

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

**DESENVOLVIMENTO DE UMA APLICAÇÃO DE
PROCESSAMENTO DE IMAGENS PARA MONITORAMENTO DA
FLORAÇÃO DO MORANGUEIRO**

Lucas Tonial Scortegagna

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

Orientador: Rafael Rieder

Passo Fundo

2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

A large, empty rectangular box with a thin black border, intended for the entry of International Cataloguing in Publication (CIP) data.

Bibliotecário Responsável

Número do Registro no CRB

Dedico este trabalho a minha mãe Eimi
Maria Tonial Scortegagna “in
Memorian”

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a Deus por estar ao meu lado em todos os momentos de minha vida. A minha mãe Eimi Maria Tonial Scortegagna “in Memoriam”, que sempre sonhou com este dia.

Ao meu pai Edimar Alberto Scortegagna, aos meus irmãos, Augusto Tonial Scortegagna, Matheus Tonial Scortegagna, Daniel Tonial Scortegagna, por sempre me incentivar em todas as decisões profissionais e acadêmicas.

A minha noiva Gêssica Taísa da Silva e seus pais Gilcei Leal da Silva e Tânia Maria Limberger da Silva por me acompanhar desde o começo e nunca deixar desistir, sem este apoio seria mais difícil chegar até aqui.

Em especial, ao meu orientador Doutor Rafael Rieder por nortear-me durante este percurso, sempre disposto a amparar e motivar a qualquer momento. Sem sua orientação o caminho até aqui seria mais árduo.

A Doutora Eunice Oliveira Calvete, professora pesquisadora da faculdade de Ciências Agrárias da UPF e sua orientanda Rosiani Castoldi da Costa, pela disponibilidade na transmissão de conhecimentos sobre a cultura do morangueiro e auxílio na coleta de imagens, colaborando diretamente para o aperfeiçoamento e conclusão deste trabalho.

Enfim, a todos os colegas e professores que de alguma forma contribuíram com a minha formação. Muito obrigado!

DESENVOLVIMENTO DE UMA APLICAÇÃO DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS PARA MONITORAMENTO DA FLORAÇÃO DO MORANGUEIRO

RESUMO

O objetivo deste trabalho é apresentar um estudo sobre o processamento de imagens aplicado a agricultura, a metodologia e o desenvolvimento de um software, chamado berryIP, para detecção de flores de morangueiros. Essa solução oferece ao produtor uma ferramenta capaz de detectar floradas durante o processo de transição do desenvolvimento vegetativo para o reprodutivo da planta, contribuindo para um manejo que visa maior produtividade. O trabalho faz uma análise dos resultados do processamento de um estudo piloto, considerando 134 imagens de morangueiro, e comparando seu desempenho frente à contagem manual de flores. As taxas de acertos e erros relativos obtidos apresentam resultados razoáveis, e mostram que a aplicação ainda carece de evolução. Por outro lado, nota-se que a abordagem é o primeiro passo para a oferta de uma solução de vanguarda para o produtor de morangueiros, e pode ajudá-lo em processos de tomada de decisão.

Palavras-chave: Agricultura, Flores, Processamento de Imagens, Morangueiro, Segmentação.

DEVELOPMENT OF AN IMAGE PROCESSING SOFTWARE FOR MONITORING THE STRAWBERRY FLOWERING STAGE

ABSTRACT

The aim of this paper is to present a study about image processing applied to Agriculture, the methodology and the development of software named berryIP, in order to detect strawberry flowers. This solution offers the farmers a tool capable of discovering flowers during the process of transition from vegetative to reproductive growth, contributing to a management for high productivity. Our approach analyzes the results of the processing of a pilot study, considering 134 strawberry images, and comparing their performance regarding the manual counting. The success rates and relative errors obtained show reasonable results, and reveal that the application still needs evolution. On the other hand, we observed that this approach is the first step to supply an innovative solution for the strawberry farmers, helping them in decision-making processes.

Keywords: Agriculture, Flowers, Image Processing, Strawberry, Segmentation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Imagem reconstruída em 1921 por uma impressora telegráfica	15
Figura 2. Imagem reconstruída a partir de fita perfurada em 1922	16
Figura 3. Vizinhança 3x3 de (x,y)	17
Figura 4. Processo de transformação de uma imagem para níveis de cinza.....	18
Figura 5. Exemplo de transformação de imagem para níveis de cinza	18
Figura 6. Funcionamento de um Sistema Linear	19
Figura 7. Função de transformação que destaca o intervalo $[A,B]$ e reduz o restante ...	20
Figura 8. Exemplo da transformação aplicada	20
Figura 9. Representação dos planos de bits	21
Figura 10. Imagem para exemplo do plano de bits.....	21
Figura 11. Representação dos planos de bits da Figura 10.....	22
Figura 12. Representações em passa-baixa	23
Figura 13. Filtro passa-baixa	23
Figura 14. Filtragem espacial passa-baixa.....	23
Figura 15. Representações em passa-alta	24
Figura 16. Filtro passa-alta	24
Figura 17. Filtragem espacial passa-alta.....	25
Figura 18. Correlação entre grandezas: DRM x DRPR.....	26
Figura 19. Etapas do pré-processamento	27
Figura 20. Resultado da segmentação	27
Figura 21. Resultado da eliminação de objetos indesejáveis.....	28
Figura 22. Processo de recuperação dos danos internos da folha.....	29
Figura 23. Detecção dos pontos de <i>corner</i>	29
Figura 24. Traçado dos seguimentos de retas.....	29
Figura 25. Imagem final	30
Figura 26. Quantificação da área foliar danificada.....	30
Figura 27. Imagem adquirida do <i>scanner</i>	31
Figura 28. Resultado da aplicação do filtro da mediana.....	32
Figura 29. Resultado da segmentação	32
Figura 30. Processo de interpretação	33
Figura 31. Relação entre os métodos comparados	33

Figura 32. Erro máximo de cada método	34
Figura 33. Fluxograma do Processamento de Imagens [25].	35
Figura 34. Resultado do Processamento de Imagens [25].....	36
Figura 35. Resultados do processamento de imagens [26].....	37
Figura 36. Amostras de fileira de pomar onde as fotos foram capturadas para análise [27].	38
Figura 37. A imagem original (a), a imagem binária com limiar 150 (b), e a imagem binária com limiar 250 (c) [27].	39
Figura 38. Exemplos de imagens de flores (a), esqueletos das respectivas flores (b), e os pontos extremos e de junção marcados nos esqueletos [28].	40
Figura 39. Uma visão geral do processo de segmentação de imagens para classificação automática de flores [32].....	41
Figura 40. Exemplos de flores do morangueiro	43
Figura 41. Ambiente de desenvolvimento – Unity.....	44
Figura 42. Exemplo de aplicação da RA, adaptado de Azuma [33].....	44
Figura 43. Aplicação de técnica de <i>thresholding</i>	46
Figura 44. Aplicação da técnica de remoção de áreas extremas.	46
Figura 45. União de áreas próximas.	47
Figura 46. Câmera IP instalada.	48
Figura 47. Smartphone utilizado para captura das imagens.	49
Figura 48. Tela: Seleção de imagem	49
Figura 49. Processar e Abrir imagem	50
Figura 50. Saída da Aplicação.....	51
Figura 51. Gama de cor do primeiro teste	52
Figura 52. Melhor e pior caso do primeiro teste.....	53
Figura 53. Gama de cores do segundo teste.	54
Figura 54. Melhor e pior caso do segundo teste.	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Melhor e pior caso do primeiro teste	53
Tabela 2. Melhor e pior caso do segundo teste.....	54

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	12
2. PROCESSAMENTO DE IMAGENS	15
2.1. DEFINIÇÃO	15
2.2. PRINCIPAIS MÉTODOS, TÉCNICAS E FILTROS	16
2.2.1. Domínio Espacial	17
2.2.2. Domínio de Frequência	18
2.2.3. Fatiamento de níveis de cinza	19
2.2.4. Fatiamento de planos de bits	20
2.2.5. Filtros passa-baixa	21
2.2.6. Filtros passa-alta	24
2.3. APLICAÇÕES NA ÁREA AGRÍCOLA.....	25
3. TRABALHOS RELACIONADOS	35
4. MATERIAIS E MÉTODOS	42
4.1. DEFINIÇÃO DOS PADRÕES DE DETECÇÃO	42
4.2. FERRAMENTAS DE DESENVOLVIMENTO	43
4.3. MÉTODO ADOTADO PARA O PROCESSAMENTO DE IMAGENS	45
4.4. EQUIPAMENTOS	47
4.5. APLICAÇÃO BERRYIP	48
5. RESULTADOS E DISCUSSÕES	52
6. CONCLUSÕES.....	57
REFERÊNCIAS	59

1. INTRODUÇÃO

O uso de recursos computacionais na cultura do morangueiro ainda é recente, e basicamente tem duas frentes: processos de automação da colheita do fruto utilizando hardware, e previsão de doenças utilizando modelos de simulação em software.

Sistemas autônomos de coleta de morango, baseados em robôs coletores, utilizam técnicas de visão computacional e de processamento de imagens para analisar e selecionar os frutos maduros para colheita [1] [2] [3] [4] [5]. As abordagens apresentam robôs com, no mínimo, duas câmeras e uma unidade de análise de imagens que define o comportamento do equipamento, como seleção do fruto, definição espacial de corte e movimento de pinças, garras ou tesouras do fruto até o recipiente coletor. Além disso, as soluções monitoram o deslocamento do equipamento em solo ou em bandejas suspensas. De acordo com Hayashi *et al.* [4], máquinas apresentam resultados promissores com taxas de precisão de 60% na detecção do pedúnculo e 80% na detecção da maturidade do fruto. Porém, ainda precisam aperfeiçoar as taxas de colheita (41,3% de precisão) e o tempo de execução (em média, 11,5s para coletar um único fruto).

Em relação ao emprego de modelos de simulação à cultura, as soluções existentes consideram a aplicação de variáveis climáticas, como umidade relativa e temperatura, para o prognóstico de possíveis riscos à cultura, como pode ser visto em Mackenzie e Peres [6] [7] e Pavan, Fraisse e Peres [8]. Essas aplicações basicamente utilizam modelos de predição da incidência de doenças como a Anthracnose e a Botrytis, recomendando uma prévia aplicação de fungicidas à cultura.

Nesse contexto, nota-se a carência de trabalhos direcionados ao monitoramento e detecção de estádios de crescimento da planta utilizando técnicas de visão computacional ou de processamento de imagens. Logo, uma aplicação que detecte as flores em áreas de cultivo do morango, por exemplo, é inovador. Câmeras, por exemplo, podem capturar fotos da cultura para que uma aplicação, posteriormente, verifique, detecte e apresente os padrões de flores encontrados após análise e do processamento das imagens. A contagem de flores e dados como posição e dimensão de cada flor, extraídos das imagens originais, podem ser apresentados como marcações virtuais sobre as imagens resultantes, e mostradas em qualquer dispositivo de visualização. Essas informações podem ser úteis, porventura, para estimar a produção e as propriedades nutricionais, bem como orientar o manejo e aplicação de químicos.

Segundo a FAO (2013) [9], a produção mundial de morango vem aumentando nos últimos 40 anos, passando de um milhão de toneladas nos anos 1970 para sete milhões de toneladas em 2013. No Brasil, a área de cultivo do morangueiro é ainda considerada pequena (~380 hectares), quando comparada a outros países da América do Sul, como Argentina (~1052 hectares) e Chile (~1685 hectares).

Independentemente do local de produção, Sanhueza *et al.* (2005) [10] destacam que o interesse pelo cultivo do morango é devido à elevada rentabilidade da cultura, ao amplo conhecimento e aceitação da fruta pelo consumidor e pela diversidade de opções de comercialização e processamento do morango. Tomita (2004) [11] afirma que a alta rentabilidade econômica (aproximadamente 224%) tem despertado interesse em comparação com outras como milho e soja. De acordo com Andrigueto e Kososki (2004) [12], a cultura desempenha também função social importante, devido à grande absorção de mão de obra em propriedades de base familiar.

No entanto, Radin (2006) [13] destaca que o morango figura entre as espécies de maior sensibilidade a pragas e doenças, e tem alta perecibilidade. Logo, é importante que o produtor adote medidas contínuas de manejo para que a fruta seja produzida com a aparência e a produtividade capazes de lhe proporcionar lucro. Entre estas medidas, está o uso equilibrado de pesticidas para controle de fungos e bactérias e o monitoramento da transição entre os períodos vegetativo e reprodutivo.

Com relação ao uso de químicos no morangueiro, sabe-se que seu indiscriminado e sem critérios pode originar problemas na rentabilidade do produtor. Entre eles, podem-se destacar o aumento no custo do produto, a redução da qualidade da fruta, o risco de contaminação do meio ambiente e da saúde, e a rejeição do consumidor final a um produto “não orgânico”.

O monitoramento dos estádios fenológicos do morangueiro pode ajudar no manejo fitossanitário, minimizando ou eliminando o uso de agrotóxicos. Além disso, conhecer a fenologia é importante para definir o escalonamento da produção e ampliar o período de safra [14]. Nesse contexto, a primeira floração é uma das principais fases de crescimento da planta, pois marca o início do período reprodutivo da planta. Considerando Antunes *et al.* [15], essa etapa congrega os estádios fenológicos de aparecimento do botão floral, aparecimento das pétalas e flores completamente abertas, respectivamente. De acordo com Hortynski *et al.* [16], as dimensões da flor influenciam no tamanho final do fruto, uma vez que o morango é um receptáculo floral desenvolvido.

Combinado ao manejo está o desejo do agricultor de produzir mais com qualidade, uniformidade e sem danos ao meio ambiente, com cultivo em diferentes épocas do ano. E uma das formas de alcançar estas metas é por meio da adoção de tecnologias ao processo de cultivo.

Uma aplicação com fins de monitoramento do estágio do morangueiro pode, por exemplo, alertar o produtor sobre o primeiro florescimento da cultura, indicando a transição entre períodos vegetativo e reprodutivo. Além disso, conforme Antunes *et al.* [15], a análise da primeira florada é importante, pois é nesse estágio a planta apresenta flores com maiores dimensões em comparação aos florescimentos seguintes, o que é um indicador de frutos maiores, mais desenvolvidos e de melhor qualidade.

Levando em consideração o contexto apresentado, este trabalho apresenta o desenvolvimento de um sistema de processamento de imagens para monitorar a floração da cultura do morangueiro.

A abordagem contemplou o estudo de padrões de imagem das primeiras flores do morango e de trabalhos correlatos, com o intuito de definir o formato de detecção das flores do morangueiro. Como consequência, obteve-se um software registrado (berryIP) que implementa técnicas de segmentação de imagem, operações de pixels vizinhos e detecção de contornos sobre fotos de morangueiros em início de floração. O estudo também faz uma análise dos resultados do processamento, comparando seu desempenho frente à contagem manual de flores.

2. PROCESSAMENTO DE IMAGENS

2.1. DEFINIÇÃO

Conforme Marques Filho e Vieira Neto [17], processar imagens consiste em capturar informações contidas nas imagens para facilitar a interpretação humana.

Segundo Gonzales *et al* [18], o fascínio pelos métodos de processamento digital de imagens deriva do aperfeiçoamento da informação visual para o olhar humano e da percepção das máquinas para os dados processados de cena.

Uma das primeiras aplicações nessa área foi o sistema Bartlane, uma solução para enviar imagens digitalizadas para jornais por meio de cabo submarino entre Londres e Nova Iorque. Estas imagens eram codificadas por um equipamento especializado, transmitidas e reconstruídas por uma impressora telegráfica no receptor. Este processo reduziu o tempo de transporte das imagens para menos de três horas, sendo que antes passava de uma semana.

A Figura 1 abaixo demonstra um exemplo de imagem que foi codificada, enviada e reconstruída com a impressora telegráfica, em forma de fita codificada.



Figura 1. Imagem reconstruída em 1921 por uma impressora telegráfica

Ao final de 1921 o método exemplificado acima foi abandonado e substituído por uma técnica feita a partir de fitas perfuradas no receptor, baseando-se na reprodução fotográfica. Este método teve uma considerável melhora em comparação ao método anterior, como podemos ver na Figura 2.



Figura 2. Imagem reconstruída a partir de fita perfurada em 1922

Nos anos que se seguiram, os melhoramentos nos métodos citados anteriormente persistiram em conjunto com o nascimento do programa espacial e de computadores digitais de grande porte, chamando atenção ao potencial do Processamento de Imagens (PI). Em 1964 no laboratório Jet Propulsion da Califórnia iniciou-se a utilização das técnicas de processamento para as imagens da Lua geradas pela sonda espacial Ranger 7.

2.2. PRINCIPAIS MÉTODOS, TÉCNICAS E FILTROS

Nos dias de hoje, técnicas de PI são utilizadas para solucionar uma infinidade de problemas. De acordo com Albuquerque *et al* [19], as imagens carregam em seu interior uma determinada informação, podendo estar associada a um fenômeno físico (medida) ou a um conhecimento (nível cognitivo).

O ato de processar uma imagem consiste em transformá-la em um formato passível de extração de informação, partindo de uma imagem ou de uma sequência de imagens. O sistema visual humano (SVH) realiza esse processo de extração de informação de forma natural. Porém ao realizar as mesmas tarefas do SVH com a ajuda de máquinas, percebe-se que a tarefa é extremamente complexa e exige uma compreensão prévia dos conhecimentos humanos. Isto torna o processamento de imagem dependente do sistema em que está associado, não existindo assim, uma solução única para todos os problemas.

Conforme Gonzales *et al* [18], para processar uma imagem é necessário aplicar diferentes técnicas, como as de realce, as quais são básicas para qualquer trabalho relacionado

com o PI. Nas técnicas de realce o resultado é mais adequado para uma aplicação em particular do que a imagem original, pois estas técnicas são dependentes da aplicação. Como exemplo, pode-se afirmar que um método eficiente para o realce de uma imagem de raio X, pode não ser o melhor método para imagens de Marte geradas por uma sonda espacial.

Logo, Gonzales *et al* [18] divide os métodos de realce em duas categorias:

- Domínio Espacial: Faz referência ao plano da imagem e os pixels desta são manipulados de forma direta;
- Domínio de Frequência: Fundamentada na transformada de Fourier.

2.2.1. Domínio Espacial

Refere-se ao conjunto de pixels que formam uma imagem. Os métodos de domínio espacial atuam diretamente nos pixels, e utilizam basicamente a função expressada em $g(x, y) = T[f(x, y)]$, onde:

- $f(x, y)$ refere-se a imagem de entrada;
- $g(x, y)$ refere-se a imagem processada;
- T refere-se a um operador marcado sobre algum vizinho de (x, y) .

Para definir os vizinhos de (x, y) , deve-se utilizar uma subimagem quadrada e centralizada em (x, y) , como pode ser observado na Figura 3.

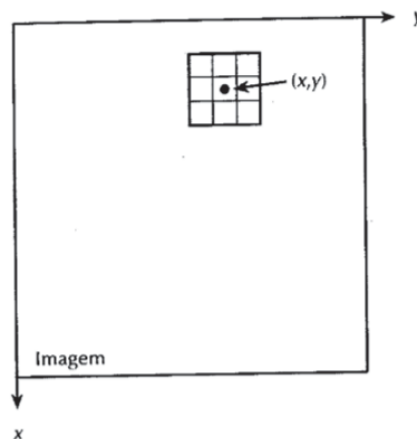


Figura 3. Vizinhança 3x3 de (x, y)

No caso do operador T , em uma forma mais simples, ele serve como uma função para transformar um espectro de cores em um espectro de tons de cinza (mapeamento da imagem) expressado em $s = T(r)$. Dessa forma, s e r representam o nível de cinza de $g(x, y)$ e

$f(x,y)$, como pode ser visualizado na Figura 4. Uma amostra desta transformação com imagens pode ser observada na Figura 5.

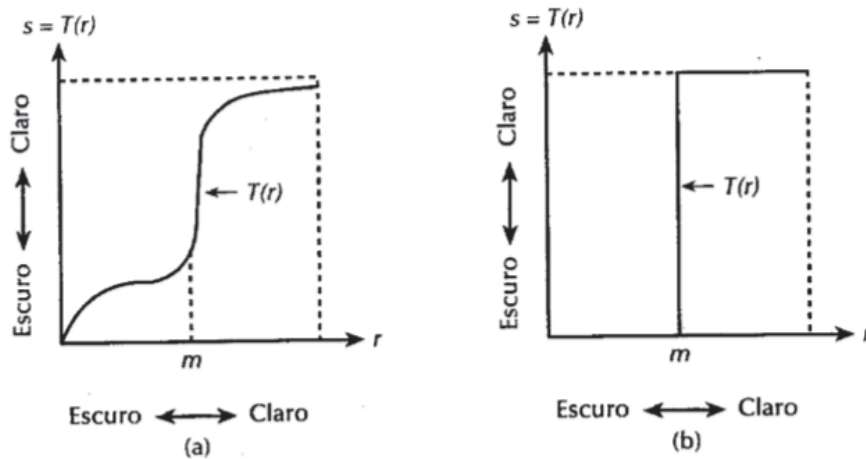


Figura 4. Processo de transformação de uma imagem para níveis de cinza



Figura 5. Exemplo de transformação de imagem para níveis de cinza¹

Supondo que $T(r)$ tem a forma representada na Figura 4, então o resultado da transformação será uma imagem com um contraste maior do que a imagem original, escurecendo os níveis abaixo de m e clareando os níveis acima de m . Esta técnica é comumente chamada de alargamento de contraste.

2.2.2. Domínio de Frequência

É fundamentado no teorema da convolução² e definido pela integral $f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha)g(x-\alpha)d\alpha$. Para obter-se uma imagem formada pela convolução de outra

¹ Fonte: <http://www.tecgraf.puc-rio.br/> (acessado em 11/07/2014)

² Segundo Penha *et al* **Fonte bibliográfica inválida especificada.**, convolução é a operação de filtragem no domínio do espaço.

imagem e um operador linear invariante, tem-se $g(x,y) = h(x,y) * f(x,y)$. Esta configuração mostra que existe uma relação do teorema da convolução com o domínio da frequência, onde vários problemas de realce podem ser expressos por $G(u,v) = H(u,v)F(u,v)$.

Na Figura 6 pode-se visualizar um sistema linear em operação, tendo como objetivo, a partir de uma imagem $f(x,y)$ de entrada, produzir uma imagem $g(x,y)$ de saída. Este sistema realiza a convolução de $h(x,y)$ com a imagem de entrada para produzir a imagem de saída.

Este mesmo resultado pode ser obtido pela multiplicação de $F(u,v)$ por $H(u,v)$ gerando $G(u,v)$. A partir deste processo, aplica-se a transformada inversa de Fourier, obtendo a imagem esperada.

Gonzales *et al* [18] inicia o aprofundamento das técnicas de realce de imagens fundamentas na intensidade de pixels independentes. Neste trabalho, serão citadas apenas as técnicas de “fatiamento de níveis de cinza” e de “fatiamento de planos de bits” em virtude da grande quantidade de técnicas existentes e a limitação de tempo para abordar todas elas.

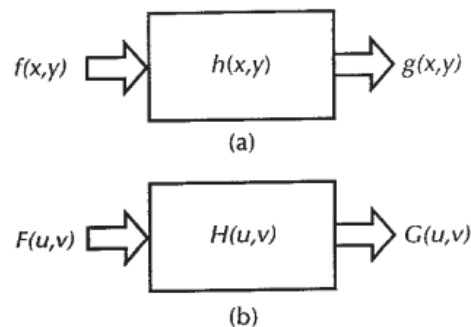


Figura 6. Funcionamento de um Sistema Linear

2.2.3. Fatiamento de níveis de cinza

Esta técnica tem como exemplo de aplicações o realce de anormalidades em imagens de raios X ou de imagens de satélite. As variadas formas utilizadas para realizar esta técnica baseiam-se em duas abordagens básicas.

A primeira abordagem consiste em apresentar um valor baixo para os níveis de cinza fora da faixa de interesse e um valor alto para os níveis de cinza dentro desta faixa, resultando em uma imagem binária. Já a segunda abordagem consiste em manter o fundo e as gradações de níveis de cinza da imagem preservados e clarear apenas a faixa desejada.

Como exemplo para a primeira abordagem, a Figura 7 apresenta a função de transformação binária e a Figura 8 mostra a percepção do resultado desta função, onde a imagem original está localizada na esquerda e o resultado desta transformação na direita.

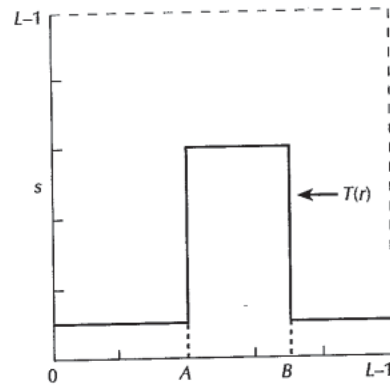


Figura 7. Função de transformação que destaca o intervalo $[A,B]$ e reduz o restante

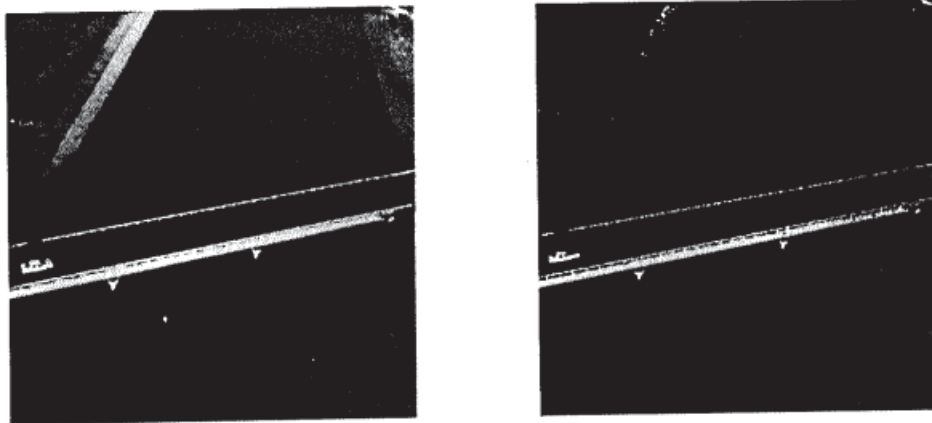


Figura 8. Exemplo da transformação aplicada

2.2.4. Fatiamento de planos de bits

O fatiamento de planos de bits consiste em dar ênfase a transformação de bits específicos para contribuir com a aparência final da imagem. Como exemplo, supõe-se que oito bits representem um pixel de uma imagem e que oito planos de um bit formem esta imagem, os quais variam do plano zero ao bit menos expressivo para o plano sete ao bit mais expressivo. Esta descrição pode ser observada na Figura 9.

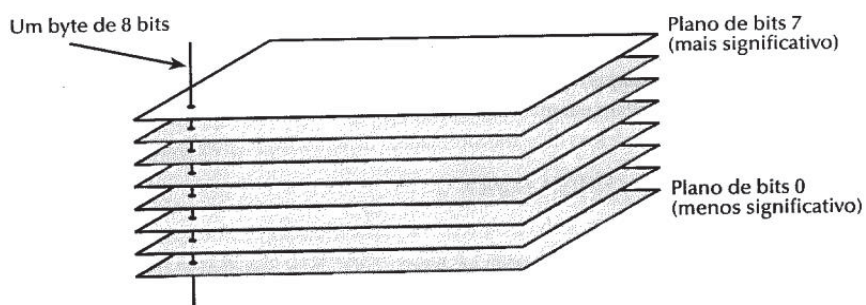


Figura 9. Representação dos planos de bits

Já a Figura 10 e a Figura 11 dão uma ideia mais plausível do uso de plano de bits. Nota-se na Figura 11 que os números nos quadrados representam os planos individuais, variando do bit menos expressivo ao bit mais expressivo. Visualiza-se também que somente os bits mais elevados dispõem de dados visualmente expressivos, já os outros fornecem dados para os menores detalhes da imagem.

Além das técnicas de realce de imagens citadas anteriormente, Gonzales *et al* [18] abordam a utilização de máscaras espaciais para o realce de imagens. Estas máscaras são usualmente chamadas de filtros espaciais. Neste trabalho serão abordados apenas os filtros espaciais lineares passa-baixa e passa-alta por serem filtros básicos.



Figura 10. Imagem para exemplo do plano de bits

2.2.5. Filtros passa-baixa

Também chamado de suavização, os elementos de alta frequência no campo de Fourier são reduzidos ou suprimidos nos filtros de passa-baixa, enquanto os elementos de baixa frequência são mantidos inalterados. Elementos de alta frequência são caracterizados

por detalhes finos das imagens como, por exemplo, as bordas. Ou seja, o resultado de uma aplicação de filtro passa-baixa é o borramento da imagem.

Para implementar um filtro passa-baixa faz-se necessário que o filtro possua todos os coeficientes positivos, conforme demonstra a Figura 12.

A principal condição para um filtro passa-baixa é manter todos os coeficientes positivos. Como exemplo, a estrutura mais simples para um filtro espacial 3x3 é manter uma máscara com coeficientes de valor 1. A solução desta máscara está ilustrada na Figura 13, onde a soma da divisão de R por 9 é normalizada.

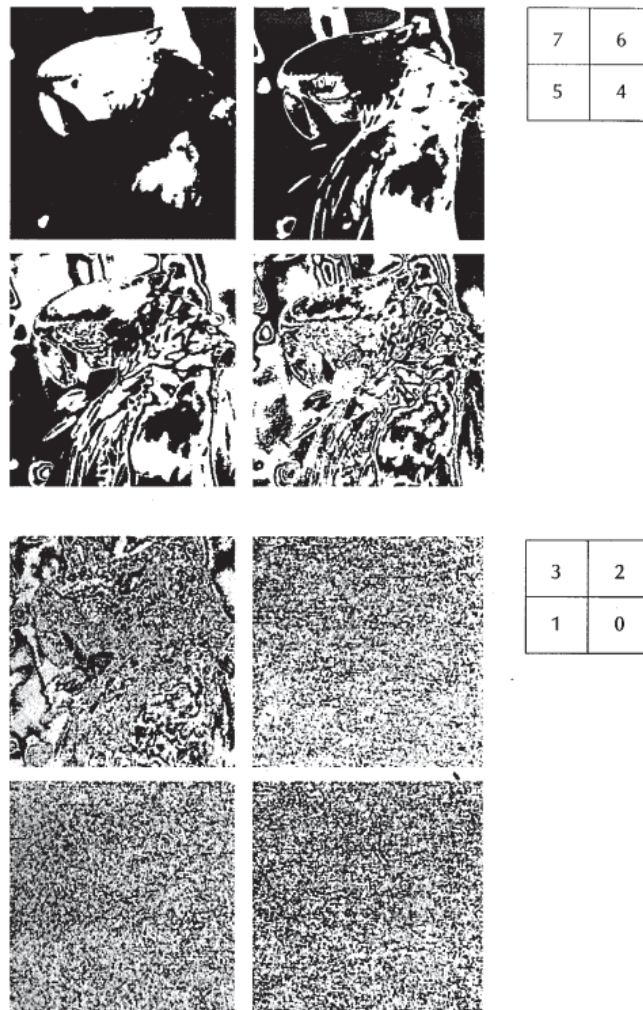


Figura 11. Representação dos planos de bits da Figura 10

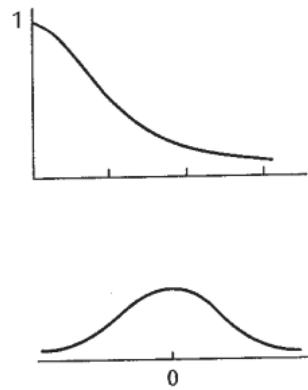


Figura 12. Representações em passa-baixa

$$\frac{1}{9} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Figura 13. Filtro passa-baixa

Para máscaras maiores simplesmente deve-se seguir o mesmo conceito, ou seja, R é a média dos pixels na área da máscara, referenciado como média de vizinhança. A Figura 14 dá um exemplo de filtragem espacial passa-baixa, onde foram aplicadas as máscaras de tamanho $n \times n$, para n igual a 3, 5, 7, 15 e 25.

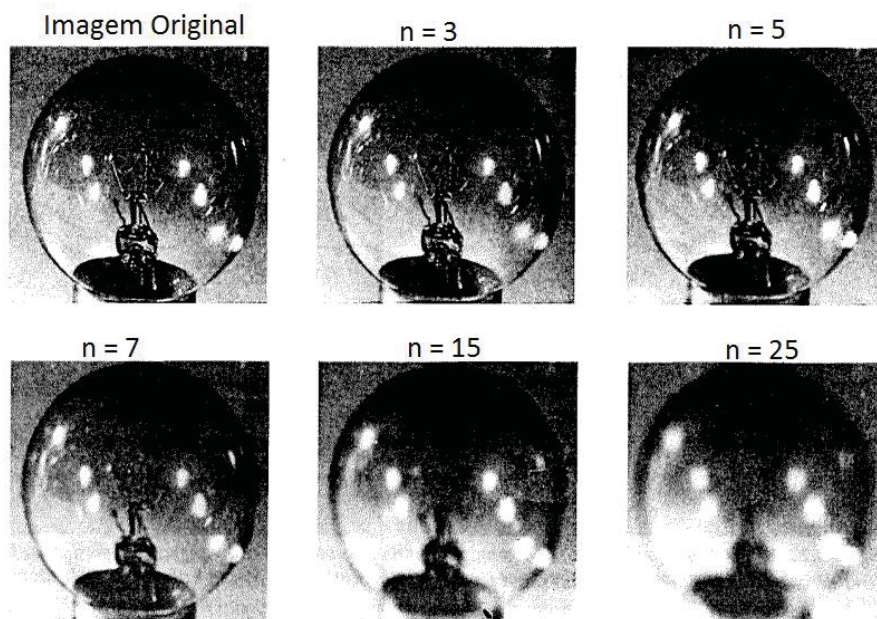


Figura 14. Filtragem espacial passa-baixa

2.2.6. Filtros passa-alta

Os filtros passa-alta ou aguçamento funcionam de forma similar aos filtros passa-baixa, ou seja, os elementos de baixa frequência no campo de Fourier são reduzidos ou suprimidos, enquanto os elementos de alta frequência são mantidos inalterados. Elementos de baixa frequência representam as características que se modificam lentamente nas imagens, como, por exemplo, a intensidade média e o contraste total. Logo, o resultado de uma aplicação de filtro passa-alta é a acentuação das bordas e outros detalhes sutis.

Para implementar um filtro passa-alta faz-se necessário que o filtro possua coeficientes positivos próximos ao centro e na periferia os coeficientes negativos, conforme demonstra a Figura 15.

No caso de uma máscara 3 x 3 para uma filtragem passa-alta, deve-se inserir valores negativos na periferia e um valor positivo no centro, conforme exemplificado na Figura 16. Desta forma o contraste da imagem é reduzido expressivamente, pois os valores médios dos níveis de cinza da imagem são reduzidos para zero, como mostra a Figura 17. Nesta imagem, nota-se um fundo bastante escuro, porém com bordas realçadas.

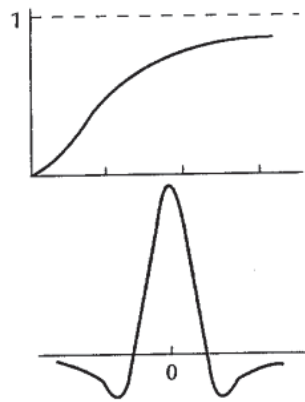


Figura 15. Representações em passa-alta

$$\frac{1}{9} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline -1 & 8 & -1 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array}$$

Figura 16. Filtro passa-alta

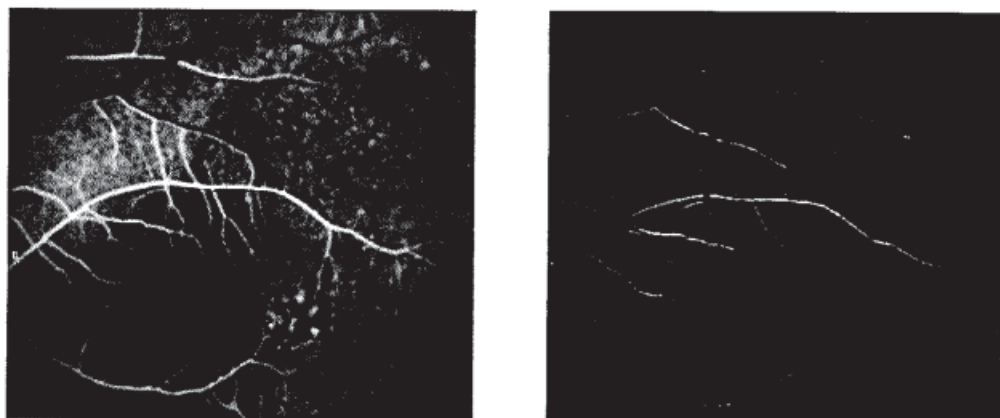


Figura 17. Filtragem espacial passa-alta

2.3. APLICAÇÕES NA ÁREA AGRÍCOLA

De acordo com Albuquerque *et al* [19], diversas áreas encontram no PI um ponto de apoio. Na Medicina e na Física, por exemplo, informações contidas nas imagens podem representar um fenômeno estudado.

Um exemplo de aplicação do PI na área da medicina é o auxílio ao diagnóstico. Segundo Nunes [20], para auxiliar a tomada de decisão referente aos diagnósticos são utilizados sistemas computacionais chamados CAD (sistemas de diagnóstico auxiliado por computador). Entretanto, os sistemas exigem alto desempenho de velocidade e grau elevado de acerto dos resultados, sendo pouco utilizado na prática médica. A fim de extrair informações úteis ao diagnóstico são utilizadas técnicas de PI, além do reconhecimento de padrões e da inteligência artificial. Estas técnicas são aplicadas em imagens médicas derivadas de várias modalidades, como, por exemplo, a radiografia e a ressonância magnética.

De modo similar, aplicações de PI podem ser aplicadas na Agricultura. O trabalho de Fante *et al* [21] demonstra o uso de PI para avaliar a distribuição das raízes de aveia forrageira, fundamental para a análise de sistemas de manejo e melhora da produtividade agrícola. A abordagem utilizou dois métodos, um auxiliado pelo PI e o outro pelo método do anel volumétrico, utilizando grandezas distintas a fim de comparar os dois resultados.

A cultura avaliada foi cultivada sob dois tratamentos distintos referentes a capacidade de água contida no solo, sendo que o primeiro tratamento consiste em 50% da capacidade e o segundo em 80% da capacidade.

A partir de três amostragens do sistema radicular de uma cultura de aveia forrageira, foram retiradas imagens com resolução de 512 x 512 pixels e 256 tons de cinza,

para aplicar as técnicas de processamento utilizando o *software* SIARCS³, além de outras ferramentas. A metodologia aplicada para quantificar as raízes deu-se pela razão entre o número de pixels equivalentes as raízes e o número total de pixels da imagem. Ao analisar os resultados, os autores concluíram como satisfatório o método que teve auxílio do PI, quando comparado aos demais.

Pode-se visualizar na Figura 18 a correlação entre as grandezas DRM (anel volumétrico) e DRPR (PI), estes valores foram obtidos com base em 10 repetições por camada de 10 cm de solo. A imagem da esquerda equivale ao resultado da primeira amostragem com o segundo tratamento, e a imagem da direita equivale ao resultado das três amostragens com os dois tratamentos.

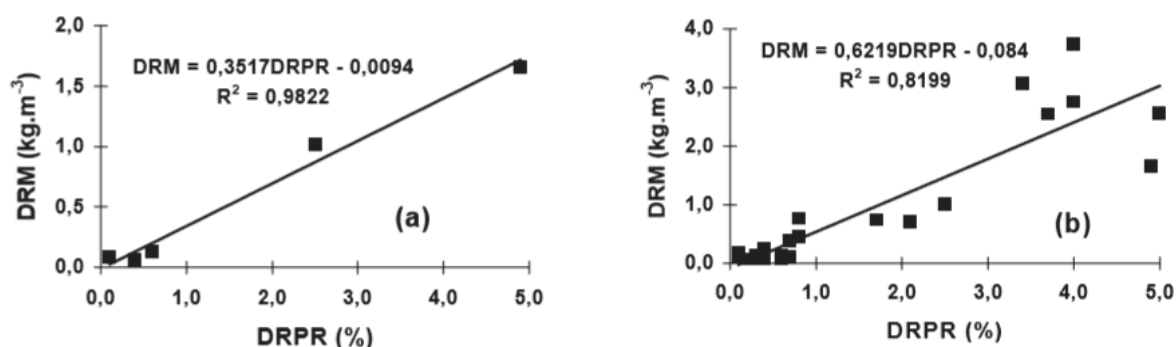


Figura 18. Correlação entre grandezas: DRM x DRPR

Outro exemplo de aplicação é o trabalho de Nazaré Júnior *et al* [22], o qual propõe um método para a quantificação de detecção automática da área foliar da soja danificada, com a utilização de técnicas de PI.

Em primeiro lugar é feito um pré-processamento na imagem seguindo as etapas descritas a seguir. A imagem digital original (A) é convertida de *RGB* (*red, green, blue*), para *HSV* (*hue – alto tom, saturation – alta saturação, value – baixa intensidade*), a fim de eliminar a sombra da folha (B). Para a detecção da sombra neste trabalho, utilizou-se apenas o alto tom (*H*). Em seguida, a imagem é convertida para tons de cinza, diminuindo a quantidade de informações que serão processadas (C). Na sequência, a fim de reduzir os ruídos da imagem, é aplicado o filtro da mediana (D). Estas etapas podem ser visualizadas na figura abaixo conforme sequência, da esquerda para a direita, conversão para *HSV*, conversão para tons de cinza e aplicação do filtro da mediana.

³ Disponível em:

http://www.catalogosnt.cnptia.embrapa.br/catalogo20/catalogo_de_produtos_e_servicos/arvore/CONTAG01_411_911200615045.html

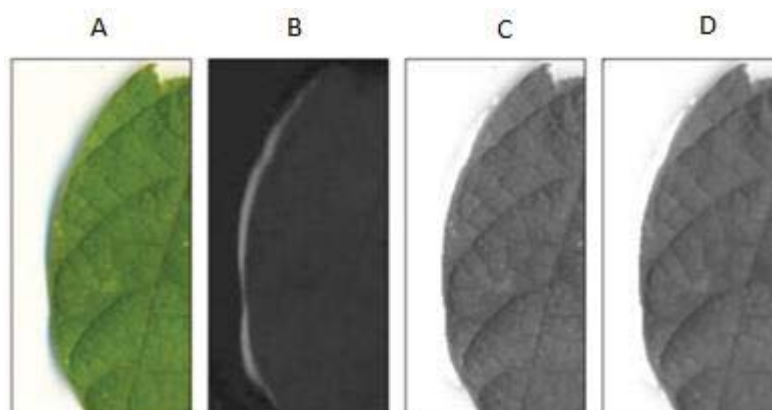


Figura 19. Etapas do pré-processamento

Após o pré-processamento mais cinco procedimentos para processar a imagem são aplicados, na ordem:

- Segmentação;
- Eliminação de objetos indesejáveis;
- Recuperação dos danos internos da folha;
- Reconstituição das extremidades comprometidas;
- Quantificação.

O objetivo da segmentação separa o fundo da imagem da amostra foliar (objeto). Para esta etapa, Nazaré Junior *et al* [22] cita a utilização do algoritmo Otsu [23]. Para aplicar esta técnica os pixels do objeto e do fundo da imagem são distinguidos por um valor chamado de limiar, o qual é calculado pelo algoritmo de forma automática, de tal forma que os pixels com valores acima deste limiar são considerados como fundo da imagem e os pixels com valores abaixo deste limiar são considerados como objeto. Pode-se visualizar o resultado desta operação na Figura 20.

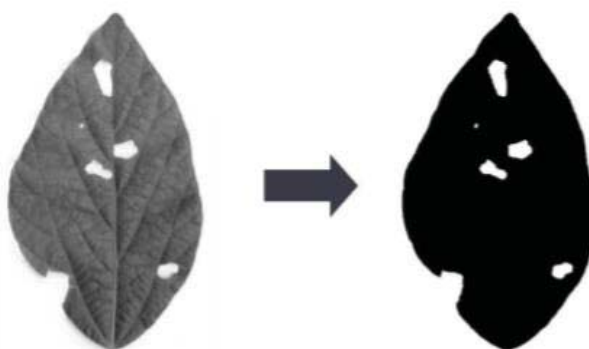


Figura 20. Resultado da segmentação

Para a eliminação de objetos indesejáveis, Nazaré Junior *et al* [22] explica que, mesmo após a segmentação, podem restar indícios de outros objetos que não fazem parte da amostra foliar, como ciscos e pequenos pedaços afastados da amostra. Para esta etapa aplicou-se um algoritmo de rotulação, que tem o objetivo de identificar todos os objetos da imagem e, em seguida, apenas o objeto de maior tamanho não é excluído, ou seja, a amostra foliar que será analisada. Na Figura 21 é apresentado um exemplo da aplicação do algoritmo de rotulação. A imagem da esquerda demonstra a existência de objetos indesejáveis após a segmentação, e a imagem da direita mostra o resultado da eliminação desses objetos.



Figura 21. Resultado da eliminação de objetos indesejáveis

Em seguida é realizada a recuperação dos danos internos da folha, que consiste na formação de um único objeto sólido reconstruindo os danos internos da folha. O mesmo algoritmo de rotulação apresentado na etapa de eliminação de objetos indesejáveis é utilizado, porém para esta etapa somente os objetos conectados à borda da imagem não são reconstruídos, por representarem o fundo da imagem. Pode-se observar na Figura 22 todo o processo de recuperação dos danos internos da folha, partindo da imagem original à esquerda. Na imagem central, as áreas de borda que não serão reconstruídas estão em verde, e as áreas internas que serão reconstruídas estão em vermelho. A imagem da direita mostra o resultado do processo de recuperação dos danos internos da folha.

A quarta etapa, reconstituição das extremidades comprometidas, tem como objetivo reconstituir a borda da amostra foliar. Para isto é necessário realizar primeiro o passo de detecção de *corners* e em seguida a reconstituição da borda. A detecção de *corners* consiste em localizar os pontos da imagem que representam uma alta curvatura, conforme pode ser visto na Figura 23. Para este processo foi utilizado o algoritmo *Canny*.



Figura 22. Processo de recuperação dos danos internos da folha



Figura 23. Detecção dos pontos de *corner*

Após a identificação dos pontos de *corner*, inicia-se a etapa de reconstituição da borda partindo do conjunto dos pontos de *corner* detectados anteriormente é gerado o conjunto $C = \{P1, P2, P3, \dots, Pn\}$. Em seguida é formado um conjunto de segmentos de retas, R , pegando dois a dois os elementos do conjunto. O resultado deste processo pode ser visualizado na Figura 24.



Figura 24. Traçado dos seguimentos de retas

Após efetuar os traçados é aplicado o mesmo algoritmo de rotulação apresentado na etapa de recuperação dos danos internos da folha, gerando a imagem final representada pela Figura 25.



Figura 25. Imagem final

Por fim, a quantificação é a última etapa realizada por Nazaré Junior *et al* [22]. Esta etapa verifica a quantidade de área foliar danificada, conforme mostra a Figura 26. Para tanto, parte-se da imagem segmentada (B) e subtrai-se a imagem final (A), obtendo como resultado a área foliar danificada (C), ou seja, o número de pixels pretos da imagem. Para saber a porcentagem de danos basta dividir o número de pixels pretos da imagem da direita (área danificada) pela imagem da esquerda (imagem final).

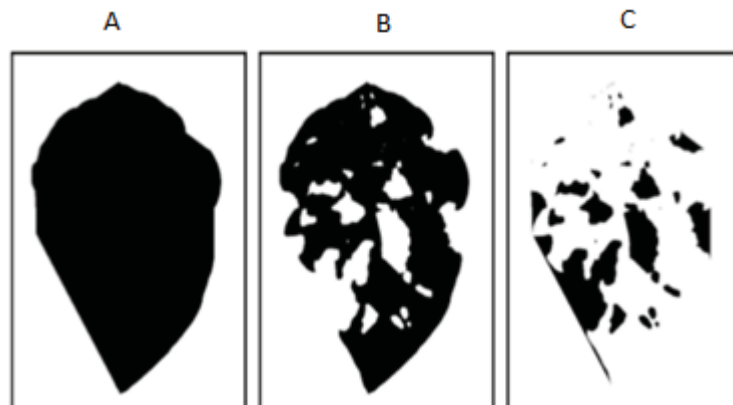


Figura 26. Quantificação da área foliar danificada

A fim de validar o método proposto, Nazaré Junior *et al* [22] construiu uma base com 148 amostras foliares de Soja colhidas aleatoriamente. Em seguida foi feita uma comparação do método proposto descrito acima com o método proposto por Della Mura *et al* [24] e um terceiro método realizado por alunos capacitados em fazer a análise foliar de uma cultura.

Antes de detalhar as conclusões que Nazaré Junior *et al* [22], optou-se em explicar o método proposto por Della Mura *et al* [24], que também é um exemplo de aplicação na área agrícola.

Della Mura *et al* [24] propõem aplicações de técnicas de PI a fim de solucionar problemas relacionados com a cultura de soja. O problema especificado é a detecção de pragas através da observação das folhas, como imperfeições e lesões. Este problema só pode ser detectado por especialistas experientes. Logo, o trabalho sugere um sistema computacional assistido por técnicas de PI, simulando a análise de um especialista na detecção de pragas observando as folhas de soja.

Em primeiro lugar, posicionam-se as folhas de amostra sobre um fundo branco e coletou as imagens utilizando um *scanner*, como mostra a Figura 27.



Figura 27. Imagem adquirida do *scanner*

Após a coleta, Della Mura *et al* [24] dividiu o PI em três partes, na ordem:

- Pré-Processamento;
- Segmentação;
- Interpretação.

No pré-processamento aplicou-se o filtro da mediana, a fim de eliminar pequenos ruídos, como, por exemplo, manchas e nervuras da folha, além de defeitos obtidos durante a coleta das imagens (Figura 28).



Figura 28. Resultado da aplicação do filtro da mediana

Na etapa de segmentação foi utilizado o algoritmo de limiarização automática de Otsu [23], da mesma forma que o trabalho de Nazaré Junior *et al* [22]. O resultado desta etapa pode ser visualizado na Figura 29.



Figura 29. Resultado da segmentação

Por fim é aplicado o processo de interpretação, que consiste na contagem dos buracos que foram causados pela ação da lagarta na folha. Este processo é dividido em três etapas, na ordem:

- Detecção do fundo da imagem: varre-se a imagem para detectar os pixels da cor preta, que representam a folha, ou seja, ao ignorar estes pixels pretos obtêm-se o fundo da imagem;
- Contagem dos pixels brancos: varre-se a imagem a fim de encontrar os pixels brancos, que representam a falha. Em seguida estes pixels são preenchidos;
- Contagem dos buracos: Após efetuar o preenchimento dos pixels brancos é possível determinar a quantidade de buracos e seus respectivos tamanhos.

Na Figura 30 pode-se observar o resultado deste processo. Na imagem da esquerda está a detecção do fundo e na imagem da direita o preenchimento dos buracos.

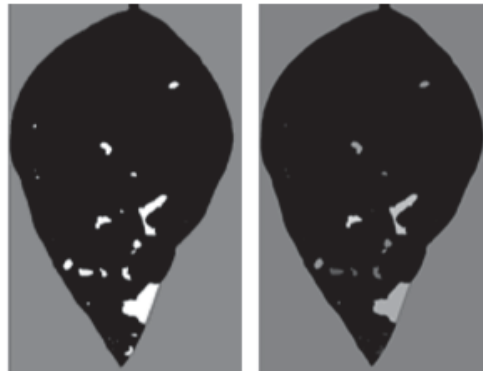


Figura 30. Processo de interpretação

Foram analisadas 50 amostras de folhas de soja e Della Mura *et al* [24] chegaram a conclusão de que esta aplicação proporcionou uma maior exatidão na identificação da área foliar danificada pela lagarta da soja, pois foram observados os seguintes resultados:

- Ao efetuar a análise com a utilização do método proposto em conjunto com o fechamento manual, obteve-se 100% de precisão;
- Ao efetuar a análise com a utilização do método proposto sozinho, obteve-se 13,78% de erro médio;
- Ao efetuar a análise sem a utilização do método proposto, ou seja, manualmente, obteve-se 64,56% de erro médio.

Para comparar o método manual e o método de Della Mura *et al* [24], Nazaré Junior *et al* [22] tomaram o cuidado de utilizar a mesma amostra foliar para os três métodos. Na Figura 31, nota-se que o método proposto por Nazaré Junior *et al* [22] proporciona melhores resultados quanto a área foliar danificada em comparação aos outros métodos. O mesmo resultado é observado na Figura 32, que apresenta em números o erro máximo inferior aos demais métodos.

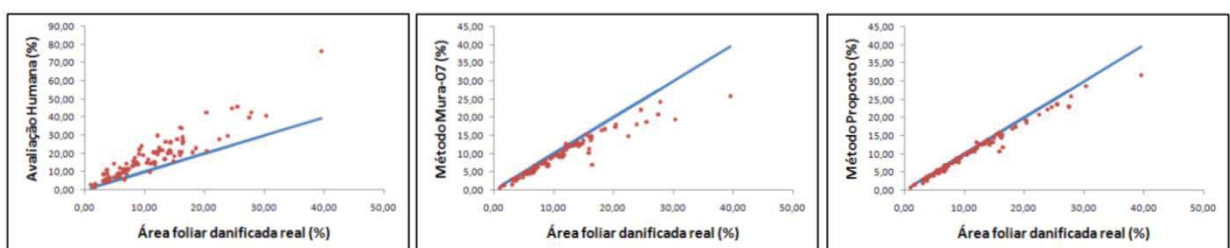


Figura 31. Relação entre os métodos comparados

Método	Valor real	Valor estimado	Erro máximo
<i>Humano</i>	39,54%	76,25%	36,71%
<i>Mura-07</i>	39,54%	25,84%	13,70%
<i>Proposto</i>	39,54%	31,64%	7,90%

Figura 32. Erro máximo de cada método

3. TRABALHOS RELACIONADOS

O trabalho de Thorpa e Dierig [25] apresenta uma abordagem de segmentação de imagem colorida para monitorar a floração da Lesquerella. Esta rosácea é uma planta oleaginosa nativa do sudoeste dos EUA e do norte do México, e está sendo utilizada como uma alternativa ao petróleo em produtos industriais como graxas, lubrificantes e cosméticos.

Os autores afirmam que o início da floração é uma fase crítica no desenvolvimento da Lesquerella e da maioria das culturas agrícolas, pois marcam a transição do desenvolvimento vegetativo para o reprodutivo. Aplicações de câmeras digitais para monitorar a floração da Lesquerella oferecem diversas vantagens sobre o sensoriamento remoto tradicional. As imagens digitais permitem uma abordagem espacial e espectral combinadas para analisar cenas de colheita, enquanto o método tradicional fornece apenas uma mensuração espectral baseada em pontos.

Para esta pesquisa, os autores cultivaram esta rosácea durante os invernos de 2007-2008 e 2008-2009. O monitoramento foi realizado com uma câmera presa a uma estaca, com distância de 200 cm entre a lente e a cobertura da safra. Conforme o crescimento das plantas ocorreu uma variação da altura da estaca entre 200 e 350 cm da superfície do solo. As imagens foram capturadas e convertidas para o formato TIF e transformadas para o padrão HSI (tonalidade, saturação e intensidade), além de outros procedimentos para extração de informações das flores, conforme apresentado no fluxograma da .

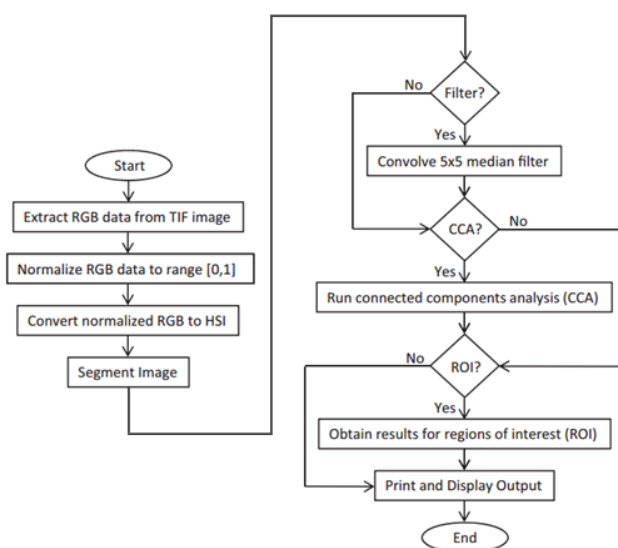


Figura 33. Fluxograma do Processamento de Imagens [25].

O resultado do processamento de imagens pode ser visualizado na Figura 34. A imagem original “a” passa pelo processo de segmentação, resultando na imagem “b”. A imagem “c” apresenta o resultado do processamento de imagens após a aplicação do filtro da mediana, enquanto que a imagem “d” apresenta o resultado da análise de componentes conectados na imagem binária segmentada.

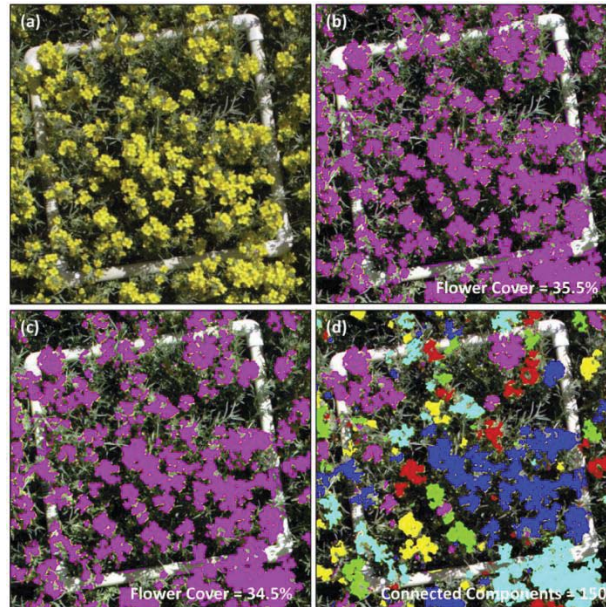


Figura 34. Resultado do Processamento de Imagens [25].

Os autores concluem que o amarelo vibrante das flores de *Lesquerella* permitiu rastrear padrões de florescimento e identificar estádios de crescimento chave, tais como pico e declínio da floração. Esta informação é útil para determinar os tempos ideais de irrigação de corte, aplicação de dessecante, colheita da cultura ou a instalação de caixas de abelha para maximizar a polinização. Como trabalho futuro, sugere-se utilizar técnicas de processamento de imagens para selecionar cultivares que apresentam características de desenvolvimento mais desejáveis.

Kurtulmus e Kavdir [26] apresentam um estudo sobre a detecção de borlas de milho utilizando visão computacional e máquinas de suporte vetorial. Para os produtores garantirem a qualidade de sua produção de milho, são exigidas sementes híbridas entre dois pais consanguíneos. Para atingir este nível de qualidade deve ser feito um monitoramento constante da cultura, a fim de assegurar somente a polinização entre as duas variedades de sementes de milho selecionadas para o seu campo. Este objetivo só é alcançado efetuando a remoção do pendão, que consiste em cortar as borlas das plantas femininas.

O processo de remoção do pendão pode ser realizado manualmente ou com o auxílio de uma máquina para este fim. Apesar de o sucesso destes equipamentos variarem entre 60% a 90%, a meta desejada na maioria das aplicações é de 99%. Devido a este ponto, os autores sugerem um sistema computacional automatizado capaz de auxiliar nesse processo. Para tanto, 46 imagens de uma cultura de milho foram analisadas utilizando técnicas da biblioteca Scikit-image (<http://scikit-image.org>). Na sequência foi utilizada uma abordagem baseada na informação de cor aliada ao aprendizado de máquina, operações morfológicas, transformação de distância para extrair localizações de borlas potenciais e eliminação de falsos positivos utilizando forma e textura.

Os resultados do processamento de imagens podem ser visualizados na Figura 35. A partir da imagem original (a) faz-se um processo de binarização (b) utilizando a máquina de suporte vetorial. Em seguida, realizam-se operações de fechamento (c) e abertura (d) sobre a imagem binária, antes de aplicar a limiarização (e) e definir o mapa de distância (f). Sobre as duas últimas imagens, definem-se os potenciais locais de borla (g) e o resultado final após eliminação de falsos positivos (h), consolidando múltiplas detecções.

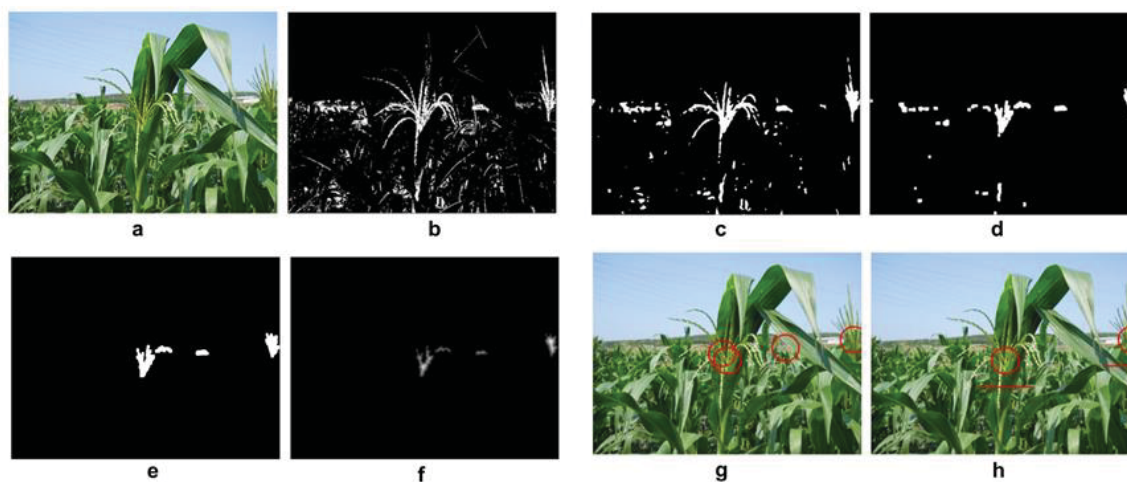


Figura 35. Resultados do processamento de imagens [26].

O trabalho de Aggelopoulou *et al.* [27] apresenta um estudo sobre a previsão de rendimento em pomares de maçã baseado no processamento de imagens. A abordagem tem como objetivo o estudo da variabilidade da densidade de flores em um pomar de maçã, com fim de modelar a relação entre o rendimento do pomar e a densidade de flores. Para tanto, os autores coletaram fotos quando as árvores estavam em plena floração. As imagens foram capturadas em sequência, considerando um processo de amostragem aleatória sistemática uniforme.

A pesquisa foi realizada na região central da Grécia, em 2007, ano sem pragas ou doenças, e clima ideal durante a frutificação. Foram tiradas fotos a cada dez árvores ao longo de cada fileira (Figura 36), na parte central do pomar, deixando de fora as bordas onde o crescimento não é uniforme, contabilizando cerca de 250 fotos. Para garantir a qualidade das fotos foi utilizada uma câmera de 3.2 mega pixels (2018 x 1536 pixels) e posicionado um pano preto atrás das árvores, evitando a interferência da luz solar.



Figura 36. Amostras de fileira de pomar onde as fotos foram capturadas para análise [27].

Em seguida foram selecionadas 113 fotos para análise de processamento de imagens em um algoritmo desenvolvido utilizando a ferramenta Matlab. A análise ocorreu em duas fases, sendo a primeira de pré-processamento (aprendizagem) e a segunda de previsão.

Na primeira fase os pesquisadores utilizaram o histórico de dados disponíveis a fim de encontrar uma base entre o rendimento medido e o valor estimado pelas imagens correspondentes. Na segunda fase as imagens foram convertidas de tons de cinza para binário, tendo como base um limiar definido. Todos os elementos de escala de cinza maior ou igual ao limiar foram substituídos para 1, e os outros elementos por 0, conforme pode-se visualizar na Figura 37.

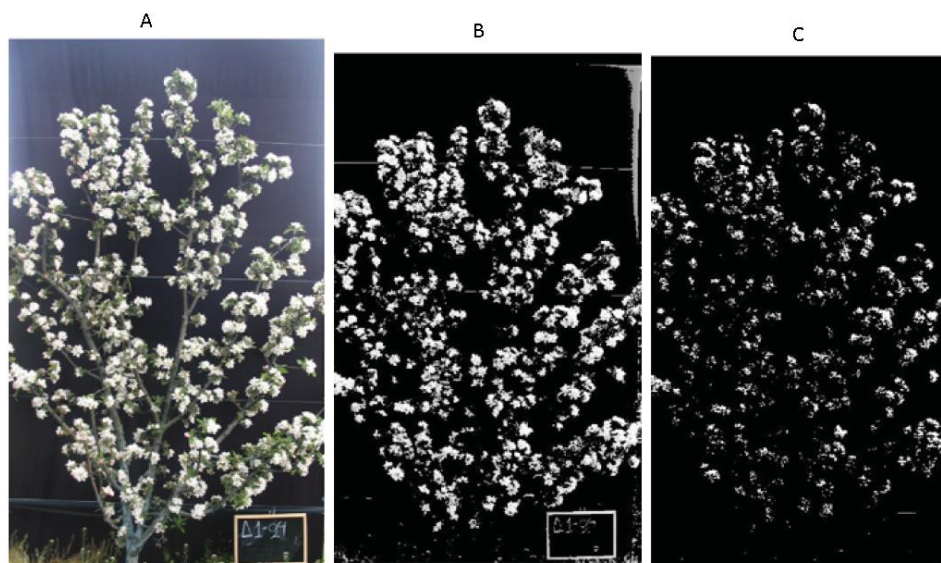


Figura 37. A imagem original (a), a imagem binária com limiar 150 (b), e a imagem binária com limiar 250 (c) [27].

Do total de 113 imagens, 60 delas foram utilizadas como amostragem para desenvolver o modelo, enquanto as 53 restantes foram utilizadas para validar a estimativa de rendimento. Com base nisso foi definido um erro médio resultante de 18,12% e um desvio padrão de 3,47, onde o rendimento de erro previsto foi fixado em 18%.

Comparando o rendimento medido com a estimada pelo processamento de imagens, os autores perceberam semelhança, concluindo que o algoritmo pode ser utilizado para estimar o rendimento do pomar no início da temporada, auxiliando na gestão durante o período de cultivo.

Kumar, Kumar e Guru [28] propõe uma abordagem que utiliza o método de triangulação de Delaunay⁴ para classificação de flores, obtendo o esqueleto das flores a partir da segmentação das imagens, associando-as conforme suas estruturas topológicas espaciais. Para corroborar a eficácia do método foram utilizadas três mil amostras, contendo um conjunto de 30 classes de flores.

O método proposto pelos autores consiste em cinco etapas, sendo elas segmentação, extração de esqueletos, triangulação de Delaunay, representação e classificação de imagens. As flores são segmentadas mesclando as regiões do verticilo e, em seguida, os esqueletos são obtidos utilizando o método *Skeleton Pruning*, proposto por Bai, Latecki e Liu [29]. Os pontos de junção e de extremidade no esqueleto são usados para gerar os

⁴ Processo de subdivisão do espaço em formato de triângulos.

triângulos, representados por meio de abordagem simbólica. Finalmente, o classificador é executado para classificar as flores. A Figura 38 mostra parte desse processo.

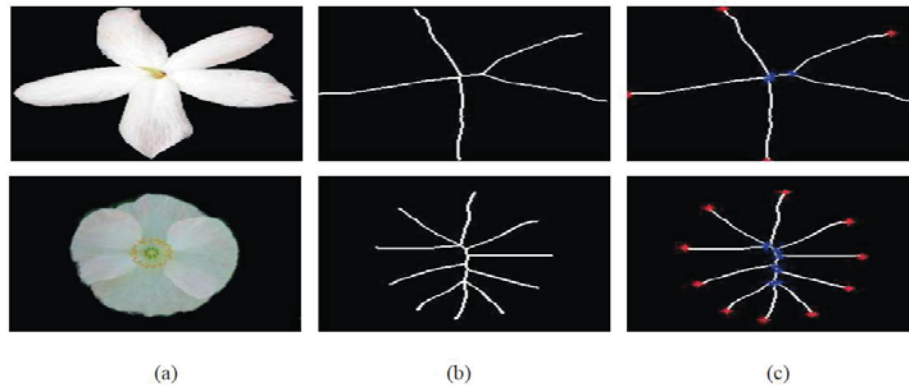


Figura 38. Exemplos de imagens de flores (a), esqueletos das respectivas flores (b), e os pontos extremos e de junção marcados nos esqueletos [28].

A experimentação foi conduzida com o conjunto de 30 classes de flores, utilizando amostras desta base para treinamento da solução. Para tanto, foram criados subconjuntos para cada classe, com 40%, 60% e 80% de fotos sobre o montante existente. Após executar os testes, obteve-se uma precisão média de 79,99%, 86,66% e 93% respectivamente para cada um dos subconjuntos.

Os autores concluíram que foi possível classificar flores com representação simbólica utilizando triangulação, explorando a relação existente entre pontos de junção e extremidades. Esta representação pode ser útil aos produtores de flores e floriculturas, pois reduz o tempo gasto para classificar determinada amostra de flor desconhecida, ou grandes conjuntos.

Cope *et al* [30] apresentam uma revisão de trabalhos que abordam formas de identificação de espécies de plantas utilizando morfometria digital. Eles afirmam que um sistema de identificação de espécies permite que pessoas não especialistas em botânica possam realizar uma importante classificação prévia no campo.

Os autores comentam que a abordagem tradicional para identificação de espécies é o treinamento de especialistas denominados taxonomistas, os quais tem a função de examinar espécies e atribuir rótulos taxonômicos a elas. Entretanto, existe uma carência desses profissionais e um limite de recursos financeiros, que tem levado a um crescente interesse na automação do processo de identificação de espécies.

Com relação à manipulação de flores, os autores relatam que várias espécies de plantas podem ser distinguidas pelo formato das flores ou pelas suas estruturas. Eles também

descrevem que soluções computacionais podem combinar o domínio de conhecimento de plantas de um especialista com características extraídas de imagens, como contornos ou colorações. Dentre os trabalhos relacionados citados nessa revisão, podem-se destacar o trabalho de Das, Manmatha e Riseman [31] para indexação de flores em um banco de dados, e o trabalho de Nilsback e Zisserman [32] para classificação de flores a partir de fotos coloridas (Figura 39). Ambos utilizam técnicas de segmentação de imagens por cor.

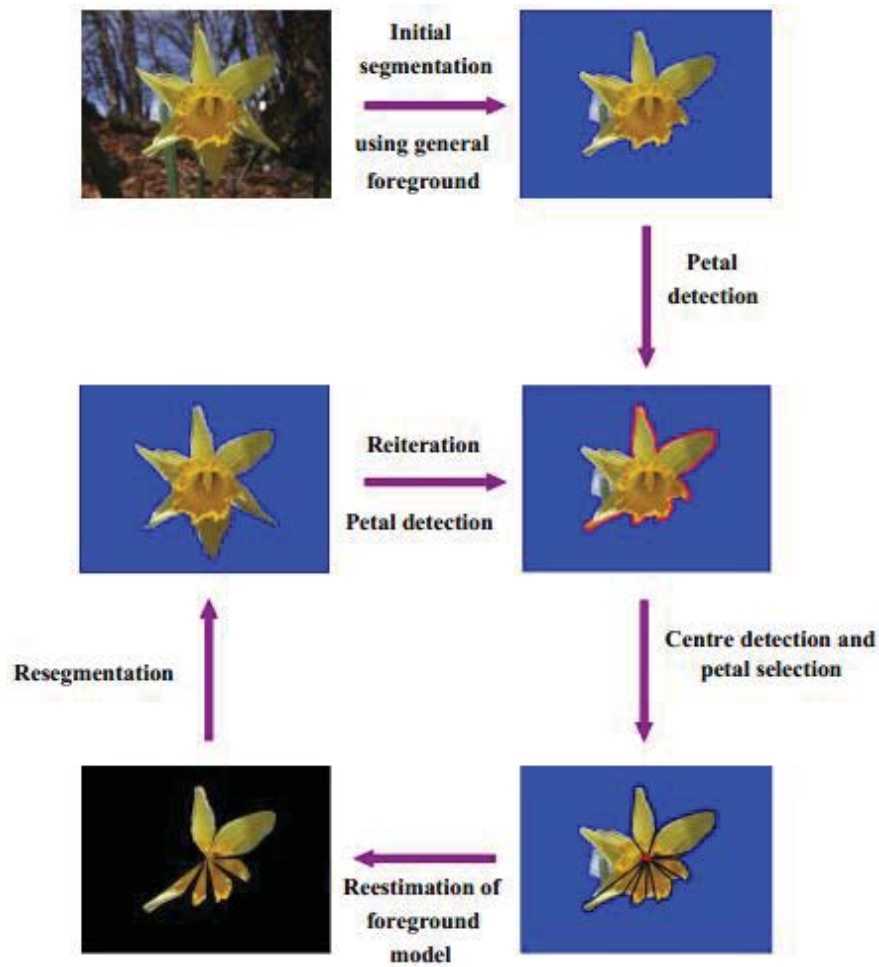


Figura 39. Uma visão geral do processo de segmentação de imagens para classificação automática de flores [32].

4. MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo apresenta os materiais e métodos utilizados para a criação do software de detecção de floração do morangueiro. As próximas subseções apresentam como o programa foi desenvolvido, os padrões adotados, as ferramentas e os equipamentos utilizados, o processo de desenvolvimento dos métodos e a apresentação da aplicação.

4.1. DEFINIÇÃO DOS PADRÕES DE DETECÇÃO

A fim de conhecer a morfogênese do morango e definir os alvos de interesse da planta, este trabalho contou com a colaboração e a orientação de professores e de pesquisadores da Agronomia da UPF. Para esta abordagem, optou-se pelo desenvolvimento de uma aplicação para identificar a primeira floração do morangueiro, pois é o estágio que marca a transição entre os períodos vegetativo e reprodutivo da planta, e é um dos fatores que influencia o tamanho e a qualidade final dos frutos.

Com base nos trabalhos de Thorpa e Dierig [25], Aggelopoulou *et al.* [27] e Nilsback e Zisserman [32], apresentados no Capítulo 3, adotou-se técnicas de segmentação de imagens por cores para a identificação das flores, realizando consultas de padrões por similaridade.

A escolha da segmentação por cores se deu em virtude de as flores do morangueiro apresentar padrões de formação na cor branca e variação de tons de cor amarela. Considerando que as plantas em si apresentam predominância de variação de tons de cor verde, esse procedimento facilita, por exemplo, o trabalho de identificação das flores após o processo de subtração do fundo da imagem.

A sequência de passos para a aplicação das técnicas de processamento de imagens baseou-se nos passos aplicados por Kurtulmus e Kavdir [26] e Thorpa e Dierig [25], apresentados no Capítulo 3.

A Figura 40 apresenta alguns exemplos de imagens de morangueiros considerados nesse trabalho, destacando o padrão das flores nas cores supracitadas e a variabilidade de posição e área destas nas plantas. Como pode ser observado na Figura 40, não existe um padrão único de flores do morangueiro, dificultando o processamento das imagens e aumentando o erro na identificação das flores.



Figura 40. Exemplos de flores do morangueiro

4.2. FERRAMENTAS DE DESENVOLVIMENTO

Para o desenvolvimento da aplicação, utilizou-se os recursos da game engine Unity (<https://unity3d.com>), um motor de desenvolvimento multiplataforma de aplicações como jogos e ambientes virtuais. A Unity foi escolhida por ser uma ferramenta de desenvolvimento com uma vasta documentação e uma comunidade ativa, além de ser gratuita e de domínio dos autores. Ela possibilita a construção de sistemas interativos 2D e 3D, manipulação de imagens e suporte a diferentes dispositivos, como câmeras, óculos de realidade virtual e gamepads, utilizando a linguagem de programação C#. A Figura 41 apresenta o ambiente de desenvolvimento da Unity.

Inicialmente, o projeto de desenvolvimento também previu da biblioteca UART (<https://research.cc.gatech.edu/uart/>), um conjunto de plug-ins para Unity que dá suporte à inclusão de recursos de Realidade Aumentada na aplicação proposta. Conforme Azuma [33], a Realidade Aumentada (RA) permite ao usuário visualizar o mundo real juntamente com objetos virtuais sobrepostos ou em composição a ele. A ideia é dar sensação ao usuário de que objetos virtuais e reais coexistem no mesmo espaço. Na Figura 42 pode-se visualizar um exemplo de aplicação da RA, onde é apresentado uma mesa e um telefone real juntamente com uma lâmpada e duas cadeiras virtuais.

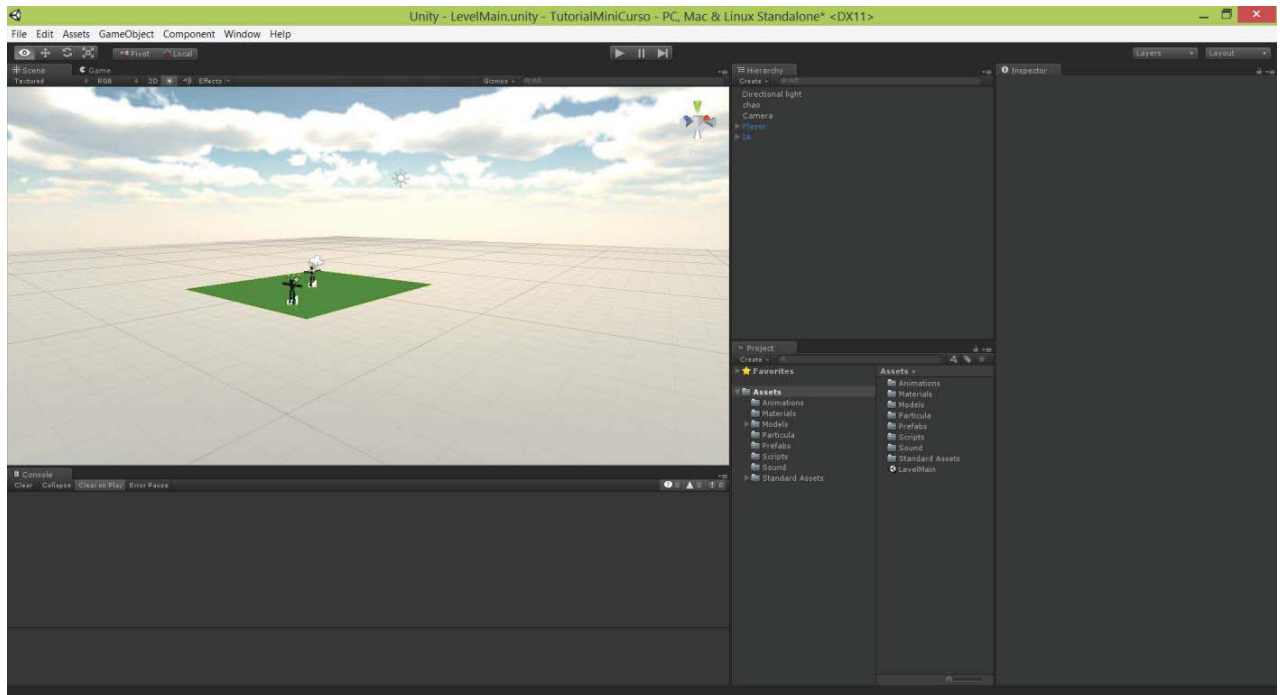


Figura 41. Ambiente de desenvolvimento – Unity.



Figura 42. Exemplo de aplicação da RA, adaptado de Azuma [33].

Partindo desta definição, o objetivo preliminar do trabalho consistia em monitorar a cultura do morangueiro por meio de um sistema de RA, possibilitando ao produtor ou ao pesquisador visualizar em tempo real a cultura. Neste contexto, pretendia-se adicionar informações e alertas relacionados à área em observação, com realces virtuais 3D e dados sobre a produção, com possibilidade de suporte a dispositivos de interação. Entretanto, devido a problemas técnicos com equipamentos durante o desenvolvimento, conforme relata a Seção 4.4, não foi possível desenvolver esse recurso à aplicação.

Com relação aos recursos de processamento de imagens, primeiramente, optou-se pela biblioteca Vuforia (<https://www.qualcomm.com/products/vuforia>), que possui recursos para manipulação de imagens e uma extensão que habilita seu uso na Unity.

De acordo com a empresa Qualcomm, esta biblioteca de visão computacional é compatível com dispositivos móveis e funciona a partir de uma biblioteca de padrões pré-selecionados. Nesse caso, o desenvolvedor deve selecionar e definir os padrões de imagem, enviar para o servidor da biblioteca, e baixar o arquivo contendo informações sobre os padrões detectados na imagem de origem.

Para a detecção do florescimento do morangueiro, esta biblioteca não funcionou conforme o esperado, uma vez que não temos um padrão formal para uma flor de morangueiro (nenhuma flor tem estrutura idêntica a outra flor). Além disso, para certificar sobre seu funcionamento, foram feitos testes com padrões de similaridade, com resultados insatisfatórios.

Outra ferramenta avaliada foi a OpenCV (<http://opencv.org/>), uma biblioteca de visão computacional gratuita, disponível nas linguagens C/C++, Python e Java. Ela dispõe de funcionalidades que encapsulam diferentes técnicas de processamento de imagens e de vídeos para aplicações de tempo real. A biblioteca também possui uma vasta documentação e uma comunidade ativa.

No entanto, a biblioteca não pode ser integrada ao ambiente de desenvolvimento da Unity, pois a mesma não oferece uma extensão para essa game engine em C#. Além disso, considerou-se um tempo curto para desenvolvimento de uma solução própria de integração. De todo modo, os recursos da OpenCV serviram de base para implementação de métodos de processamento de imagens no software proposto.

4.3. MÉTODO ADOTADO PARA O PROCESSAMENTO DE IMAGENS

Para detectar as flores da planta, com base na literatura apresentada no Capítulo 3, foi definido um método de processamento das imagens, que contempla uma sequência de passos para detecção das flores dos morangueiros.

O primeiro passo do método é a aplicação da técnica de *thresholding* (limiarização). Segundo Gonzalez e Woods [18], a limiarização é uma das abordagens mais importantes das técnicas de segmentação de imagens. Ela consiste em particionar o histograma da imagem por um limiar único, ou seja, varrer a imagem pixel a pixel

rotulando-os como sendo do objeto ou do fundo. Este procedimento acaba gerando uma imagem binária, conforme pode ser visto na Figura 43.



Figura 43. Aplicação de técnica de *thresholding*.

Na sequência, aplica-se a técnica de detecção de descontinuidades por pontos e de remoção de regiões muito grandes e muito pequenas. Conforme Gonzalez e Woods [18], a detecção de pontos consiste em medir as diferenças de um ponto central para seus vizinhos, partindo da ideia de que o nível de um ponto isolado é diferente dos seus vizinhos. A segunda etapa desse processo consiste em percorrer os pixels das regiões de interesse encontrados e remover as regiões que apresentam tamanhos muito diferentes do objeto que deseja procurar.

Para este trabalho, definiu-se 300 pixels de área como limite inferior para exclusão de áreas muito pequenas. Por exemplo, uma região com dimensão inferior a 10x30 pixels (3,5x10,6mm) é eliminada do processo. Para remover áreas muito grandes ou absurdas, adotaram-se duas formas de análise. Primeiramente, regiões marcadas como candidatas a flores são excluídas do processo se apresentam falhas internas maiores que 30 pixels – isto é, se em uma imagem binária aparecem pontos pretos contínuos no meio de áreas com pontos brancos. Em seguida, analisam-se as regiões candidatas para saber se elas contemplam, pelo menos, 30% de pixels marcados como parte de uma flor – isto é, se a área está preenchida com 70% de pontos brancos. Caso não esteja, as regiões também são eliminadas. O resultado do uso dessas técnicas pode ser visualizado na Figura 44.



Figura 44. Aplicação da técnica de remoção de áreas extremas.

Em seguida, aplica-se a técnica de união de regiões próximas. Ela consiste no procedimento que percorre as regiões de interesse encontradas e verifica se a distância entre as áreas encontradas é muito pequena. Em caso positivo, considera-se que duas áreas muito próximas podem ser parte do mesmo objeto, e faz-se a união. Para essa abordagem, considerou-se a distância máxima de 1mm (~3 pixels) para ligação de regiões próximas. A Figura 45 apresenta o resultado da aplicação dessa técnica.

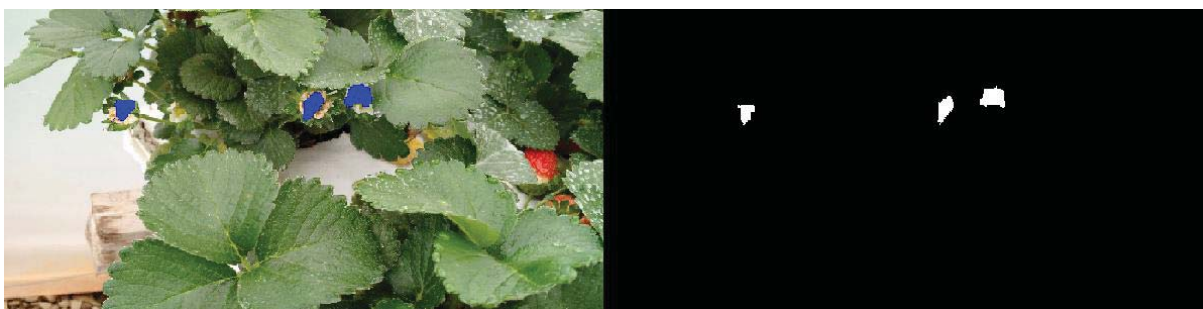


Figura 45. União de áreas próximas.

Por fim, faz-se a análise final da imagem. Esse passo é responsável em contar quantos objetos foram encontrados e contar quantos pixels cada objeto possui (área). As regiões de interesse encontradas são destacadas na imagem original, tomando por referência as características encontradas na imagem binária, e uma nova imagem é gerada.

4.4. EQUIPAMENTOS

Para a captura das imagens a serem analisadas pela solução proposta por este trabalho, definiu-se, num primeiro momento, por um sistema de monitoramento da cultura com câmera fixa, capaz de transmitir remotamente as imagens em vídeo para um computador central realizar o processamento. Além disso, pensou-se em um equipamento de baixo custo, acessível para pequenos produtores ou pesquisadores que desejassem testar a metodologia.

Considerando este cenário, o projeto utilizou uma câmera IP, marca D-Link, modelo DCS 930L, com resolução de 640x480 pixels e 72 pontos por polegada, instalada em uma das estufas de morangueiros da UPF (Figura 46). Desta forma, desenvolveu-se a aplicação com leitura dos dados pela rede local da UPF, e com processamento das imagens realizado em tempo real.



Figura 46. Câmera IP instalada.

Entretanto, esse primeiro ensaio de testes não retornou bons resultados. A baixa qualidade da câmera e a distância que a mesma foi posicionada (cerca de dois metros da cultura) influenciaram na qualidade das imagens e, na maioria dos casos, as flores existentes nas plantas não puderam ser detectadas. Aliado a esse fato, o clima durante o período de coleta de dados (inverno de 2015) não colaborou para uma boa floração das plantas, devido a temperaturas mais elevadas para a época do ano, conforme nota técnica da Embrapa Trigo Passo Fundo [34].

Para contornar esse problema, a captura das imagens para os testes desse projeto se deu por meio de uma câmera de smartphone modelo Moto X, segunda geração (Figura 47), com resolução de 4128x3096 pixels e 72 pontos por polegada. Para manter um padrão de validação, as fotos foram tiradas a uma distância de 30 cm de altura da cultura (visão de topo), com ângulo de inclinação em 0° (variação entre +2 e -2°), em padrão JPEG.

4.5. APLICAÇÃO BERRYIP

A implementação da metodologia em linguagem C#, utilizando os recursos da game engine Unity, permitiram o desenvolvimento da aplicação proposta por esse trabalho, denominado **berryIP**.



Figura 47. Smartphone utilizado para captura das imagens.

A aplicação **berryIP** tem por objetivo ler imagens de um banco de dados, executar o processamento de imagens de acordo com a metodologia de segmentação por cores apresentada na Seção 4.3, identificar e fazer a contagem das flores. Após efetuar o processamento, o software gera arquivos de saída (novas imagens) para facilitar a análise dos dados por parte do usuário.

O uso do programa é simples. Ao iniciar a aplicação, uma janela é apresentada ao usuário, que deve indicar qual o diretório de seu computador que contém as imagens a serem analisadas. Ele deve selecionar uma imagem e pressionar o botão “*Select*”, conforme ilustra a Figura 48.

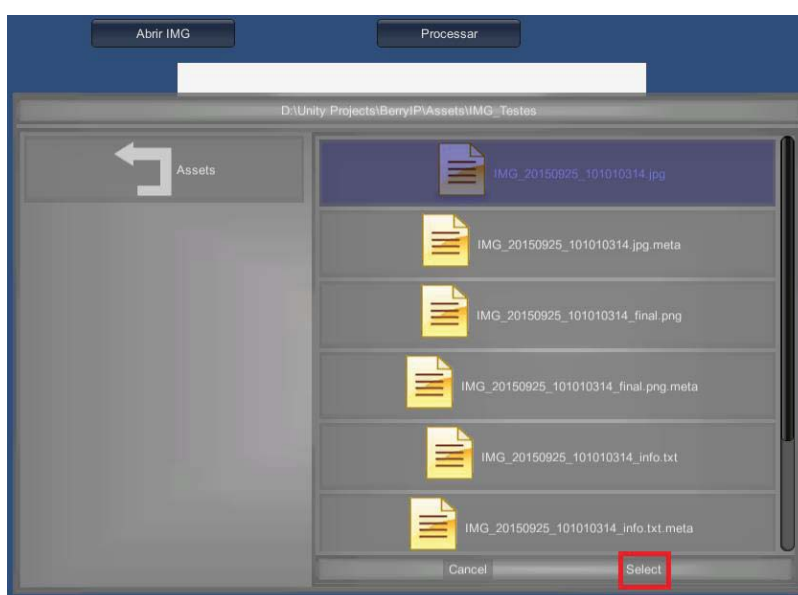


Figura 48. Tela: Seleção de imagem

Ao selecionar a imagem ela é carregada para a aplicação. Em seguida, o usuário pode pressionar o botão “*Processar*” para aplicar os passos da metodologia. Caso o usuário queira carregar uma nova imagem basta pressionar novamente o botão “*Abrir IMG*”, conforme Figura 49.

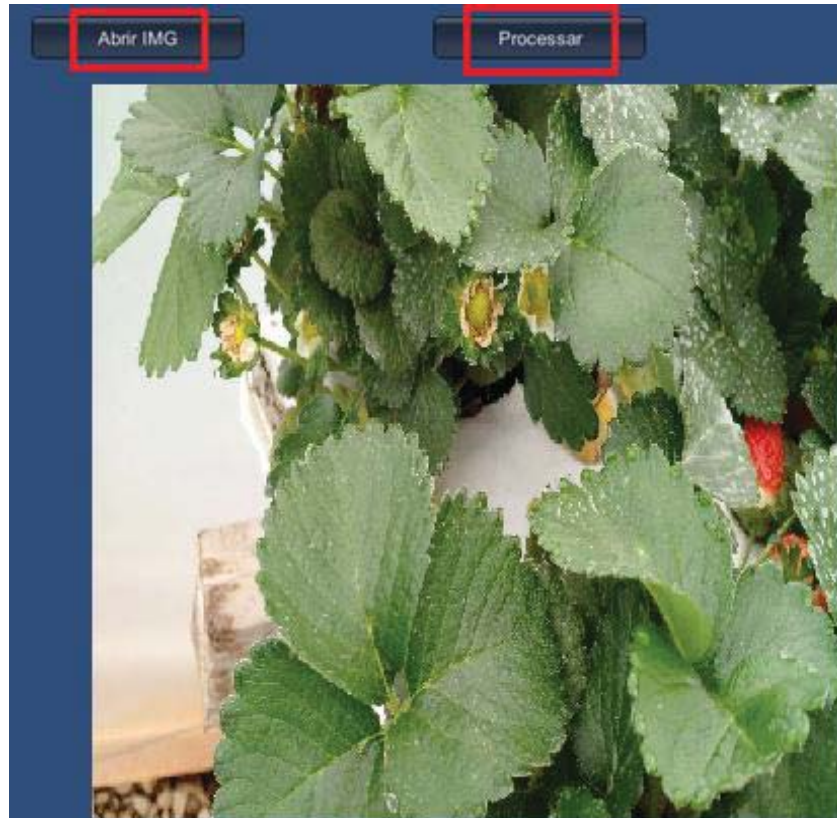


Figura 49. Processar e Abrir imagem

Ao fim de cada processamento, uma nova imagem é gerada e salva automaticamente em novo arquivo, no mesmo diretório de origem. Esta imagem contém marcações em cor azul que identificam onde o software detectou as flores, a quantidade de flores encontrada e a área de cada uma delas, em pixels. A Figura 50 ilustra a imagem gerada após o processamento.



```
#Gerado por berryIP em 1/16/2016 1:45:09 PM  
Quantidade de flores encontradas: 3  
Tamanho da flor 1: 12.33cm  
Tamanho da flor 2: 12.54cm  
Tamanho da flor 2: 21.85cm
```

Figura 50. Saída da Aplicação

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Ao final da etapa de desenvolvimento, a aplicação foi executada para processar um conjunto de 134 imagens de morangueiros coletadas nas estufas de morangueiro da UPF. Foram realizados dois testes sobre as amostras: o primeiro analisou apenas uma gama de cor; e o segundo três gamas de cores. Em seguida, selecionaram-se os resultados das imagens considerando conjuntos com poucas flores ($1 \geq x \leq 3$) e muitas flores ($x \geq 4$).

Para fins de comparação de desempenho, a abordagem considerou o uso de duas fórmulas para cada imagem: taxa de acerto (Equação 1, TA) e erro relativo (Equação 2, ER), gerando valores percentuais. Para tanto, RC significa as flores reconhecidas corretamente pelo software, VE diz respeito ao número exato de flores (contagem manual a partir da imagem), e CA é o total de objetos contados como flor pela aplicação (corretas e incorretas).

$$TA = \frac{RC}{VE} * 100 \quad (1)$$

$$ER = \frac{(CA - RC)}{VE} * 100 \quad (2)$$

Para o primeiro teste, a gama de cor escolhida contemplou o intervalo de cor RGB (255, 255, 0) até RGB (196, 147, 32), conforme pode ser visualizado na Figura 51.

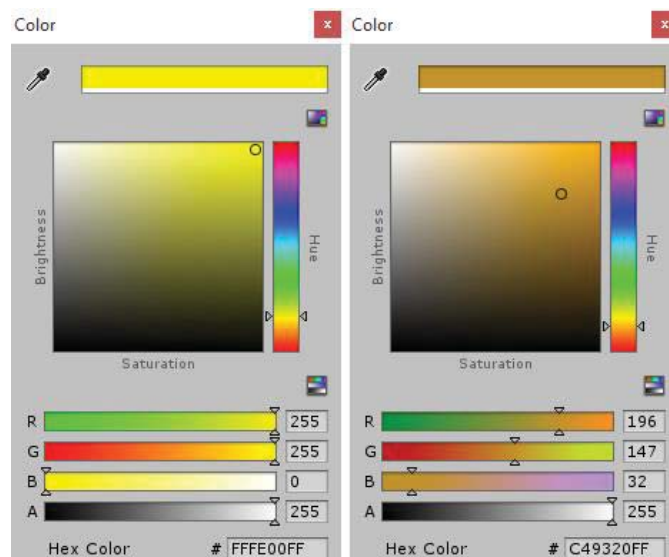


Figura 51. Gama de cor do primeiro teste

Após executar a aplicação com a primeira configuração, obteve-se um resultado razoável. A taxa de acerto média foi de 42,95%, considerado regular, e o erro relativo médio de 0,82%, considerado excelente. Na Tabela 1 e na Figura 52 podem ser analisadas as imagens (ID) com melhor e pior caso, respectivamente.

Tabela 1. Melhor e pior caso do primeiro teste

ID	Contagem manual (VE)	Contagem aplicação (CA)	Reconhecidas corretamente (RC)	Taxa de acerto (TA)	Erro relativo (ER)
18	2	2	2	100%	0%
90	10	1	0	0%	10%



Imagem 18



Imagem 90

Figura 52. Melhor e pior caso do primeiro teste.

No segundo teste, a gama de cor escolhida abrangeu três intervalos de cores: (a) da cor RGB (255, 255, 0) até RGB (196, 147, 32); (b) da cor RGB (255, 255, 0) até RGB (133, 108, 57); e (c) da cor RGB (255, 255, 0) até RGB (196, 177, 54). A Figura 53 mostra as três gamas de cores.

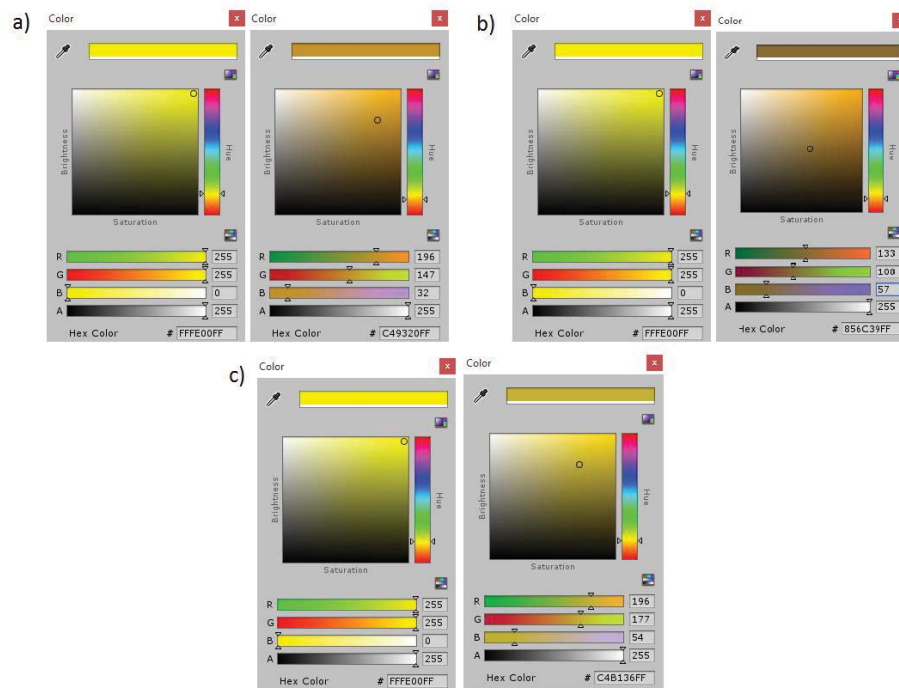


Figura 53. Gama de cores do segundo teste.

Após executar a aplicação com a segunda configuração, obteve-se uma melhoria no reconhecimento das flores, porém com elevação do erro relativo. A taxa de acertos média foi de 54,16%, considerado bom, enquanto que o erro relativo médio foi de 22,56%, considerado regular. Na Figura 52 e na Figura 54 podem ser analisadas as imagens (ID) com melhor e pior caso, respectivamente.

Comparado ao primeiro teste, pode-se perceber que, ao adicionar mais gamas de cores no processo de reconhecimento de padrões, a taxa de acertos do conjunto total de imagens subiu 11,21%, mas a taxa de erros também aumentou para 21,74%.

Tabela 2. Melhor e pior caso do segundo teste

ID	Contagem manual (VE)	Contagem aplicação (CA)	Reconhecidas corretamente (RC)	Taxa de acerto (TA)	Erro relativo (ER)
2	5	5	5	100%	0%
123	1	1	0	0%	100%



Imagem 2



Imagem 123

Figura 54. Melhor e pior caso do segundo teste.

Outra análise realizada foi uma comparação entre dois conjuntos de amostras: um grupo com imagens que continham poucas flores ($1 \geq x \leq 3$; 110 amostras), denominado PF, e outro grupo com imagens que continham muitas flores ($x \geq 4$; 24 amostras), denominado MF.

Nesse contexto, observou-se que o conjunto PF obteve uma taxa média de acertos de 39,42% e erro relativo médio de 0,74% para a primeira configuração, e taxa média de acertos de 45,14% e erro relativo médio de 20,27% para a segunda configuração. Já o conjunto MF apresentou resultados de taxa média de acertos de 3,52% e erro relativo médio de 0,07% para o primeiro teste, e taxa média de acertos de 9,01% e erro relativo médio de 2,28% para o segundo teste.

Na comparação dos conjuntos, pode-se concluir que a quantidade de flores na imagem influencia na precisão de detecção das mesmas por parte da aplicação. Portanto, nota-se que a definição correta de variadas gamas de cores é essencial para o processo de identificação do florescimento do morangueiro, permitindo que a taxa de acertos aumente.

Entretanto, pode-se notar também que a medida que aumenta o número de cores utilizados no processo, o erro relativo aumenta. Logo, entende-se que é preciso melhorar as técnicas de segmentação por cores utilizadas no processo, e/ou incorporar algoritmos de reconhecimento de padrões para treinamento e aprendizado do software na detecção da

morfologia das flores. Este problema era esperado, pois a *engine* Unity não se mostrou adequada ao desenvolvimento de aplicações de processamento de imagens.

Outro problema apresentado pela aplicação diz respeito ao desempenho para processar as imagens. Em média, o tempo de processamento gasto para gerar as imagens e seus resultados foi de, aproximadamente, 10 segundos por imagem. A fim de reduzir este tempo, as imagens foram comprimidas sem perda significativa de qualidade diretamente na *engine* Unity, diminuindo para um tempo de processamento de, aproximadamente, 3 segundos por imagem. Essa escolha pode, de maneira mínima, também ter influenciado nas contagens obtidas pela aplicação.

Com base nos resultados, uma solução de melhoria desta aplicação é o desenvolvimento de um *wrapper*⁵ para acessar bibliotecas prontas de processamento de imagens que, devido ao tempo, não foi possível ser contemplado por este trabalho. Uma alternativa também é o uso de nossa metodologia na construção de uma ferramenta na mesma linguagem que uma determinada biblioteca de processamento de imagens.

Por fim, os resultados obtidos com o desenvolvimento dessa aplicação foram úteis para um primeiro estudo piloto. Apesar da confiabilidade regular, a metodologia adotada para a detecção das flores mostrou-se adequada. Acredita-se que o aprimoramento do software e, futuramente, testes *in loco* com produtores possam contribuir para o avanço da tecnologia e a ampliação das regiões de interesse (como, por exemplo, a detecção de doenças).

⁵ Scripts que permitem acessar classes implementadas em outra linguagem. Por exemplo: Constrói-se um wrapper em C# para acessar uma biblioteca escrita em Java.

6. CONCLUSÕES

O presente trabalho apresentou um estudo sobre o processamento de imagens aplicado a agricultura e o desenvolvimento de uma aplicação para a detecção do florescimento do morangueiro. A pesquisa contou com a participação de pesquisadores da área de Ciência da Computação e Ciências Agrárias da UPF.

Com o processamento das imagens obtidas das plantas de morangueiro foi possível estudar metodologias e desenvolver a aplicação berryIP, o qual destaca-se como principal resultado deste trabalho, desenvolvido para processar e detectar padrões de flores de morangueiro em imagens. A aplicação retorna ao usuário a contagem e as áreas das candidatas a flores encontradas em cada imagem, além de operar a partir de um banco de imagens ou por fotos enviadas por uma câmera conectada a uma rede local. Conforme citado na introdução, a solução proposta foi registrada no Instituto Nacional da Propriedade Intelectual (INPI), sob N° BR512016000021-0, por intermédio da Divisão de Intercâmbio em Ciência e Tecnologia da Universidade de Passo Fundo (UPFTec).

Entende-se que essa aplicação foi o primeiro passo para a oferta de uma solução de vanguarda para o produtor rural, em especial, de morangueiros. Espera-se que sua evolução venha a ajudar o agricultor nas tomadas de decisão, principalmente no monitoramento de pragas e para aumento da produtividade, auxiliando-o no manejo fitossanitário e minimizando ou eliminando o uso de pesticidas.

Por outro lado, a principal dificuldade encontrada no desenvolvimento da aplicação foi o fato da ferramenta Unity não possuir recursos ou não ter suporte a uma biblioteca de processamento de imagens. Isto obrigou a codificação dos métodos para o processamento, consumindo um tempo considerável de pesquisa e de desenvolvimento. Devido a isto, a aplicação não apresentou taxas de acerto satisfatórias (superior a 70%) e erros relativos mínimos (inferior a 10%). Além disso, não foi possível incluir recursos de RA à aplicação, conforme proposto inicialmente, por problemas de qualidade da câmera de monitoramento.

Como trabalhos futuros, pode ser aprimorada com a inclusão de algoritmos de segmentação de imagens que trabalham com bordas, como o Método de Canny e os operadores Prewitt, Sobel e Roberts. Aliado a isto, a seleção da variabilidade de cores desejada e outros algoritmos de segmentação por cor também podem ser adicionados ao software, como a utilização do padrão HSV ao invés do RGB. Outras frentes de trabalho

consideram o acesso aos recursos de bibliotecas gráficas de processamento de imagens, seja por meio de uma ferramenta escrita em outra linguagem de programação, ou pelo uso de *wrappers*. Por fim, recomenda-se a continuidade a proposta de adicionar funcionalidades que envolvam Realidade Aumentada, permitindo maior interatividade à solução.

REFERÊNCIAS

- [1] KONDO, N.; MONTA, M.; HISAEDA, K. Harvesting robot for strawberry grown on annual hill top, 2: Manufacture of the second prototype robot and fundamental harvesting experiment. *Journal of Society of High Technology in Agriculture*, v. 13, p. 231-236, 2001.
- [2] ARIMA, et al. Harvesting robot for strawberry grown on table top culture (part 2): harvesting robot with a suspended manipulator under cultivation bed. *Journal of Society of High Technology in Agriculture (J. SHITA)*, v. 15-3, p. 162-168, 2003.
- [3] HAYASHI, S. et al. Robotic Harvesting Technology for Fruit Vegetables in Protected. *Information and Technology for Sustainable Fruit and Vegetable Production*, p. 227-236, 2005.
- [4] HAYASHI, S. et al. Evaluation of a strawberry-harvesting robot in a field test. *Biosystems Engineering*, v. 105-2, p. 160-171, 2010.
- [5] CUI, Y. et al. Study on strawberry harvesting robot using machine vision for strawberry grown on annual hill top (Part 2)-ripeness judgment and recognition of peduncle using picking camera, and fabrication of the picking hand. *J Jpn Soc Agric Mach*, p. 60-68, 2007.
- [6] MACKENZIE, S. J.; PERES, N. A. Use of Leaf Wetness and Temperature to Time Fungicide Applications to Control Anthracnose Fruit Rot of Strawberry in Florida. *Plant Disease*, v. 96-4, p. 522-528, 2012.
- [7] MACKENZIE, S. J.; PERES, N. A. Use of leaf wetness and temperature to time fungicide applications to control Botrytis fruit rot of strawberry in Florida. *Plant Disease*, v. 96-4, p. 529-536, 2012.
- [8] PAVAN, W.; FRAISSE, C.; PERES, N. Development of a web-based disease forecasting system for strawberries. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 75-1, p. 169-175, 2011.
- [9] FAO. FAOSTAT: Agricultural Production/strawberry. *A Food and Agriculture Organization of the United Nations*, 2013. Disponível em: <<http://faostat.fao.org>>. Acesso em: 30 out. 2015.
- [10] SANHUEZA, R. M. V. et al. Sistema de Produção de Morango para Mesa na Região da Serra Gaúcha e Encosta Superior do Nordeste. *Embrapa*, 2005. ISSN 1678-8761. Disponível em: <<http://sistemasdeproducao.cnptia.embrapa.br/FontesHTML/Morango/MesaSerraGaucha/importancia.htm>>. Acesso em: 20 set. 2014.
- [11] TOMITA, C. K. Cultivo de Morango em Sistema de Agricultura Natural. *Anais do III Simpósio nacional do morango e II Encontro sobre pequenas frutas e Frutas nativas do Mercosul*, 2004. 169-183.
- [12] ANDRIGUETO, J. R.; KOSOSKI, A. R. Desenvolvimento e conquistas da produção integrada de frutas no Brasil. In: _____ *Palestras do Simpósio Nacional do Morango*. [S.l.]: [s.n.], v. 2, 2004. p. 56-68.
- [13] RADIN, B. Implicações do uso de estufa no cultivo do morango. *Anais do III Simpósio nacional do morango e II Encontro sobre pequenas frutas e Frutas nativas do Mercosul*, 2006. 105.

- [14] CALVETE, E. O. et al. Fenologia, Produção e Teor de Antocianinas de Cultivares de Morangueiro em Ambiente Protegido. *Revista Brasileira de Fruticultura*, Jaboticabal, 30, n. 2, 2008. 396-401.
- [15] ANTUNES, O. T. et al. Floração, frutificação e maturação de frutos de morangueiro cultivados em ambiente protegido. *Horticultura Brasileira*, 24, 2006. 426-430.
- [16] HORTYNSKI, J. A. et al. Factors Influencing Fruit Size in Strawberry (*Fragaria ananassa* Duch.). *Euphytica*, 56, 1991. 67-74.
- [17] FILHO, O. M.; NETO, H. V. *Processamento Digital de Imagens*. Rio de Janeiro, Brasil: Brasport, 1999.
- [18] GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Processamento de Imagens Digitais*. São Paulo: Edgard Blücher, 2000.
- [19] DE ALBUQUERQUE, M. P.; DE ALBUQUERQUE, M. P. *Processamento de Imagens: Métodos e Análises*, Rio de Janeiro, Brasil. 12.
- [20] NUNES, F. L. S. Introdução ao Processamento de Imagens Médicas para Auxílio ao Diagnóstico – Uma Visão Prática. In: BREITMAN, K.; ANIDO, R. *Atualizações em Informática*. Rio de Janeiro: PUC-Rio, 2006. p. 452.
- [21] FANTE JR, L. et al. Distribuição do Sistema Radicular de uma Cultura de Aveia Forrageira. *Scientia Agricola*, Piracicaba, v. 56, 1999. ISSN 0103-9016.
- [22] NAZARÉ JÚNIOR, A. C. et al. Detecção Automática da Área Foliar Danificada da Soja através de Imagens Digitais. *XVIII SEIC/UFOP*. Ouro Preto: [s.n.]. 2010. p. 8.
- [23] OTSU, N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS*, v. 9, p. 62-66, Janeiro 1979. ISSN 0018-9472.
- [24] DELLA MURA, W. et al. Detecção automática da área foliar da soja danificada pela lagarta (*Anticarsia gemmatalis*) utilizando processamento digital de imagens. *Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*. Belo Horizonte/MG: [s.n.]. 2007. p. 4.
- [25] THORPA, K. R.; DIERIG, D. A. Color image segmentation approach to monitor flowering in lesquerella. *Industrial Crops and Products*, v. 1, n. 34, p. 1150-1159, July 2011. ISSN DOI: 10.1016/j.indcrop.2011.04.002.
- [26] KURTULMUS, F.; KAVDIR, I. Detecting corn tassels using computer vision and support vector. *Expert Systems with Applications*, v. 41, p. 7390-7397, November 2014. ISSN DOI: 10.1016/j.eswa.2014.06.013.
- [27] AGGELLOPOULOU, A. D. et al. Yield prediction in apple orchards based on image. *Precision Agric*, 2010.
- [28] KUMAR, Y. H. S.; KUMAR, N. V.; GURU, D. S. Delaunay Triangulation on Skeleton of Flowers for Classification. *Procedia Computer Science*, n. 45, p. 226-235, 2015.
- [29] BAI, L.; LATECKI, J.; LIU, W. Y. Skeleton pruning by contour partitioning with discrete curve evolution. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, 29, n. 3, 2007. 449-462.
- [30] COPE, J. S. et al. Plant species identification using digital morphometrics: A review. *Expert Systems with Applications*, n. 39, p. 7563-7573, 2012.
- [31] DAS, M.; MANMATHA, R.; RISEMAN, E. M. Indexing flower patent images using domain knowledge. *IEEE Intelligent Systems*, 14, 1999. 24-33.
- [32] NILSBACK, M. E.; ZISSERMAN, A. Delving into the whorl of flower segmentation. *Proceedings of the British machine vision conference*. [S.l.]: [s.n.]. 2007. p. 570-579.
- [33] AZUMA, R. T. A Survey of Augmented Reality. *Presence: Teleoperators and Virtual*

Environments, v. 4, n. 6, p. 355-385, August 1997.

- [34] EMBRAPA. *Impactos da variabilidade climática extrema na safra de trigo de 2015 no Sul do Brasil*. 2015. 17p.