
29                 ioe.printStackTrace();
30             } finally {
31                 // release resources, if any
32             }
33             return Response.ok("Upload Realizado: " + uploadFilePath)
34                 .build();
35         } else {
36             return Response.ok("Upload Nao Realizado").build();
37         }
38         } catch (Exception e) {
39             throw new RuntimeException(e);
40         } finally {
41             try {
42                 connection.close();
43             } catch (SQLException e) {
44                 // TODO Auto-generated catch block
45                 e.printStackTrace();
46             }
47         }
48     }
49 }

```

Figura 54. Trecho Principal da Função uploadImageFile do Webservice.

O menu '/webservices' da aplicação apresenta um tutorial de como pode ser feito o consumo de todos os serviços oferecidos pelo servidor. A lista a seguir denota as principais possibilidades para o consumo através da URL *http://<ip>:<portal>/<app>/rest* :

- (GET) Excluir todos os dados: /limpar/{usuario}/{senha}
- (GET) Enviar Local: /local/{usuario}/{senha}/{descricao}/{longitude}/{latitude}
- (GET) Enviar Coleta: /coleta/{usuario}/{senha}/{descricao}/{localdescricao}
- (GET) Enviar Cultura: /cultura/{usuario}/{senha}/{descricao}
- (GET) Enviar Insumo: /insumo/{usuario}/{senha}/{descricao}
- (GET) Enviar Amostra: amostra/{usuario}/{senha}/{coletadescricao}/{data}/{hora}/ {culturadescricao}/{urllateral}/{urlsuperiornir}/{urlsuperiorrgb}/{nivellateral}/{nivelsuperior}/{insumodescricao}
- (GET) Enviar Análise: /analise/{usuario}/{senha}/{amostradata}/{amostrahora}/{ndviminimo}/ {ndvimaximo}/{ndvimedio}/{biomassa}/{alturamedia}/{verdemedio}
- (POST) Enviar Imagens /fileservice/upload/images/{usuario}/{senha}

5.1.3.4 Visualização dos Dados por Coleta

Os gráficos dos dados são apresentados na página inicial do FenômicaAPP Web. Para tanto, o usuário pode selecionar as amostras de interesse para a construção dos gráficos. Após a triagem das informações, são apresentados os seguintes resultados:

- NDVI - Visualização Geral de todas as amostras
- NDVI - Análise Única por Tratamento
- VERDE - Visualização Geral de todas as amostras
- VERDE - Análise Única por Tratamento
- BIOMASSA - Visualização Geral de todas as amostras
- BIOMASSA - Análise Única por Tratamento
- ALTURA - Visualização Geral de todas as amostras
- ALTURA - Análise Única por Tratamento



Figura 55. Software de Resultado - Gráficos de NDVI por Insumo(N).

Na Figura 55 é exibido em nível geral, através de um gráfico de barras, a evolução do NDVI nos três níveis de nitrogênio em cada data de coleta, bem como um gráfico de linhas expondo na série temporal a evolução dos dados em apenas um nível de N.

Essa modelagem de apresentação é replicada para todos os eixos centrais desta pesquisa (BIOMASSA, VERDE MÉDIO, ALTURA, NDVI), permitindo em todos os casos uma análise generalizada dos valores, bem como a aplicação de filtros por tipo de aplicação de nitrogênio.

5.2 USO DO SISTEMA PARA ANÁLISE NDVI X BIOMASSA

Esta seção faz uma análise sobre as informações obtidas via software em relação a variáveis como aplicação do insumo N e a biomassa informada pelas empresas parceiras. A comparação dos dados considerou oito semanas de observação, onde simultaneamente foi feito a coleta das imagens na lavoura e o corte da planta para secagem e posterior colhimento do valor de biomassa. As próximas subseções denotam um estudo de correlação sobre cada parcela heterogênea (aplicações variáveis de N) da lavoura.

5.2.1 Análise e Correlação - Aplicação de $82 \text{ kg de N ha}^{-1}$

As coletas foram realizadas entre o dia 5 de julho de 2016 e 11 de outubro de 2016, com pequenas variações de horário, tendo sempre como base o turno da manhã. As imagens tiveram como *timeline* de coleta as semanas entre os dias 16 de agosto e 04 de outubro. Essa metodização se deu porque nas semanas iniciais do experimento estava ocorrendo as aplicações de N na lavoura e não havia diferenciação. Posteriormente as primeiras semanas de agosto, algumas parcelas começaram a receber mais doses de N, podendo apresentar resultados diferentes.

A Tabela 4 apresenta os resultados obtidos onde a aplicação atingiu 82 kg de N ha⁻¹.

Tabela 4. Resultados obtidos pelo sistema na aplicação de 82 kg N ha⁻¹.

Data Coleta	Biomassa (g)	NDVI (Escala -1 a 1)	Verde (Escala 0 a 100)	Altura (pixel)
05-jul	1,445			
12-jul	3,625			
19-jul	7,583			
26-jul	8,468			
02-ago	12,928			
09-ago	18,043			
16-ago	31,443	0,484	55,743	73,600
23-ago	38,720	0,509	41,930	113,800
30-ago	49,795	0,548	53,638	156,600
06-set	63,048	0,584	60,703	257,200
13-set	80,345	0,695	45,428	257,800
21-set	119,560	0,787	22,164	243,600
27-set	132,120	0,818	14,917	384,400
04-out	153,288	0,910	15,374	442,400
11-out	170,543			

A Figura 56 apresenta o gráfico de correlação, onde é possível notar uma forte correspondência, com coeficiente de determinação de 0,9887. Utilizou-se como técnica o coeficiente de Spearman para correlação. Devido a este significativo resultado, pode-se estimar a biomassa ou o NDVI por meio da Equação 16, para áreas com aplicação de 82 kg de N ha⁻¹:

$$y = 0,0034x + 0,3799 \quad (16)$$

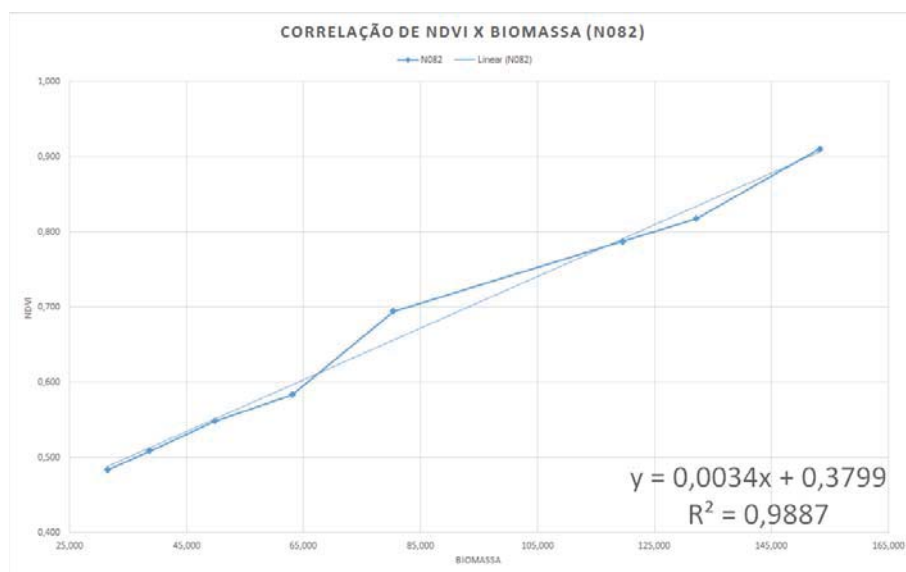


Figura 56. Correlação NDVI x Biomassa na aplicação de 82 kg N ha⁻¹.

5.2.2 Análise e Correlação - Aplicação de 150 kg de N ha⁻¹

Seguindo a mesma metodologia de análise da subseção anterior, a Tabela 5 apresenta os resultados obtidos onde a aplicação atingiu 150 kg de N ha⁻¹.

Tabela 5. Resultados obtidos pelo sistema na aplicação de 150 kg N ha⁻¹.

Data Coleta	Biomassa (g)	NDVI (Escala -1 a 1)	Verde (Escala 0 a 100)	Altura (pixel)
05-jul	1,545			
12-jul	3,180			
19-jul	6,805			
26-jul	6,795			
02-ago	9,840			
09-ago	20,833			
16-ago	31,980	0,484	56,363	148,600
23-ago	37,335	0,527	56,117	133,800
30-ago	49,725	0,616	52,054	195,200
06-set	63,048	0,693	45,428	257,800
13-set	89,740	0,698	64,488	270,400
21-set	114,430	0,761	9,990	267,800
27-set	131,460	0,803	15,316	398,200
04-out	170,096	0,899	30,952	412,400
11-out	164,660			

A Figura 57 apresenta o gráfico de correlação, onde também mostra uma forte correspondência entre as variáveis (coeficiente de determinação de 0,9284). Devido a significância do resultado, pode-se estimar a biomassa ou o NDVI por meio da Equação 17, para áreas com aplicação de 150 kg de N ha⁻¹:

$$y = 0,0027x + 0,4517 \quad (17)$$

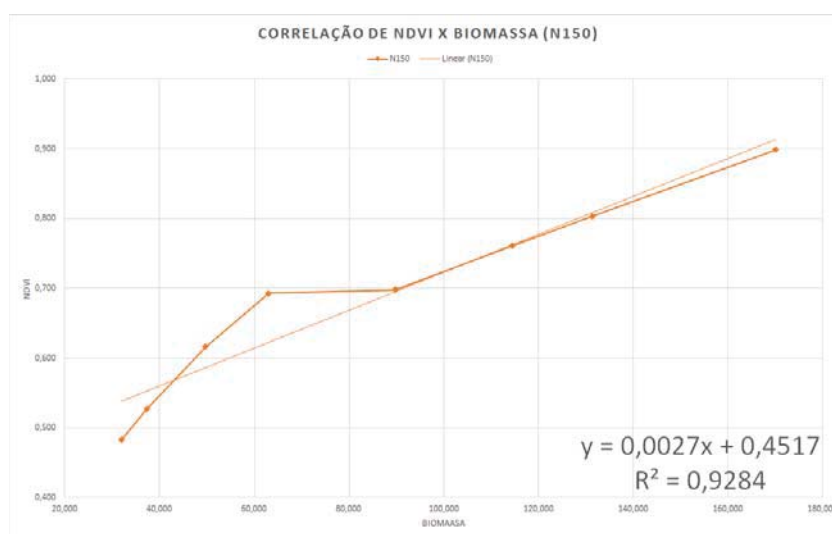


Figura 57. Correlação NDVI x Biomassa na aplicação de 150 kg N ha⁻¹.

5.2.3 Análise e Correlação - Aplicação de 200 kg de N ha⁻¹

A Tabela 6 mostra os resultados obtidos onde a aplicação atingiu 200 kg de N ha⁻¹.

Tabela 6. Resultados obtidos pelo sistema na aplicação de 200 kg N ha⁻¹.

Data Coleta	Biomassa (g)	NDVI (Escala -1 a 1)	Verde (Escala 0 a 100)	Altura (pixel)
05-jul	1,540			
12-jul	3,433			
19-jul	7,165			
26-jul	7,425			
02-ago	12,050			
09-ago	20,453			
16-ago	27,253	0,525	46,826	23,667
23-ago	41,455	0,539	56,544	134,200
30-ago	62,873	0,602	35,748	177,600
06-set	62,403	0,616	64,488	270,400
13-set	82,143	0,800	45,428	257,800
21-set	122,665	0,842	27,782	330,000
27-set	111,363	0,886	30,956	386,000
04-out	177,523	0,954	14,886	439,800
11-out	164,688			

A Figura 58 apresenta um gráfico de correlação com coeficiente de determinação de 0,882. Neste caso, nota-se que a linha de tendência de dados não segue um padrão das amostras anteriores. A interpretação destas informações é evidenciada na Seção 5.2.4.

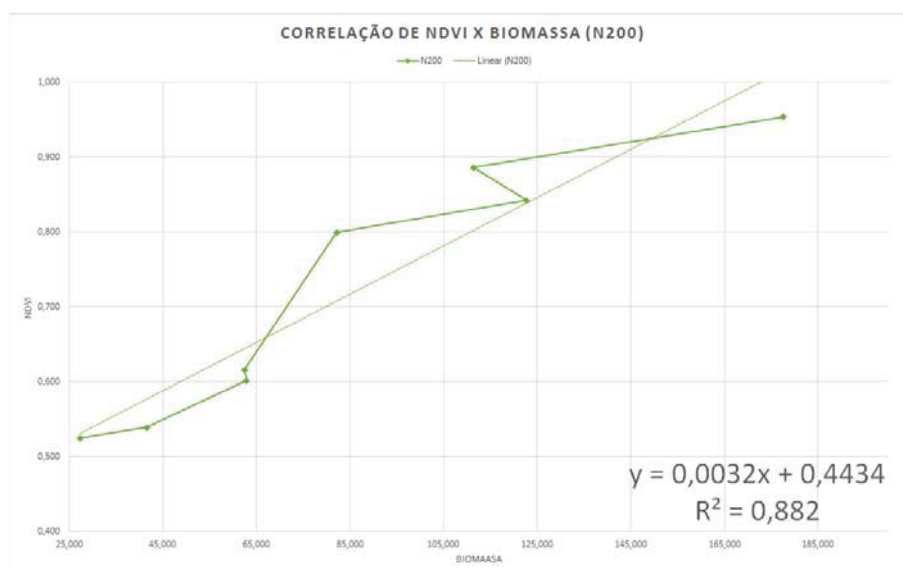


Figura 58. Correlação NDVI x Biomassa na aplicação de 200 kg N ha⁻¹.

5.2.4 Discussão

Segundo pesquisas da Agronomia, é comprovado que a biomassa tem forte correlação com a produtividade das plantas em lavouras de cereais [51]. Portanto, encontrar a correlação do NDVI com a biomassa permite a pesquisadores e melhoristas estimar um resultado mais rápido e fácil em seus experimentos, já que de maneira habitual o processo de análise de remate demora o período integral do cultivo, e com a análise de imagens, os dados podem ser obtidos no tempo que o pesquisador achar necessário.

Após observar os resultados obtidos e a análise das correlações nos três níveis de aplicação de nitrogênio, é possível averiguar que existem certas discrepâncias em alguns dados.

A aplicação de 200 Kg N ha^{-1} é a que denota maior variabilidade de biomassa, sendo que em algumas amostras os valores diminuí em relação a coleta anterior. Essa ponderação é improvável quando se trata da evolução de plantas, a não ser que perturbações externas atinjam a lavoura. Em nosso experimento essas variações ocorreram devido ao excesso de chuvas no campo experimental. Conforme medições no campo de teste, os meses de setembro e outubro atingiram recordes de precipitação pluviométrica. Em alguns casos, o índice atingiu 101 mm de chuva em apenas um dia. Ainda de acordo com pesquisadores da Embrapa, o trigo acamado foi um dos problemas visíveis na lavoura, já que as plantas encharcadas acabam inclinando. Como a parcela recebeu uma quantidade maior de N, seu tamanho atingia maiores valores em comparação com o crescimento das demais, provavelmente ocasionando essa oscilação em amostras de plantas.

Na Figura 59 é possível visualizar a variação que a parcela N200 teve em comparação com a parcela N082 e N150.

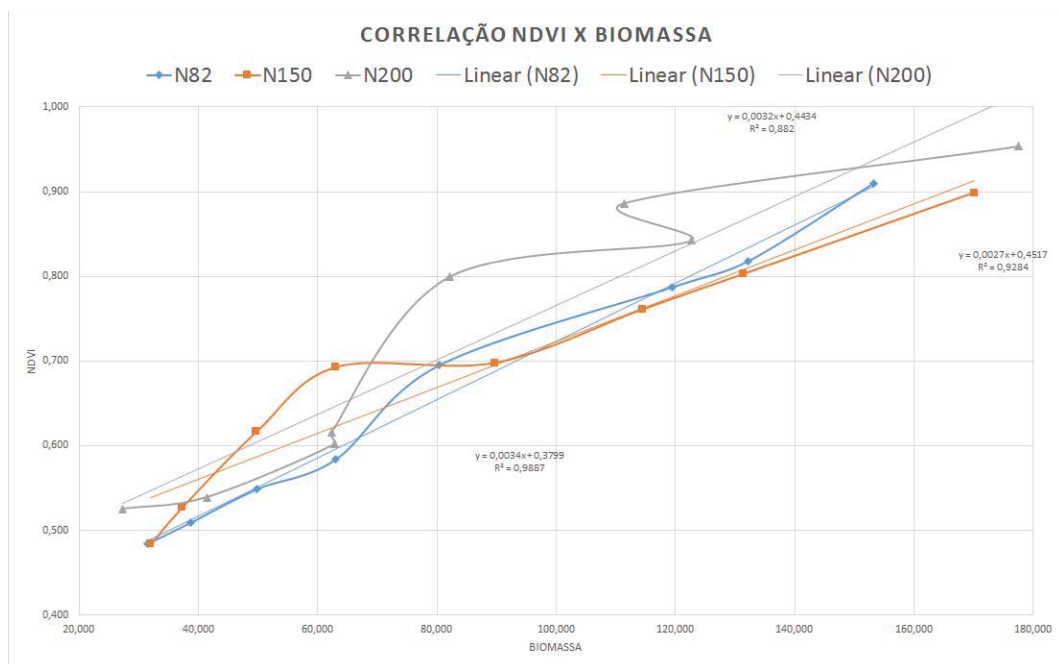


Figura 59. Correlação Geral NDVI x Biomassa.

Analisando a produtividade da lavoura onde as coletas foram realizadas, pode-se visualizar o rendimento de grãos em termos de kg/ha^{-1} . A Tabela 7 apresenta o rendimento da lavoura em 4 hectares de amostragem de cada parcela de níveis diferentes de N e a média das 4 amostras.

Tabela 7. Produtividade da lavoura em 4 hectares.

N082	N150	N200
4789,00 kg/ha^{-1}	4600,24 kg/ha^{-1}	4190,87 kg/ha^{-1}
4742,75 kg/ha^{-1}	4353,00 kg/ha^{-1}	3975,04 kg/ha^{-1}
4544,06 kg/ha^{-1}	4182,77 kg/ha^{-1}	4999,54 kg/ha^{-1}
4322,02 kg/ha^{-1}	4866,65 kg/ha^{-1}	3950,24 kg/ha^{-1}
4599,51 kg/ha^{-1}	4500,66 kg/ha^{-1}	4278,92 kg/ha^{-1}

A Figura 60 mostra a comparação da produtividade nas parcelas de N. É presumível que os valores tiveram oscilações, sendo a parcela N082 apresentou a maior média de produtividade, não coincidindo com o esperado para as aplicações de N. Porém, pode-se observar também que o máximo de produtividade foi alcançado em um hectare na parcela N200. Comparando a produtividade com os índices de NDVI e Biomassa anteriormente citados, pode-se visualizar a mesma variação de valores, o que se repete tanto nas parcelas N150 e N082 (em escala bem menor), seguindo um padrão de variabilidade.

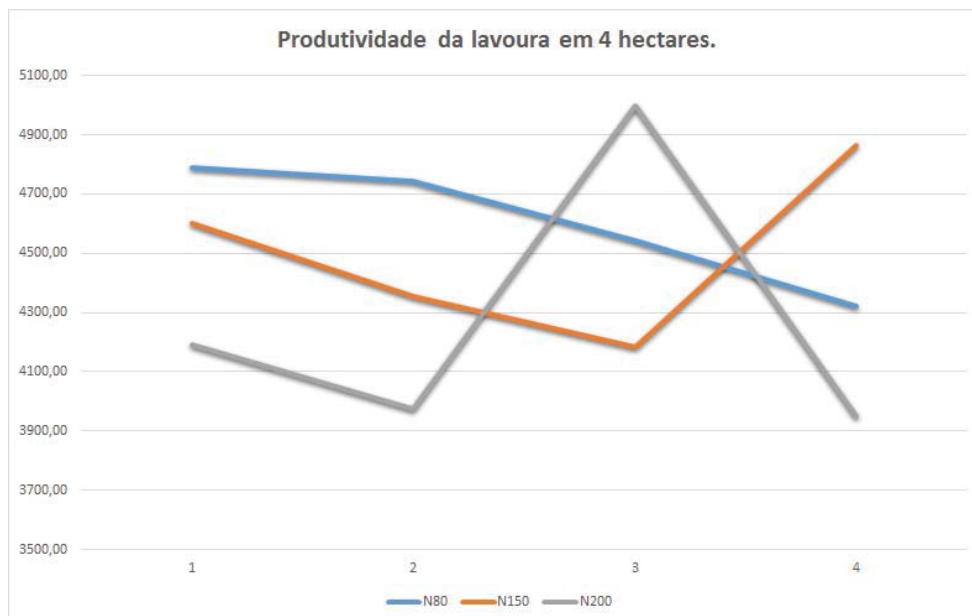


Figura 60. Comparação da Produtividade da Lavoura nas Parcelas de N.

5.3 USO DO SISTEMA PARA ANÁLISE DE VERDE E ALTURA

A análise de outros dados obtidos das imagens capturadas pode abrir um novo leque de opções e correlações em relação a produtividade e eficiência da planta. Neste âmbito, pode-se destacar a coloração de verde e a altura da cultura.

No experimento desse trabalho, foi possível perceber no processamento de imagens a evolução da planta quanto a altura, com propensão natural de ascensão. Com fortes chuvas, a planta pode acamar, e perde-se a percepção de tamanho, quando a coleta da imagem é lateral (caso da *Appliance* utilizada). Porém, considerando o valor de NDVI (imagem superior) constatou-se que é possível acompanhar a evolução da planta, sem depender da altura, pois a planta continua absorvendo energia.

Na Figura 61 observa-se um gráfico de evolução da altura nos três níveis de N, onde é possível averiguar a progresso da planta e em determinadas semanas e a estagnação no crescimento em outras. Essas informações podem ser úteis para especialistas da área agrônômica, na percepção de padrões e tendências no comportamento da planta.

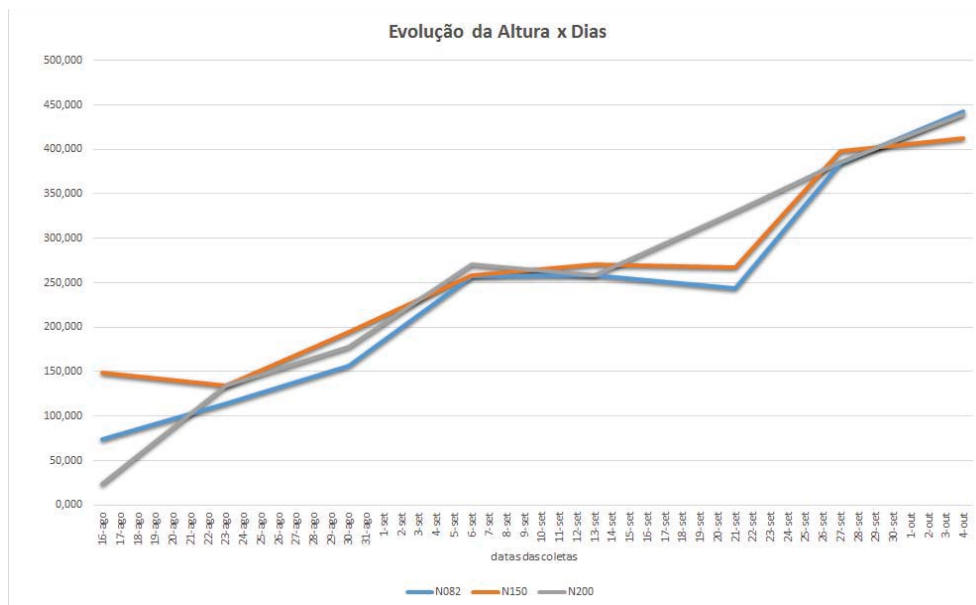


Figura 61. Evolução Altura x Dias.

Em relação a tonalidade de verde, nota-se que não é possível definir um padrão, apenas uma queda nos valores a partir de determinado momento da linha do tempo. Esse comportamento de declínio é esperado, já que a planta perde coloração nas semanas antes da colheita. A Figura 62 apresenta uma imagem da planta na *Appliance* próxima do período da ceifa, onde é possível visualizar uma tonalidade diferente do período de maturação.



Figura 62. Imagem Lateral do Trigo próximo a colheita.

Na Figura 63 é apresentado o gráfico de evolução da coloração de verde na série temporal deste experimento. Pode-se perceber que a inclinação dos dados é para uma diminuição dos valores de verde de acordo com a maturação da planta.

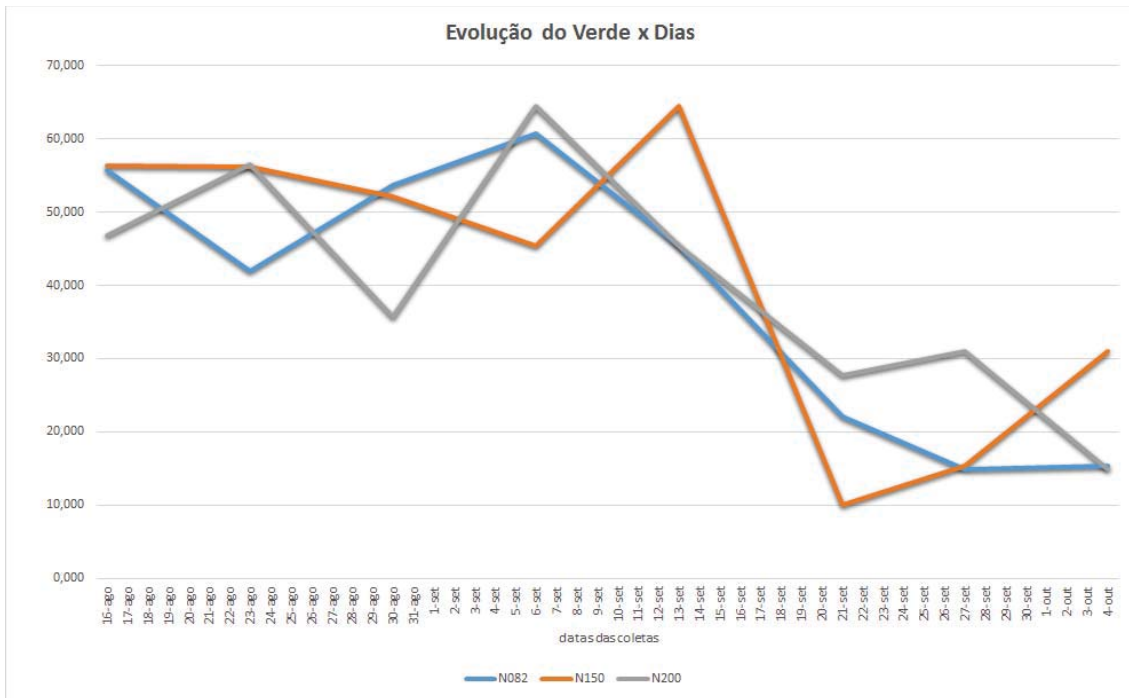


Figura 63. Evolução Verde x Dias.

6. CONCLUSÃO

Ao final do projeto, pode-se concluir que o mesmo é exequível em nível de operação, principalmente pelas soluções computacionais que integram o sistema de visão computacional para fenotipagem de alta precisão. Essa plataforma de fenotipagem se mostrou robusta como ferramenta de sistematização em termos de coleta, processamento, análise e disposição de dados, utilizando recursos que permitem a modularidade das aplicações. Pode-se dizer que o conjunto de softwares desenvolvidos é a principal contribuição desse trabalho.

Em relação aos dados NDVI obtidos no campo teste, a plataforma mostrou uma correlação significativa entre estes valores e as variáveis de Nitrogênio e Biomassa. Conseqüentemente, o NDVI obtido pelos sensores apresentou relação direta com a produtividade para os três estágios fenológicos avaliados, possibilitando a elaboração de um modelo para estimar produtividade desde o início da cultura.

Em relação aos dados de Altura e Coloração de Verde, fica a asserção de que os dados podem ser melhor examinados, aplicando conhecimentos da área agrônômica. Em uma análise superficial, nota-se que podem haver relações entre as informações obtidas e as etapas de evolução do cultivar.

A proposição deste experimento nos leva a crer que a normatização de metodologias analíticas de imagens pode contribuir com os profissionais da Agronomia. A visualização integral da evolução da planta em um curto espaço de tempo, sob determinadas condições, facilita a tomada de decisões quanto ao empreendimento agrícola. Essa análise computacional pode fornecer informações instantâneas semanalmente (ou até diariamente), correlacionando o tratamento da planta com os resultados obtidos durante o cultivo e não somente no final da produção.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Em relação a melhorias e trabalhos futuros, pode-se citar:

- A exploração da sistemática deste projeto em outras culturas, como forma de visualizar o biotipo da planta e as tendências de produtividade, de acordo com as variáveis empregadas neste experimento;
- Investigar novos métodos analíticos das imagens obtidas na lavoura, como formato das folhas e a estrutura do caule, por exemplo;
- Aplicar novos filtros em busca de informações que auxiliem a tomada de decisões dos agrônomos, como, por exemplo, sensores de temperaturas para imagens digitais;
- Personalizar a entrada de parâmetros relativos as regiões de corte da imagem (limiares), tanto para NDVI quanto para altura média;

- Aplicação de redes neurais ou algoritmos genéticos no levantamento de tendências de produtividade fundamentado no treinamentos da rede com as amostras e dados coletados;
- Novos métodos de análise das imagens sem a aplicação da *Appliance*, em campo aberto, utilizando duas câmeras - uma para a coleta da imagem e outra para o cálculo de luminosidade, ambas interligadas para gerar o resultado do processamento.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] DURÃES, F. O. et al. *Fenotipagem Associada a Tolerância a Seca em Milho*. 1ª edição. ed. Sete Lagoas, MG: [s.n.], 2004. 1–15 p. Disponível em: <http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/recursos/Circular39_Fenotipagem_associada_a_tolerancia.pdf>.
- [2] SANTOS, T. T.; YASSITEPE, J. E. d. C. T. Fenotipagem de plantas em larga escala: um novo campo de aplicação para a visão computacional na agricultura. In: AGROPECUÁRIA, E. I. (Ed.). *Tecnologias da Informação e Comunicação e suas relações com a agricultura*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 87–102.
- [3] JUNGES, A. H.; FONTANA, D. C. Modelo agrometeorológico-espectral de estimativa de rendimento de grãos de trigo no Rio Grande do Sul. *Revista Ceres*, Universidade Federal de Viçosa, v. 58, n. 1, p. 09–16, feb 2011. ISSN 0034-737X. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-737X2011000100002&lng=en&nrm=iso&tlng=pt>.
- [4] ZIVIANI, A. C. *Efeito da aplicação do redutor de crescimento (trinexapac-ethyl) em genótipos de trigo sob diferentes lâminas de irrigação*. Tese (Doutorado) — Universidade de Brasília, mar 2014. Disponível em: <<http://repositorio.unb.br/handle/10482/17369>>.
- [5] HOFFMANN, R. *A agricultura familiar produz 70% dos alimentos consumidos no Brasil?* 2015. 417–421 p. Disponível em: <<http://periodicos.bc.unicamp.br/ojs/index.php/san/article/view/1386>>.
- [6] SOUZA, A. d. M. et al. *Alimentos mais consumidos no Brasil: Inquérito Nacional de Alimentação 2008-2009*. 2013. 190–199 p. Disponível em: <<http://www.scielo.org/pdf/rsp/v47s1/05.pdf>>.
- [7] CUNHA, D. A. da et al. Irrigação como estratégia de adaptação de pequenos agricultores às mudanças climáticas: aspectos econômicos. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, Sociedade Brasileira de Economia e Sociologia Rural, v. 51, n. 2, p. 369–386, jun 2013. ISSN 0103-2003. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-20032013000200009&lng=en&nrm=iso&tlng=es>.
- [8] REGO, F. L. H. et al. Variabilidade genética e estimativas de herdabilidade para o caráter germinação em matrizes de *Albizia lebeck*. *Ciência Rural*, Universidade Federal de Santa Maria, v. 35, n. 5, p. 1209–1212, oct 2005. ISSN 0103-8478. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-84782005000500037&lng=en&nrm=iso&tlng=pt>.
- [9] PIRES, J. L. F. et al. *Uso de sensor óptico ativo para caracterização do perfil de NDVI em dosséis de trigo submetidos a diferentes estratégias de manejo*. 2014. Disponível em:

<<https://www.embrapa.br/trigo/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1006307/uso-de-sensor-optico-ativo-para-caracterizacao-do-perfil-de-ndvi-em-dosseis-de-trigo-submetidos-a-diferentes-estrategias-de-manejo>>.

- [10] SALDAÑA, E. et al. Review: computer vision applied to the inspection and quality control of fruits and vegetables. *Brazilian Journal of Food Technology*, Instituto de Tecnologia de Alimentos - ITAL, v. 16, n. 4, p. 254–272, dec 2013. ISSN 1981-6723. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1981-67232013000400002&lng=en&nrm=iso&tlng=en>.
- [11] SILVA, G. G. da et al. *Veículos Aéreos não Tripulados com Visão Computacional na Agricultura: Aplicações, Desafios e Perspectivas*. 2014. Disponível em: <<http://periodicos.uems.br/novo/index.php/ecaeco/article/view/4318>>.
- [12] KNOB, A. H. *Aplicação do processamento de imagens digitais para análise da anisotropia da massa de grãos*. Tese (Doutorado) — Universidade Regional do Noroeste do Estado do Rio Grande do Sul, 2010. Disponível em: <<http://bibliodigital.unijui.edu.br:8080/xmlui/handle/123456789/221?show=full>>.
- [13] Matos Maruyama, T.; Silva Ribeiro, S.; Margarete Guimarães, A. *Estudo Comparativo de Opções de Software de Processamento Digital de Imagens para Análise de Sementes*. 2015. Disponível em: <<http://periodicos.unesc.net/index.php/sulcomp/article/view/1773>>.
- [14] SILVA, J. D. O. D. *Processamento de Imagens Digitais e o Ensino de Matrizes*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Oeste do Pará, mar 2011. Disponível em: <<http://bit.proformat-sbm.org.br/xmlui/handle/123456789/1029>>.
- [15] LOLA Silva, ML Koga, LBV Boas, CE Cugnasca, A. C. Automated visual quality sorting of agricultural seedlings. *IX Workshop de Visao Computacional (WVC 2013)*, 2013.
- [16] FERREIRA, E. F. d. S. et al. *Extração de Sementes de Rodovias a partir de Imagens Aéreas Digitais*. 2013. 67–86 p. Disponível em: <<http://revistas.unoeste.br/revistas/ojs/index.php/ce/article/view/941>>.
- [17] FREITAS, D. M. de et al. *Fusão de Imagens Cbers-CCD com Cbers-HRC para obter uma melhor interpretação das sub-regiões e áreas antrópicas do Pantanal*. Corumbá: 2º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, 2009. 412–421 p. Disponível em: <<http://www.geopantanal.cnptia.embrapa.br/2009/cd/p124.pdf>>.
- [18] NEVES, S. C. M.; PELAES, P. D. E. G. Estudo e Implementação de Técnicas de Segmentação de Imagens. *Revista Virtual de Iniciação Acadêmica da UFPA*, Revista Virtual de Iniciação Acadêmica, Belém – Pará, Vol 1, p. Página 1 de 11, 2001.

- [19] ARAÚJO, M. V.; FREIRE, G. S. S. *Utilização de SIG nos Estudos Ambientais do Estuário do Rio Acaraú/Ceará*. 2007. 9–19 p. Disponível em: <<http://general.igc.ufmg.br/portaldeperiodicos/index.php/geonomos/article/view/94>>.
- [20] PEIXOTO, F. d. M. et al. Desenvolvimento de um Software para cálculo da densidade de nódulos de grafita em ferro fundido nodular através de Processamento Digital de Imagens. *Matéria (Rio de Janeiro)*, Revista Matéria, v. 20, n. 1, p. 262–272, mar 2015. ISSN 1517-7076. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1517-70762015000100024&lng=en&nrm=iso&tlng=pt>.
- [21] SOUSA, D. F. *Uma abordagem híbrida e semiautomática para estimativa de regiões cobertas por nuvens e sombras em imagens de satélite: análise e avaliação*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ, mar 2014. Disponível em: <<http://repositorio.ufpa.br/jspui/handle/2011/5611>>.
- [22] CASANOVA, M. L. S.; NETO, F. H.; OLIVEIRA, A. E. F. de. *Avaliação da qualidade das imagens digitais panorâmicas adquiridas com diferentes resoluções*. 2010. Disponível em: <<http://ojs.fosjc.unesp.br/index.php/cob/article/view/154>>.
- [23] SILVA, L. A. U. *Fenotipagem para a eficiência de fósforo em linhagens de sorgo*. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2012. vi, 83 f. : il. p. Disponível em: <<http://repositorio.unesp.br/handle/11449/102834>>.
- [24] RODRIGUES, F. *Fenotipagem e seleção de linhagens de sorgo quanto à eficiência e resposta ao fósforo*. 2010. Disponível em: <<http://repositorio.ufla.br/jspui/handle/1/3589>>.
- [25] ALBUQUERQUE, P. E. P. de et al. Estabelecimento de sítios-específicos experimentais visando imposição e monitoramento de estresse hídrico para fenotipagem de cereais. In: *Circular Técnica 61*. Sete Lagoas, MG: [s.n.], 2005. ISBN 1679-1150. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/489281/estabelecimento-de-sitios-especificos-experimentais-visando-imposicao-e-monitoramento-de-estresse-hidrico-para-fenotipagem-de-cereais>>.
- [26] EPIPHANIO, J. C. N. et al. Índices de vegetação no sensoriamento remoto da cultura do feijão. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v. 31, n. 6, p. 445–454, jun 1996. ISSN 1678-3921. Disponível em: <<https://seer.sct.embrapa.br/index.php/pab/article/view/4503>>.
- [27] KLERING, E. V. et al. Estimativa de Área Cultivada com Arroz Irrigado para o Estado do Rio Grande do Sul a partir de Imagens Modis. *Ciência e Natura*, v. 35, n. 2, p. 126–135, jan 2014. ISSN 2179-460X. Disponível em: <<http://cascavel.cpd.ufsm.br/revistas/ojs-2.2.2/index.php/cienciaenatura/article/view/12567>>.
- [28] PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. *Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação*. Divisão de. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2007. Disponível em: <[http://www.cvmn.com.br/HTML/Arquivos/Sensoriamento remoto/SENSORIAMENTO REMOTO NO ESTUDO DA VEGETA%C7%C3O.pdf](http://www.cvmn.com.br/HTML/Arquivos/Sensoriamento%20remoto/SENSORIAMENTO%20REMOTO%20NO%20ESTUDO%20DA%20VEGETA%C3%93O.pdf)>.

- [29] CARREIRA, J. C. et al. *Técnicas de Sensoriamento Remoto Aplicadas à Análise da Cobertura Vegetal no Município de Ju-Paraná/Ro (1991-2010)*. 2012. 38–43 p. Disponível em: <<http://www.periodicos.unir.br/index.php/rolimdemoura/article/view/548>>.
- [30] SCHERER-WARREN, M. *Metodologia para a construção de séries temporais de evapotranspiração por técnicas de sensoriamento remoto*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, dec 2011. Disponível em: <<http://repositorio.unb.br/handle/10482/10982>>.
- [31] MARCUSSI, A. B. et al. *Utilização de índices de vegetação para os sistemas de informação geográfica*. 2010. 41–53 p. Disponível em: <<http://www.seer.ufu.br/index.php/caminhosdegeografia/article/view/16000>>.
- [32] FERREIRA, F. M. et al. *Relações Fenotípicas e Genotípicas entre Componentes de Produção em Cana-De-Açúcar*. Campinas: [s.n.], 2007. 606–610 p. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/brag/v66n4/10.pdf>>.
- [33] MACHADO, C. T. D. T.; FURLANI, A. M. C.; MACHADO, A. T. *Índices de Eficiência de Variedades Locais e Melhoradas de Milho ao Fósforo*. Campinas - SP: [s.n.], 2001. 225–238 p. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/%0D/brag/v60n3/a10v60n3.pdf>>.
- [34] LIMA, J. R. de et al. *Comparação de Histogramas de Imagens Digitais para Determinação de Similaridade em Sementes de Milho*. 2012. Páginas 106–112 p. Disponível em: <<http://www.revistaret.com.br/ojs-2.2.3/index.php/ret/article/view/127>>.
- [35] JR., D. G. S. et al. *Image processing to assess the spatial variability of weeds in no-tillage*. 2011. Disponível em: <<http://www.seer.ufu.br/index.php/biosciencejournal/article/view/8098>>.
- [36] ARANHA, J. A. M.; DIAS, A. M.; ARANHA, C. P. M. *Aplicação da Visão Computacional no Agronegócio*. 2014. Disponível em: <<http://periodicos.uems.br/novo/index.php/ecaeco/article/view/4206>>.
- [37] MAJIC, I. *Urban vegetation detection using georeferenced video captured by modified GoPro camera*. 2016.
- [38] CAIERÃO, E. et al. History of wheat cultivars released by Embrapa in forty years of research. *Crop Breeding and Applied Biotechnology*, Crop Breeding and Applied Biotechnology, v. 14, n. 4, p. 216–223, dec 2014. ISSN 1984-7033. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1984-70332014000400002&lng=en&nrm=iso&tlng=en>.
- [39] TRIGO - BRS Parrudo - Portal Embrapa. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-produtos-processos-e-servicos/-/produto-servico/813/trigo-brs-parrudo>>.
- [40] DIDONET, A. D. et al. *Realocação de nitrogênio e de biomassa para os grãos, em trigo submetido a inoculação de Azospirillum*. 2000. 401–411 p. Disponível em: <<http://seer.sct.embrapa.br/index.php/pab/article/view/5767>>.

- [41] De Melo Júnior, R. P. et al. Qual é a influência da cor da luz na fotossíntese? *Caderno Brasileiro de Ensino de Física*, v. 32, n. 1, p. 287, aug 2014. ISSN 2175-7941. Disponível em: <<https://periodicos.ufsc.br/index.php/fisica/article/view/2175-7941.2015v32n1p287>>.
- [42] SILVEIRA, D. C.; BONETTI, L. P.; ROSSLER, G. P. Efeito das ondas de calor na agricultura – safra 2013/2014. *Revista Gestão e Desenvolvimento em Contexto - GEDECON*, v. 1, n. 1, p. 116–132, 2014. ISSN 2318-9150.
- [43] BARBOSA, J. et al. Uso de imagens digitais obtidas com câmeras para analisar plantas. *Revista de Ciências Agrárias*, Sociedade de Ciências Agrárias de Portugal, v. 39, n. 1, p. 15–24, mar 2016. ISSN 0871018X. Disponível em: <http://www.scielo.mec.pt/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0871-018X2016000100003&lng=pt&nrm=iso>.
- [44] PAIXÃO, A. C. d. C. Efeito da luz transmitida através de coberturas coloridas transparentes sobre a mancha-alvo do tomateiro. Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia, 2014.
- [45] NEWMAN, C.; CHRIS. *SQLite*. [S.l.]: Sams, 2005. 313 p. ISBN 067232685X.
- [46] Hosoya Name, M. et al. Metadata Extraction for Calculating Object Perimeter in Images. *IEEE Latin America Transactions*, v. 12, n. 8, p. 1566–1571, dec 2014. ISSN 1548-0992. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7014529/>>.
- [47] FIOREZE, S.; RODRIGUES, J. Efeito da densidade de semeadura e de reguladores vegetais sobre os caracteres morfofisiológicos da folha bandeira do trigo. *Revista Brasileira de Ciências Agrárias - Brazilian Journal of Agricultural Sciences*, v. 7, n. 1, p. 89–96, mar 2012. ISSN 19810997. Disponível em: <http://www.agraria.pro.br/sistema/index.php?journal=agraria&page=article&op=view&path%5B%5D=agraria_y>.
- [48] Ganesan P; RAJINI, V. Assessment of satellite image segmentation in RGB and HSV color space using image quality measures. In: *2014 International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE)*. IEEE, 2014. p. 1–5. ISBN 978-1-4799-3543-7. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6838441/>>.
- [49] SARAI, R. Reconhecimento de Veículos em ambientes externos através do processamento de imagens. *Revista de Engenharia e Pesquisa Aplicada*, v. 2, n. 1, 2016. ISSN 2525-4251.
- [50] SCHWARTZ, B.; ZAITSEV, P.; TKACHENKO, V. *High performance MySQL: Optimization, backups, and replication*. [S.l.]: "O'Reilly Media, Inc.", 2012.
- [51] MAZIERO, M. Eficiência do uso de nitrogênio sobre a produtividade e qualidade tecnológica de cultivares de trigo em distintos sistemas de sucessão.