UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO–USP
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Ingrid Lorena Argote Pedraza

**Sistema de reconhecimento de frutos
em laranjeira doce citrus (L.) Osbeck a
partir de imagens térmicas e lógica
*fuzzy***

Ingrid Lorena Argote Pedraza

**Sistema de reconhecimento de frutos
em laranjeira doce citrus (L.) Osbeck a
partir de imagens térmicas e lógica
*fuzzy***

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Engenharia Mecânica da Escola de Engenharia de São Carlos como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Dinâmica de Máquinas e Sistemas

Orientador: Prof Assoc Marcelo Becker

ESTE EXEMPLAR TRATA-SE DA
VERSÃO CORRIGIDA. A VERSÃO
ORIGINAL ENCONTRA-SE
DISPONÍVEL JUNTO AO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA
MECÂNICA DA
EESC-USP

São Carlos
2015

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

P371s Pedraza, Ingrid Lorena Argote
 Sistema de reconhecimento de frutos em laranjeira
 doce citrus (L.) Osbeck a partir de imagens térmicas e
 lógica fuzzy / Ingrid Lorena Argote Pedraza; orientador
 Marcelo Becker. São Carlos, 2015.

 Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação
 em Engenharia Mecânica e Área de Concentração em
 Dinâmica de Máquinas e Sistemas -- Escola de Engenharia
 de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2015.

 1. Citros. 2. Imagem térmica. 3. Sistemas
 agrícolas. 4. Lógica difusa. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: Engenheira **INGRID LORENA ARGOTE PEDRAZA**.

Título da dissertação: "Sistema de reconhecimento de frutos em laranja doce citrus (L) Osbeck a partir de imagens térmicas e lógica fuzzy".

Data da defesa: 26/10/2015

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Associado **Marcelo Becker**
(Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADA

Prof. Dr. **Rafael Vidal Aroca**
(Universidade Federal de São Carlos/UFSCar)

APROVADA

Dra. **Aida Bebeachibuli Magalhães**
(Pós Douturanda/CNPq)

APROVADA

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica:
Prof. Associado **Gherhardt Ribatski**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Associado **Paulo César Lima Segantine**

Aos meus pais e irmã.
A John pela paciência e compreensão

Agradecimentos

Agradeço ao professor Marcelo Becker pelo seu apoio incondicional e sua incrível capacidade de ajudar a quem precisa, como também pelas suas orientações e aportes ao meu trabalho de pesquisa.

À CITROSUCO, especialmente André Vanucci e ao Helton por sua amabilidade e por fornecer toda ajuda que foi precisa para o desenvolvimento do projeto.

À EMBRAPA, pelo apoio no desenvolvimento do projeto.

A John Faber Archila porque sem seu apoio e compreensão, não teria alcançado esse objetivo com sucesso.

Ao Celso Fernando Tagliaferro, pelas orientações e por compartilhar o seu conhecimento da cultura de citros para comigo.

À CAPES pelo apoio financeiro fornecido para o desenvolvimento da pesquisa.

*“If you can’t fly then run, if you can’t run then walk, if you can’t walk then crawl, but
whatever you do you have to keep moving forward.”
(Martin Luther King Jr)*

Resumo

Argote Pedraza, Ingrid L. **Sistema de reconhecimento de frutos em laranjeira doce citrus (L.) Osbeck a partir de imagens térmicas e lógica *fuzzy***. 110 p. Dissertação de mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2015.

A aplicação de sistemas inteligentes na área agrícola têm gerado grandes avanços na automação de alguns processos da cadeia produtiva, o que acarreta na redução de custos logísticos. Com o intuito de apoiar o desenvolvimento desses sistemas produtivos é proposto um sistema de visão usando tecnologia de imagens térmicas e lógica difusa para a estimativa da quantidade de frutos em cultura citros. Inicialmente é apresentada uma revisão bibliográfica dos diferentes sistemas usados para o reconhecimento de frutos e das diferentes aplicações da termografia em sistemas agrícolas. O algoritmo de processamento de imagens utilizado no desenvolvimento do projeto; usa as métricas dos parâmetros *fuzzy* para a melhora do contraste e para a segmentação da imagem. Já para a contagem dos frutos foi usada a Transformada de Hough Circular (THC). Com o intuito de validar o algoritmo proposto foi criado um banco de fotos, adquiridas num talhão de laranjeira doce Citrus (L.) Osbeck. Os testes feitos com o algoritmo indicam que a variação de temperatura entre o galho da árvore e o fruto não é muito alta, o que dificulta o processo de segmentação da imagem através dessa diferença, incrementando a quantidade de falsos positivos no algoritmo de contagem dos frutos. O reconhecimento de frutos isolados com o algoritmo proposto apresentou uma precisão total de 90,5% e para frutos agrupados a precisão foi de 81,3%.

Palavras-chave: Citros. imagem térmica. Sistemas agrícolas. Lógica difusa.

Abstract

Argote Pedraza, Ingrid L. **Fruit identification system in sweet orange citrus (L.) Osbeck from thermal imaging and fuzzy logic.** 110 p. Master Thesis – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, 2015.

In agriculture, intelligent systems and applications have generated great advances in automating some of the processes in the production chain. In order to improve the efficiency of those systems is proposed a vision system to estimate the amount of fruits in sweet orange trees. This work presents a system that relies on thermal images and fuzzy logic. A bibliographical review has been done to analyze the state-of-the-art of the different systems used in fruit recognition, and also the different applications of thermography in agricultural systems. The algorithm developed for this project uses the metrics of the fuzziness parameter to the contrast improvement and segmentation of the image, for the counting algorithm the Hough transform was used. In order to validate the proposed algorithm was created a bank of images of sweet orange Citrus (L.) Osbeck acquired in the Maringá Farm. The tests with the algorithm Indicated that the variation of the tree branch temperature and the fruit is not very high. Which makes the process of image segmentation using this differentiates, This Increases the amount of false positives in the fruit counting algorithm. Recognition of fruits isolated with the proposed algorithm present an overall accuracy of 90.5 % and grouped fruits, the accuracy was 81.3 %. The experiments show the need for a more suitable hardware to have a better recognition of small temperature changes in the image.

Keywords: Citrus. Thermal images. Agricultural systems. Fuzzy logic.

Lista de Figuras

Figura 1	Árvores produtivas de laranaja.	32
Figura 2	Resultados do algoritmo usado para o reconhecimento de imagens de citros na árvore usando técnica de limiar.	35
Figura 3	Imagens térmicas tomadas a cada duas horas e variação de temperatura dos frutos e as folhas	35
Figura 4	Média das temperaturas nos frutos e as folhas	36
Figura 5	Resultado da aplicação das técnicas de fusão propostas por Bulanon <i>et al.</i> com imagens adquiridas de manhã (8:00am). Em (a) apresenta-se a imagem da cromaticidade r (vermelho); em (b) a imagem térmica, em (c) a fusão usando lógica <i>fuzzy</i> e em (d) Fusão usando LPT.	37
Figura 6	Resultado da aplicação das técnicas de fusão propostas por Bulanon <i>et al.</i> com imagens adquiridas à tarde (17:30). Em (a) é apresentada a imagem da cromaticidade r (vermelho); em (b) a imagem térmica; em (c) a fusão usando logica fuzzy e em (d) a fusão usando LPT.	37
Figura 7	Classificação de imagem visível em classes, para serem isoladas, (árvore de caqui).	38
Figura 8	Imagem térmica da copa de árvores, à direita, árvore sadia e à esquerda árvore infectada com HLB.	39
Figura 9	Resultado final, a quantidade de frutas é 8.	43
Figura 10	As Imagens originais e os resultado da segmentação. Em (a) Images originais. Em (b) Resultados da segmentação usando CAM. Em (c) Resultados da segmentação depois de usar CAM e LM.	44
Figura 11	Exemplos das imagens originais RGB (a); a segmentação é apresentada em (b); fragmentos de contornos validos são apresentados em (c); contornos que correspondem a uma elipse são apresentados em (d); as regiões ocluídas são apresentadas em (e); e o gráfico de ordem parcial dos frutos e apresentado em (f).	45

Figura 12	Detecção de frutos utilizando o algoritmo proposto por Sengupta <i>et al.</i> (2014) mostrado nos círculos de cor branca em diferentes condições de iluminação.	46
Figura 13	Exemplo de método de reconhecimento de frutos. Primeiro são reconhecidos as possíveis posições dos frutos, e é verificado a posição de cada um deles para remover as estimativas falsa e duplicadas usando o método de <i>Bag-of-Words</i>	46
Figura 14	Metodologia proposta por Hellebrand para a determinação da emissividade térmica de produtos hortícolas.	48
Figura 15	Esquema do experimento de aquisição de imagens para medição da emissividade.	49
Figura 16	Imagem da tela do <i>software</i> FLIR Tools+.	50
Figura 17	Imagem do Google Maps mostrando a área do experimento na Fazenda Maringá da Citrosuco	51
Figura 18	Imagens obtidas onde não é possível observar as árvores completas. . .	52
Figura 19	Imagens obtidas onde as árvores foram arrancadas.	52
Figura 20	Desenho da plataforma robótica	53
Figura 21	Esquema da arquitetura eletrônica	53
Figura 22	Desenho da lavoura e manobra de cabecera	54
Figura 23	Montagem experimental para obter uma sequencia de vídeo do talhão .	54
Figura 24	Esquema de comunicação entre o robô e a estação de aquisição. . . .	55
Figura 25	Diagrama de blocos do algoritmo para a contagem de frutos.	56
Figura 26	Diagrama de fluxo do algoritmo para a contagem de frutos (parte 1). .	57
Figura 27	Diagrama de fluxo do algoritmo para a contagem de frutos (parte 2). .	58
Figura 28	Diagrama de fluxo do algoritmo para a contagem de frutos (parte 3). .	59
Figura 29	Aplicação do operador de intensificação. Em (a) imagem original em escala de cinza. Em (b) resultado da aplicação da função membro nos <i>pixels</i> da imagem e em (c) <i>Pixels</i> transformados usando o operador de intensificação.	62
Figura 30	Detecção do mínimo parâmetro de imprecisão como ferramenta para limiarização.	63
Figura 31	Acumulador para THC.	64
Figura 32	Variação da temperatura sobre a superfície do papel de alumínio medida ao longo de 60s com um total de 3.600 amostras.	68
Figura 33	Diâmetro Longitudinal e Transversal do fruto.	73
Figura 34	Representação do espaço de cor LHC.	74
Figura 35	Acidez titulável das amostras (3 repetições)	76
Figura 36	pH das amostras (3 repetições)	77

Figura 37	Sólidos Solúveis nas amostras (3 repetições)	77
Figura 38	Imagens térmicas adquiridas no período da manhã 10:30 -12:00.	80
Figura 39	Imagem colorida e térmica da mesma árvore obtida no período da manhã 10:30 – 12:00.	80
Figura 40	Melhora do contraste usando o operador de intensificação. Em (a), (b) e (c) imagens originais, em (d), (e) e (f) resultado da aplicação de método de melhora de contraste.	81
Figura 41	Melhora de contraste histograma. Em (a) e (b) tem-se respectivamente a imagem original e seu histograma. Em(c) e (d), a imagem com melhora de contraste e seu histograma.	82
Figura 42	Resultados obtidos com o algoritmo de segmentação.	83
Figura 43	Exemplo de erros na segmentação. Em (a) imagem original em (b) imagem segmentada de forma errada.	84
Figura 44	Detecção de círculos e contagem dos centróides. em (a), (b) e (c) as imagens com a melhora de contraste. Em (d), (e) e (f) o resultado do reconhecimento de círculos.	85
Figura 45	Erros no reconhecimento de frutos.	86
Figura 46	Amostras usadas no estudo.	104
Figura 47	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 1 (Grupo # 1).	105
Figura 48	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 2 (Grupo # 1).	105
Figura 49	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 3 (Grupo # 1).	106
Figura 50	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 4 (Grupo # 1).	106
Figura 51	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 5 (Grupo # 1).	107
Figura 52	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 6 (Grupo # 1).	107
Figura 53	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 1 (Grupo # 2).	108
Figura 54	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 2 (Grupo # 2).	108
Figura 55	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 3 (Grupo # 2).	109
Figura 56	Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 4 (Grupo # 2).	109

Figura 57 Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para
a amostra 5 (Grupo # 2). 110

Figura 58 Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para
a amostra 6 (Grupo # 2). 110

Lista de Tabelas

Tabela 1	Vantagens e desvantagens das diferentes técnicas de medição	34
Tabela 2	Relação de artigos com aplicações da técnica de imagens térmicas na cultura de citros	40
Tabela 3	Parâmetros ambientais (variações da temperatura ambiente)	52
Tabela 4	Registradores da câmera usados na conversão do sinal digital para valores de Temperatura (em graus Kelvins)	55
Tabela 5	Matriz de Confusão	65
Tabela 6	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 1 (Grupo 1). . .	68
Tabela 7	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 2 (Grupo 1). . .	69
Tabela 8	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 3 (Grupo 1). . .	69
Tabela 9	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 4 (Grupo 1). . .	69
Tabela 10	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 5 (Grupo 1). . .	69
Tabela 11	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 6 (Grupo 1). . .	70
Tabela 12	Análise estatística para o grupo 1	70
Tabela 13	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 1 (Grupo 2). . .	70
Tabela 14	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 2 (Grupo 2). . .	71
Tabela 15	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 3 (Grupo 2). . .	71
Tabela 16	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 4 (Grupo 2). . .	71
Tabela 17	Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 5 (Grupo 2). . .	71
Tabela 18	Média das temperaturas em graus Celsius para fruta 6 (Grupo 2). . .	72
Tabela 19	Análise estatística para o Grupo # 2.	72
Tabela 20	Análise estatística para o total das amostras	72
Tabela 21	Caraterísticas Físicas das amostras.	75
Tabela 22	Valores de pH, acidez titulável, sólidos solúveis das amostras de laranja. . .	76
Tabela 23	Valores obtidos para cada um dos dias da medição.	78
Tabela 24	Análise estatística dos dados.	79
Tabela 25	Tempos obtido na execução dos algoritmos de melhora de imagem . . .	83

Tabela 26	Resumo dos resultados da aplicação do algoritmo de segmentação . . .	84
Tabela 27	Total de objetos nas imagens	86
Tabela 28	Matriz de confusão obtida para reconhecimento de frutos isolados. . . .	86
Tabela 29	Matriz de confusão obtida para reconhecimento de frutos agrupados. .	87
Tabela 30	Tempos de processamento	87

Lista de Algoritmos

1	OPERADOR DE INTESIFICAÇÃO	61
2	SEGMENTAÇÃO USANDO DIVERGENCIA DIFUSA	63

Lista de Símbolos

β	Parâmetro escalar
ϵ	Emissividade do objeto de interesse
Γ	Função Gamma
γ	Parâmetro de forma
σ	Constante de Stefan-Boltzmann
ε	Emissividade
A	Área da superfíciemissora
a	Mínimo nível de cinza na imagem
B	Constante B de Planck. Faixa de valores: 1300-1600
b	Parâmetro de posição
E	Potência radiada
F	Constante F de Planck. Faixa de valores: 0.5 - 2
Fn	Falso Negativo
Fn	Total de casos
Fp	Falso positivo
$I_{(i,j)}$	Intensidade do nível de cinza, para a posição i, j
m	Máximo nível de cinza na imagem
O	Constante O de Planck (off-set). Só valores positivos
R	Constante R de Planck

r	Raio da circunferência
$RAWR$	Valor obtido do conversor analógico-digital
$Robj$	Temperatura do objeto
S	Sinal digital de 14bits
T	Temperatura absoluta do objeto emissor
$T_{(i,j)}$	Valor de temperatura na posição i, j
T_{max}	Máximo valor de temperatura na matriz de temperatura
T_{min}	Mínimo valor de temperatura na matriz de temperatura
Tc	Temperatura do ambiente
$temp_R$	Temperatura refletida
Tn	Verdadeiro negativo
Tp	Verdadeiro positivo
x	Coordenada x de um ponto relativo à circunferência
x_c	Coordenada x do centro da circunferência
y	Coordenada y de um ponto relativo à circunferência
y_c	Coordenada y do centro da circunferência

Lista de Siglas

ADC Conversor Analógico Digital

ALT Altinópolis

AVA Avaré

BEB Bebedouro

BRO Brotas

CAM *Chromatic Aberration Map* (Mapa de aberração cromática)

CROM Cromaticidade

DUA Duartina

FIR *Far InfraRed*

FUNDECITRUS Fundo de Defesa da Citricultura

HLB *Huanglongbing*

HSV *Hue Saturation Value*

ITG Itapetininga

LIM Limeira

LM *Luminance Map* (Mapa de Luminância)

LPT *Laplacian Pyramid Transform* (Decomposições da Pirâmide Laplaciana)

LUM Luminosidade

MAT Matão

MATLAB *MATrix LABoratory*

PFE Porto Ferreira

PIB Producto Interno Bruto

RGB *Red – Green – Blue* (Vermelho – Verde – Azul)

SJO São José do Rio Preto

THC Transformada de Hough Circular

TMG Triângulo Mineiro

VAC *Voltage Alternating Current*

VANT Veículo Aéreo Não Tripulado

VDC *Voltage Direct Current*

VOT Votuporanga

Sumário

1	Introdução	29
1.1	Objetivo	30
1.2	Estrutura e Organização do Trabalho	30
2	Revisão Bibliográfica	31
2.1	Citricultura no Brasil	31
2.2	Termografia em citricultura	32
2.3	Reconhecimento e contagem de frutos citros	42
3	Materiais e Métodos	47
3.1	Descrições dos procedimentos experimentais	47
3.2	Características do <i>Software</i> e <i>Hardware</i>	50
3.3	Aquisição de Imagens em Campo	51
3.3.1	Plataforma para aquisição de imagens	53
3.4	Aquisição das imagens com o MATLAB	55
3.5	Segmentação usando a lógica <i>Fuzzy</i>	56
3.6	Algoritmo de Contagem de Frutos	63
3.7	Métricas e Validação da Metodologia Proposta	64
4	Resultados e discussão	67
4.1	Determinação da Emissividade Térmica do Fruto	67
4.1.1	Primeiro experimento	68
4.1.2	Segundo experimento	73
4.2	Algoritmos de Processamento de Imagens	79
4.2.1	Melhora do contraste	81
4.2.2	Segmentação das Imagens	83
4.2.3	Algoritmo de contagem	84
4.2.4	Métricas para validação de dados de classificação	86

4.2.5	Tempos de execução	87
Conclusão		89
Referências		91
Apêndices		95
APÊNDICE A	Propriedades físicas das 40 amostras objeto de estudo	97
APÊNDICE B	Provas de Textura.	99
APÊNDICE C	Experimentos de Emissividade Térmica.	103

CAPÍTULO 1

Introdução

A indústria de citros brasileira é uma das mais produtivas do setor agroindustrial nacional. Atualmente, aproximadamente 85% do suco de laranja que é consumido no mundo é produzido no Brasil (NEVES et al., 2010). Desde o ano de 1999 o Brasil vem consolidando o seu desempenho produtivo. Além disso a cada ano são colhidas aproximadamente 16 milhões de toneladas de frutos citros, o que representa cerca de 25% da produção mundial. A área de citros cultivada no país é de aproximadamente 730 milhões de hectares. Todos esses fatores favoreceram para que o Brasil se tornasse o maior produtor mundial de suco de laranja, o que representa cerca de 5% do Produto Interno Bruto (PIB) agrícola nacional, ou seja, em números de 2014, US\$ 9 bilhões ao ano. Neste cenário, o melhoramento das diferentes tarefas envolvidas nas atividades de pré-colheita, colheita e pós-colheita, por exemplo, através do emprego de técnicas de agricultura de precisão, é imperativo para que os produtores no Brasil, e em especial, no Estado de São Paulo, o maior produtor de citros do país, possam reduzir custos e otimizar toda a cadeia logística do setor.

Assim, surge a necessidade de melhorar a qualidade dos produtos agrícolas e incrementar a capacidade de produção na agricultura vem aumentando o interesse na pesquisa por novas tecnologias que possam aprimorar esses processos. Neste cenário, a agricultura de precisão surge como uma alternativa para essas necessidades, usando como principal ferramenta a integração de diferentes informações obtidas dos cultivos para desenvolver sistemas com a capacidade de auxiliar nas diferentes etapas de produção agrícola.

Tomando-se como exemplo a colheita de laranjas nas fazendas no interior do Estado de São Paulo, verifica-se que essa é uma tarefa que impacta diretamente nos custos do setor. Estima-se que quase 30% dos custos de produção de citros estão relacionados com atividades relacionadas à colheita (NEVES et al., 2010). Na pesquisa desenvolvida no presente trabalho não foi identificado um sistema disponível comercialmente que possa reconhecer frutos. Assim sendo, o foco deste trabalho é o desenvolvimento de um sistema de visão que possa ser futuramente embarcado em um veículo e que possa executar esta tarefa.

1.1 Objetivo

O intuito dessa pesquisa é o desenvolvimento de um sistema de indentificação de frutos em um cultivo de laranajas em diferentes momentos do dia e a noite. Para tal foi empregado um banco de fotos de 56000 imagens térmicas desenvolvido durante o trabalho e técnicas para o processamento de imagens usando a lógica *fuzzy*. Dessa forma, nessa pesquisa foi desenvolvido um sistema que permite o reconhecimento de frutos e estima a quantidade.

1.2 Estrutura e Organização do Trabalho

O texto da dissertação foi dividido da seguinte forma: No Capítulo 2 é apresentada a revisão bibliográfica relativa à cadeia citrícola no Brasil, apresentando os principais produtores e a importância que tem esse produto para o Estado de São Paulo e para o Brasil em geral. Algumas aplicações dos sistemas de visão térmicos na agricultura de precisão e alguns sistemas de visão desenvolvidos especificamente para a cultura citros também são apresentados nesse capítulo. No Capítulo 3 são apresentados os materiais e métodos empregados para os experimentos que fizeram parte do projeto, a primeira parte desse capítulo apresenta os experimentos de caracterização das amostras que foram o objeto de estudo no projeto, a segunda parte apresenta a fundamentação teórica das técnicas usadas para processamento das imagens. No Capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos nas etapas de caracterização das amostras e nas etapas de pré-processamento e processamento das imagens térmicas. Finalmente, são apresentadas as conclusões obtidas no desenvolvimento do projeto e propostos os trabalhos futuros que podem dar continuidade a esta pesquisa.

Revisão Bibliográfica

(...) A Redução de perdas pós-colheita aumenta a disponibilidade de alimentos para a crescente população humana, diminui a área necessária para a produção, e conserva os recursos naturais. (...) A maioria das conquistas de horticultura de pós-colheita resultaram de esforços colaborativos interdisciplinares, entre os horticultores e outros biólogos de plantas que trabalham com cientistas de alimentos e engenheiros, economistas, cientistas de marketing de consumo, e outros pesquisadores e extensionistas (...) Tomado de (KADER, 2003) (Tradução nossa)

Neste capítulo, inicialmente é apresentada uma contextualização do cenário atual da citricultura no Brasil, com foco na aplicação da presente dissertação. Em seguida, são brevemente descritas algumas das pesquisas existentes focadas em sistemas de visão térmica aplicados na agricultura. Esses sistemas apresentam-se na atualidade como uma excelente alternativa que, pretendem, com o uso de outro tipo de variáveis darem solução a alguns dos problemas apresentados usando os sistemas de visão artificial convencionais, como a dependência de fontes de iluminação externas para aplicações noturnas, a dificuldade para analisar imagens obtidas com diferentes condições de luz ambiente, baixa resolução da câmera, entre outros.

Existem diferentes procedimentos para realizar uma medição: não invasivo e invasivo. Refere-se a não invasivo o método de sensoriamento no qual não é preciso danificar o objeto de interesse na medição; invasivo é o método no qual é preciso danificar o objeto de estudo química ou mecanicamente completa ou parcialmente.

2.1 Citricultura no Brasil

Em quase sua totalidade, as árvores da cultura citros são cultivadas em climas tropicais e subtropicais, em regiões quentes. Verifica-se sua presença em quase todos os países onde as condições do clima o permitem. Segundo dados do (IBGE, 2015), a área dedicada à cultura de citros é a segunda maior área cultivada no mundo e nesta área a laranja representa cerca de 55% da cultura. Por isso, a laranja é o principal produto da cultura

de citros, sendo que parte dos frutos são consumidos *in natura* e cerca de 50 a 55% são industrializados para produção de suco (LOPES et al., 2011).

No Brasil a citricultura gera empregos diretos e indiretos tanto na área rural, como na indústria de suco. Existem diversas regiões produtivas no Brasil conhecidas como cinturões citrícolas. Para a estimativa de safra publicada pelo Fundo de Defesa da Citricultura (FUNDECITRUS) para os anos de 2015-2016 foram consideradas as principais regiões (Fig. 1), a saber, a região do Triângulo Mineiro (TMG), Bebedouro (BEB), Altinópolis (ALT), Votuporanga (VOT), São José do Rio Preto (SJO), Matão (MAT), Duartina (DUA), Brotas (BRO), Porto Ferreira (PFE), Limeira (LIM), Avaré (AVA) e Itapetininga (ITG). A estimativa de safra foi de 278,99 milhões de caixas totalizando as diferentes variedades de laranjas. Na figura 1 é apresentado um mapa com a distribuição de árvores produtivas de laranja que foram contempladas para a estimativa de safra, estas árvores incluem as seguintes variedades: Hamlin, Westin, Rubi, Valência Americana, Valência Argentina, Seleta, Pineapple, Pêra Rio, João Nunes, Valência, Natal e Valência Folha Murcha (FUNDECITRUS, 2015).

Figura 1 – Árvores produtivas de laranja.

Fonte: FUNDECITRUS (2015)

2.2 Termografia em citricultura

Os sistemas de imagens térmicas em aplicações agrícolas constituem uma técnica de medição emergente que vêm ganhando força por ser um método não invasivo e analítico de medição Gowen et al. (2010). Originalmente, as câmeras térmicas foram desenvolvidas

para aplicações militares, mas na atualidade elas são usadas em diferentes áreas, desde aplicações industriais, até em aplicações agrícolas, muitas vezes para uso em técnicas de medição. Com o avanço da qualidade dos instrumentos, que são capazes de detectar a temperatura superficial, essa tecnologia está sendo usada em diferentes áreas como medicina, ciência dos materiais e segurança (AMON et al., 2008).

A Tabela 1 adaptada de (GOWEN et al., 2010) apresenta a comparação entre as principais técnicas não destrutivas para a determinação do grau de maturidade para os diferentes produtos vegetais. Entre as principais características do grau de maturidade desses produtos, encontra-se a pressão, a cor e a quantidade de açúcar (KADER, 2003).

No caso específico de aplicações agrícolas, essas técnicas já são empregadas em algumas culturas para estudos da fisiologia das plantas, definição de esquemas de irrigação e para estimativa de produção (MANICKAVASAGAN et al., 2005). Entre as vantagens sobre outros sistemas de visão, pode-se citar que as câmeras térmicas não precisam de uma fonte externa de iluminação e que a radiação térmica detectada por elas consegue ser medida mesmo na presença de fumaça, neblina e poeira (DAVIS; LETTINGTON, 1988). Alguns parâmetros na fisiologia das plantas como a taxa de transpiração e a velocidade do fluxo de água na cultura podem ser medidos com uma boa resolução empregando técnicas de imagens térmicas (GARBE; SCHURR; JAEHNE, 2002). Além disso, como é proposto por Jones (1999), é possível realizar o planejamento dos calendários de irrigação baseando-se em parâmetros de umidade do solo e outros parâmetros das plantas, tais como evapotranspiração, condutância estomática, e fechamento dos estômatos.

Para o desenvolvimento de sistemas de colheita mecânicos para citros, é preciso também o desenvolvimento de algoritmos de identificação e localização de frutas nas árvores. Xu e Ying (2004) utilizam as imagens térmicas para a identificação de frutas nas árvores de citros. Nesse trabalho, são usadas 45 imagens de laranjas nas árvores, onde foi possível identificar que a diferença de temperatura da fruta para árvore é aproximadamente de 1°C, o que facilitou a segmentação do fruto das outras partes da árvore. O valor de limiar usado para converter a imagem em níveis de cinza em uma imagem binária foi de 190. Este valor de limiarização refere-se ao valor com o qual os *pixels* da imagem vão ser comparados. Ou seja, se o *pixel* avaliado for maior que o valor de limiarizar o *pixel* ficará branco, e se for menor do que aquele valor, ficará preto. Na Figura 2 é apresentado o resultado da limiarização de uma das imagens usadas para a validação do método.

Bulanon, Burks e Alchanatis (2008) desenvolvem uma pesquisa para avaliar as variações na copa de laranjeiras usando imagens térmicas para a detecção dos frutos. Os resultados do trabalho sugerem que a maior variação de temperatura entre a árvore e a fruta ocorre entre às 16:00 horas e a meia noite. Ou seja, nesse período do dia a diferença de temperatura facilita o reconhecimento das frutas. As Figura 3 e Figura 4, apresentam parte dos resultados dos experimentos feitos, onde é possível evidenciar o fato da melhora no reconhecimento das frutas no período de tempo proposto pelos autores. As imagens

Tabela 1 – Vantagens e desvantagens das diferentes técnicas de medição

Técnica	Princípio de funcionamento	Vantagens	Desvantagens
Testes visuais	Óptico- Mecânico	Baixo custo. Treinamento mínimo	Alto consumo de tempo. Baixa resolução. Baixa repetitividade e alto erro
Análise Radiográfica	Radiação penetrante	Não há contato	Alto consumo de tempo. Perigoso
Ressonância Magnética Nuclear	Campo magnético	Rápido, pode ser usado em análise de rotina.	Custo elevado
Análise ultrassônica	Sônico. Ultrassônico	Não há contato	Medição de ponto único. Limitado pela impedância acústica.
Imagens Térmicas	Temperatura e medição de fluxo de calor	Não há contato. Nenhuma radiação prejudicial. Alta portabilidade. Imagens em tempo real	Precisa treinamento. Custo elevado
Topografia de raios-x	Comprimentos de onda do espectro eletromagnético (< 1 nm)	Não há contato	Consumo de tempo. Perigoso, não aplicável para produtos em fluxo contínuo.
Imagens hiperespectrais	Espectroscopia	Informações multi-componentes. Sensibilidade aos menores componentes.	Precisa treinamento. Custo elevado

Fonte: Gowen et al. (2010) (Tradução nossa)

Figura 2 – Resultados do algoritmo usado para o reconhecimento de imagens de citros na árvore usando técnica de limiar.

Fonte: Xu e Ying (2004)

correspondem à mesma árvore em diferentes horas do dia, onde são analisadas as variações de temperatura do fruto e as folhas.

Figura 3 – Imagens térmicas tomadas a cada duas horas e variação de temperatura dos frutos e as folhas

Fonte: Bulanon, Burks e Alchanatis (2008)

No ano seguinte Bulanon, Burks e Alchanatis (2009) propuseram a fusão de imagens térmicas e visíveis para detecção de frutas (mais especificamente, laranjas). No estudo são comparados dois métodos: *Laplacian Pyramid Transform* (Decomposições da Pirâmide Laplaciana) (LPT) e Lógica *fuzzy*. O modelo de decomposição piramidal reduz a quantidade de informação contida na imagem com o intuito de simplificá-la. Depois disto, integra-se as decomposições para formar uma representação composta. Na etapa

Figura 4 – Média das temperaturas nos frutos e as folhas

Fonte: Bulanon, Burks e Alchanatis (2008)

de síntese, estas decomposições são novamente integradas usando a LPT inversa com o intuito de reconstruir a imagem. Já a Lógica *fuzzy* é uma técnica baseada em funções que permitem estabelecer o grau de verdade de uma variável medindo o grau de pertinência em um grupo determinado de condições. Segundo os resultados obtidos, a técnica que aplicou lógica *fuzzy* apresentou melhor desempenho que a LTP. Isto devido à robustez do sistema de inferência da lógica *fuzzy*. Segundo os autores, as imagens térmicas infravermelhas FIR (*Far InfraRed*) podem ser consideradas como o método mais simples e preciso para identificação de frutos, mais especificamente de frutos cítricos. Uma limitação desse método é o período de tempo em que as imagens são obtidas. Os resultados da pesquisa desenvolvida por eles são apresentados nas Figura 5 e Figura 6.

Outra aplicação da termografia na agricultura é o monitoramento do estado da água na planta. O trabalho de Jiménez-Bello et al. (2011) baseia-se nesta aplicação. A medição da temperatura da folha é a característica fisiológica usada para o desenvolvimento da metodologia proposta. Para a análise automática das imagens da copa da árvore é usada uma câmera que permite a captura de imagens térmicas e visíveis. As imagens visíveis são empregadas para o reconhecimento do céu, nuvens, sombras, solo, vegetação na sombra e vegetação iluminada pelo sol (Figura 7). Essas imagens são empregadas com o intuito de serem isoladas da imagem inicial para facilitar a análise da copa da árvore, que é a mais exposta ao sol. A técnica foi validada em árvores com diferentes etapas de irrigação. O método proposto utilizou árvores de caqui (*Diospyros kaki*, L.f.) e citros. A ferramenta desenvolvida apresentou boa correlação entre a temperatura da copa da árvore de caqui e a condição hídrica da planta. Para o caso do cultivo de citros, não se obteve uma correlação da temperatura da copa da árvore com a condição hídrica da planta.

Figura 5 – Resultado da aplicação das técnicas de fusão propostas por Bulanon *et al.* com imagens adquiridas de manhã (8:00am). Em (a) apresenta-se a imagem da cromaticidade r (vermelho); em (b) a imagem térmica, em (c) a fusão usando lógica *fuzzy* e em (d) Fusão usando LPT.

Fonte: Bulanon, Burks e Alchanatis (2009)

Figura 6 – Resultado da aplicação das técnicas de fusão propostas por Bulanon *et al.* com imagens adquiridas à tarde (17:30). Em (a) é apresentada a imagem da cromaticidade r (vermelho); em (b) a imagem térmica; em (c) a fusão usando logica *fuzzy* e em (d) a fusão usando LPT.

Fonte: Bulanon, Burks e Alchanatis (2009)

Figura 7 – Classificação de imagem visível em classes, para serem isoladas, (árvore de caqui).

Fonte: Jiménez-Bello et al. (2011)

Existem diversos trabalhos focados no estresse hídrico de árvores de citros. Dentre os mais relevantes, pode-se citar: (ZARCO-TEJADA; GONZÁLEZ-DUGO; BERNI, 2012), (GARCÍA-TEJERO et al., 2011), (GONZALEZ-DUGO et al., 2013) (BALLESTER et al., 2013b, a), (BALLESTER et al., 2013a, b) Em especial, o trabalho de Zarco-Tejada, González-Dugo e Berni (2012) pode ser considerado como um marco na área. Eles utilizaram um Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT) com uma câmera térmica *Far InfraRed* (FIR) (8-12 μ m) e um sensor hiperespectral com um modo espectral de 260 bandas (400-885nm). O intuito desse trabalho foi extrair a refletância e temperatura média da copa da árvore. Com isto foi demonstrado que a fluorescência da clorofila e a temperatura da copa das árvores estão relacionadas com o estresse hídrico das plantas. Além disso, mostrou-se que o emprego de plataformas tipo VANT com estes sensores embarcados são uma alternativa viável para aplicações na agricultura de precisão.

Outra aplicação importante da termografia em agricultura é a possibilidade da detecção de doenças. Sankaran et al. (2013) usam uma câmera térmica (7,5 – 13,5 μ m) e duas câmeras multiespectrais (440-900nm) para a detecção de *Huanglongbing* (HLB) em árvores de citros. A metodologia proposta analisa a refletância das árvores infectadas com HBL, com o intuito de identificar as bandas nas quais é possível diferenciar árvores sadias de árvores doentes. Para tal, os autores empregaram métodos estatísticos e verificaram que as bandas que permitem uma melhor diferenciação são as de 560nm (Verde), 710nm (Vermelho-extremo) e a banda térmica. Na Figura 8 pode-se observar resultados obtidos pelos autores em seu artigo. Tem-se imagens térmicas coloridas da copa de uma árvore sadia e de uma árvore doente.

Figura 8 – Imagem térmica da copa de árvores, à direita, árvore sadia e à esquerda árvore infectada com HLB.

Fonte: Sankaran et al. (2013)

Na Tabela 2 são apresentadas algumas das aplicações da termografia na cultura citros encontradas na literatura.

Tabela 2 – Relação de artigos com aplicações da técnica de imagens térmicas na cultura de citros

Título	Referência	Comentário
<i>Application of infrared thermal imaging in identification of citrus on trees</i>	Xu et al, 2004	Os resultados do estudo mostram que é possível identificar citros nas arvores utilizando imagens térmicas. Utilizando a técnica do limiar.
<i>Study on temporal variation in citrus canopy using thermal imaging for citrus fruit detection</i>	Bulanon et al, 2008	A maior diferença de temperatura entre o fruto e o dossel se apresenta a tarde, no horário das 16:00 até meia noite. A emissividade térmica para a laranja doce citrus (L.) Osbeck determinada neste estudo foi de 0.90.
<i>Image fusion of visible and thermal images for fruit detection</i>	Bulanon et al, 2009	Realizando uma comparativa de duas técnicas de fusão para a detecção de frutos nas arvores., utilizando imagens obtidas de uma câmera térmica e uma câmera colorida . A lógica fuzzy apresentou um melhor desempenho que a LTP,Pirâmide laplaciana.
<i>Development and validation of an automatic thermal imaging process for assessing plant water status</i>	Jimenez-Bello et al, 2011	Para as arvores de caqui existe uma boa correlação entre temperatura do dossel e a condição hídrica da planta. Para citros foi concluído que a temperatura da arvore não pode ser relacionado com a condição hídrica da mesma.
<i>Fluorescence, temperature and narrow-band indices acquired from a UAV platform for water stress detection using a micro-hyperspectral imager and a thermal camera</i>	Zarco-Tejada et al, 2011	Os resultados do trabalho demostram a capacidade dos sistemas térmicos hiperspectrais equipados em UAV para realizar seguimento dos níveis de estresse do cultivo de citros. A temperatura da copa da arvore, o índice azul-verde BGI1 e a estimativa da fluorescência de clorofila são os fatores mais relacionados ao estresse hídrico da planta.
<i>Linking canopy temperature and trunk diameter fluctuations with other physiological water status tools for water stress management in citrus orchards</i>	García-Tejero et al, 2011	As informações de temperatura do dossel obtidas com termômetros infravermelhos e TDF, demostraram ser efetivas para a caracterização do estado hídrico da planta.

Título	Referência	Comentário
<i>Using high resolution UAV thermal imagery to assess the variability in the water status of five fruit tree species within a commercial orchard</i>	Gonzalez-Dugo et al, 2013	As informações de temperatura do dossel obtidas com termômetros infravermelhos e TDF, demonstraram ser efetivas para a caracterização do estado hídrico da planta.
<i>Huanglongbing (Citrus Greening) Detection Using Visible, Near Infrared and Thermal Imaging Techniques</i>	Sankaran et al, 2013	A avaliação dos valores de refletância espectral na banda infravermelha próxima e visível mostrou que as árvores infectadas com HBL (Huanglongbing) ou citros greening tem maior refletância na região do espectro visível que nas regiões do infravermelho próximo; comparada com a refletância de árvores sadia.
<i>Usefulness of thermography for plant water stress detection in citrus and persimmon trees</i>	Ballester et al, 2013	As variações de temperatura do dossel em arvoredos de caqui e citros são um indicador de estresse hídrico da planta. No entanto, o uso desta temperatura para detectar estresse hídrico é mais adequado para culturas como o caqui; isto devido as suas características físico-químicas.
<i>Thermographic measurement of canopy temperature is a useful tool for predicting water deficit effects on fruit weight in citrus trees</i>	Ballester et al, 2013 b	Neste trabalho é apresentada a relação da temperatura do dossel utilizando imagens térmicas e o peso dos frutos na colheita realizada no verão quando existe pouca irrigação. O monitoramento do dossel utilizando imagens térmicas, poder ser uma ferramenta útil para não exceder os níveis de estresse hídrico das plantas de citros.

2.3 Reconhecimento e contagem de frutos citros

No emprego de sistemas de visão para reconhecimento e contagem de frutos citricos, tem-se que depois que as imagens são adquiridas, é preciso realizar seu processamento para se obter informações importantes relativas ao objeto de estudo. Nesta etapa podem-se empregar diferentes técnicas de processamento. Por exemplo, para o desenvolvimento de um sistema que estime a quantidade de frutas em uma árvore é preciso inicialmente conseguir identificar as frutas nas imagens. Hannan et al. (2009) propuseram um algoritmo de visão artificial para identificação de frutos citros da cor laranja; este algoritmo utiliza técnicas de segmentação, classificação de regiões e detecção baseada em perímetro com iluminação ao ar livre (iluminação externa). Os resultados obtidos apresentaram uma taxa de acerto de 90% de frutos reconhecidos.

Para o caso de frutos verdes, Okamoto e Lee (2009) desenvolveram um método de processamento de imagens utilizando uma câmera hiper-espectral para a identificação em árvores de laranja de três tipos: Tangelo, Velencia e Hamlin. Eles criaram uma função discriminadora de *pixels* e a aplicaram em todos os *pixels* da imagem para fazer a segmentação dos frutos e demais objetos. Infelizmente os resultados obtidos não foram bons o suficiente para se conseguir estimar a safra a ser colhida, por isso, foi proposto dar continuidade ao trabalho desenvolvido. No ano seguinte Okamoto e Lee (2010) empregaram uma câmera *Red – Green – Blue* (Vermelho – Verde – Azul) (RGB) de baixo custo para a detecção de frutos verdes em cultura citros. Informações relativas à cor, à forma e à textura foram analisadas para o reconhecimento dos frutos verdes. Desta vez, os resultados obtidos apresentam que aproximadamente 80% dos frutos incompletos ou ocluídos foram detectados pelo algoritmo e 91% dos frutos que aparecem completos na imagem foram corretamente detectados.

Já para a contagem de frutos maduros, Choi et al. (2013) usam duas câmeras coloridas com um processador embarcado com o intuito de reconhecer os frutos caídos no solo. Nesse caso, as câmeras foram embarcadas em um trator e as imagens foram adquiridas diretamente em campo (o que faz com que as variações de iluminação dificultem a identificação). Na metodologia proposta, o efeito de diferentes intensidades de iluminação são normalizados para depois realizar uma conversão de espaço de cor para o *Hue Saturation Value* (HSV). Para a contagem dos frutos foi empregado o método dos mínimos quadrados para um círculo. O sistema proposto apresentou uma precisão média de 81,3%. A Figura 9 ilustra os resultados obtidos pelo sistema de contagem de frutos.

Gong et al. (2013) propuseram um método para estimar a quantidade de frutos em uma árvore usando um *SmartPhone* (nesse caso um com sistema *Android* embarcado). O intuito deles foi de desenvolver uma tecnologia de baixo custo e alta mobilidade para essa tarefa. As fotos são obtidas em condições reais no campo. Para o processamento das imagens foram empregadas técnicas de segmentação, limiarização, binarização e remoção do ruído. Para as 40 amostras de árvores citros utilizadas em seu estudo, a precisão do

Figura 9 – Resultado final, a quantidade de frutas é 8.

Fonte: Sankaran et al. (2013)

reconhecimento foi de 90%.

No trabalho desenvolvido por Lu et al. (2014) propõe-se um método que emprega a aberração cromática e o mapa de luminosidade para realizar a segmentação dos frutos na imagem. As imagens usadas correspondem à copa da árvore e sob luz solar e posteriormente as propriedades de cor são analisadas. É usado o métodos de segmentação *Chromatic Aberration Map* (Mapa de aberração cromática) (CAM) e depois é realizada a limiarização usando o *Luminance Map* (Mapa de Luminância) (LM). Finalmente é feita a fusão destes dois resultados para o reconhecimento dos frutos, a precisão da detecção usando o método proposto é 86,81%. Na figura Figura 10 são apresentados os resultados obtidos empregando o método proposto por Lu et al. (2014).

Posteriormente Lu e Sang (2015) descrevem um método baseado nas informações de cor e fragmento dos contornos com o intuito de reconhecer frutos críticos em condições de iluminação variável na copa das árvores. Para selecionar o subconjunto de contornos que correspondem a frutos, foram empregados três indicadores: longitude, grau de flexão e concavidade. Os resultados obtidos mostram que as frutas oclusas são efetivamente recuperadas usando o método proposto. O erro relativo do método é de 5,27%. Na figura são apresentados alguns exemplos das imagens usadas. Na Figura 11 (a) são apresentadas as figuras originais RGB; a segmentação é apresentada na Figura 11 (b). Os fragmentos de contornos validos são apresentados na Figura 11 (c), os contornos que correspondem a uma elipse são apresentados na Figura 11 (d); as regiões ocluídas são apresentadas na Figura 11 (e); e o gráfico de ordem parcial dos frutos e apresentado na Figura 11 (f).

Já para reconhecimento e contagem de frutos imaturos nas árvores de citros destaca-

Figura 10 – As Imagens originais e os resultados da segmentação. Em (a) Imagens originais. Em (b) Resultados da segmentação usando CAM. Em (c) Resultados da segmentação depois de usar CAM e LM.

Fonte: Lu et al. (2014)

se o trabalho desenvolvido por Sengupta e Lee (2014). Eles empregaram uma câmera colorida em seu estudo. Verificou-se que a oclusão, as formas irregulares dos frutos, as variações de iluminação, os diferentes tamanhos e a similaridade dos frutos com o fundo dificultam o reconhecimento dos mesmos. O algoritmo proposto envolve a análise da forma geométrica do fruto e a classificação das texturas. Na Figura 12 são apresentados tanto os resultados positivos obtidos com o algoritmo, como a detecção de falsos positivos (as imagens foram obtidas em campo). Nessa figura, as setas laranjas indicam falsos positivos e setas vermelhas, laranjas não detectadas. O algoritmo tem uma precisão de 80,4% para o reconhecimento e contagem.

O trabalho desenvolvido por Song et al. (2014); propõe um método de reconhecimento e contagem de frutos em imagens obtidas em *cluttered greenhouse*. Para o estudo foram usadas plantas de pimentões; os quais possuem formas complexas não regulares e a cor é muito parecida com as outras partes da planta. O método proposto tem duas etapas; a primeira encontra as frutas numa única imagem empregando o modelo de (*bag-of-words*) (SIVIC; ZISSERMAN, 2003) e a segunda etapa agrega a estimativa de diferentes imagens empregando uma nova abordagem estatística para agrupar. A correlação obtida da análise da imagem e a medição manual foi de 94,6% e o método proposto atinge uma correlação de 74,2% sem ter nenhum ajuste linear para um grande conjunto de dados. Na Figura 13 se apresenta a classificação dos frutos empregando a probabilidade de vermelho e verde para cada *pixel* da imagem.

Figura 11 – Exemplos das imagens originais RGB (a); a segmentação é apresentada em (b); fragmentos de contornos validos são apresentados em (c); contornos que correspondem a uma elipse são apresentados em (d); as regiões ocluídas são apresentadas em (e); e o gráfico de ordem parcial dos frutos é apresentado em (f).

Adaptado de: Lu e Sang (2015)

Figura 12 – Detecção de frutos utilizando o algoritmo proposto por Sengupta *et al.* (2014) mostrado nos círculos de cor branca em diferentes condições de iluminação.

Adaptado de: Sengupta e Lee (2014)

Figura 13 – Exemplo de método de reconhecimento de frutos. Primeiro são reconhecidos as possíveis posições dos frutos, e é verificado a posição de cada um deles para remover as estimativas falsa e duplicadas usando o método de *Bag-of-Words*.

Adaptado de: Song et al. (2014)

Materiais e Métodos

O objetivo deste capítulo é apresentar os componentes de *software* e *hardware* usados na investigação. O capítulo inicia com a descrição dos procedimentos experimentais utilizados para cada uma das etapas do desenvolvimento do trabalho, e o detalhamento das características de *software* e *hardware* usados são apresentadas a seguir. Para finalizar, o capítulo ainda tem uma seção das etapas de processamento das imagens, que é subdividido em: aquisição de imagens, etapa de pré-processamento, tratamento da imagem com um algoritmo de Limiarização usando a *divergência difusa* e o desenvolvimento do algoritmo para a contagem dos frutos na árvore.

3.1 Descrições dos procedimentos experimentais

(...) Um dos fatores mais importante para uma correta medição térmica infravermelha é a emissividade que mede a capacidade de um objeto de absorver ou emitir radiação térmica (...). Tomado de Menesatti et al. (2012) (Tradução nossa)

Sempre que for utilizada uma ferramenta como câmeras térmicas para medição de temperatura, é preciso realizar a medição da emissividade para ter medições mais precisas da temperatura do objeto de interesse. O experimento proposto para a determinação da emissividade térmica de fruta de laranjeira doce é baseado nos experimentos propostos por Hellebrand, Beuche e Linke (2009) e Bulanon, Burks e Alchanatis (2008). No método proposto por Hellebrand, Beuche e Linke (2009) é usada uma câmera térmica comercial FIR, com uma resolução de 0,1 graus Kelvin e uns marcadores adesivos com emissividade conhecida. A Figura 14 apresenta a montagem experimental proposta pelos autores para a medição da emissividade, e os elementos para realizar o experimento. Uma câmera térmica e um software de processamento de imagens chamado IRBIS Plus são empregados; no experimento utiliza-se um suporte onde é posicionado o produto hortícola que vai ser objeto da medição e é utilizada uma folha de polietileno de 10 μ m de espessura com o intuito de evitar que a transpiração do fruto afete a temperatura do marcador; o marcador

utilizado é papel adesivo, pois ele não apresenta grandes variações de emissividade ($\varepsilon = 0,924$).

Figura 14 – Metodologia proposta por Hellebrand para a determinação da emissividade térmica de produtos hortícolas.

Adaptado de: Hellebrand, Beuche e Linke (2009)

No experimento proposto por Bulanon, Burks e Alchanatis (2008), a medição da emissividade da fruta é feita no campo, usando uma câmera térmica da FLIR ThermoCAM P65HS FIR, com uma resolução de $0,05^{\circ}\text{C}$, um medidor de ponto de orvalho ou humidade relativa do ar, e um marcador adesivo, especificamente fita isolante preta (3M Scotch) com emissividade conhecida de 0,95. Duas metodologias foram testadas: na primeira delas a temperatura da superfície da fruta é medida usando o medidor de ponto de orvalho e comparada com a temperatura estimada pela câmera, a emissividade da imagem foi ajustada até a temperatura da câmera ser igual à temperatura medida com o medidor de ponto de orvalho. O segundo método usa o marcador adesivo referência. Usando o *software* de processamento de imagens *ThermaCam Researcher* da FLIR foram selecionadas áreas para medição de temperatura, no marcador adesivo e no fruto, o valor da emissividade da imagem é ajustado até que os valores de temperatura média do fruto e o marcador adesivo sejam iguais.

O método proposto para esta investigação baseia-se na proposta de usar o marcador adesivo como objeto referência; para esse estudo inicial as imagens foram adquiridas em um ambiente fechado com uma temperatura controlada de 19°C a cada dois minutos. Visando ter um maior controle das variáveis que afetam a medição da temperatura usando câmeras térmicas, foi empregado um sensor de temperatura ambiente. As variações térmicas das imagens adquiridas foram analisadas usando *software* dedicado para processamento de imagens térmicas, fornecido pelo próprio fabricante da câmera.

A câmera térmica foi posicionada segundo a imagem apresentada na Figura 15. As amostras, por sua vez, foram posicionadas em uma superfície plana a aproximadamente 35 cm de distância da câmera, na vertical. Sobre a amostra, foi colada uma tira de fita isolante (3M Scotch 33+) que tem uma emissividade conhecida de 0,95 fornecida

pelo fabricante, segundo o proposto por Bulanon, Burks e Alchanatis (2008) e baseado nos métodos de medição de emissividade proposto em Vollmer e Möllmann (2010). As imagens foram adquiridas em períodos de dois minutos para cada uma das amostras, e ao mesmo tempo a temperatura do ambiente era monitorada.

Figura 15 – Esquema do experimento de aquisição de imagens para medição da emissividade.

Foi realizado um experimento simples para a medição da temperatura refletida. Foi usado o princípio do radiador de Lambert que é basicamente um conjunto de superfícies com uma dispersão difusa perfeita. Isto significa que ele emite a mesma quantidade de radiação em todas as direções. A dispersão difusa faz referência a como a radiação emitida é refletida em uma superfície rugosa. As câmeras IR detectam a quantidade de radiação na sua direção, por isso é aplicado este princípio para determinar a temperatura refletida. Para o experimento proposto foi usada uma folha de alumínio de 0,2 mm de espessura, que foi enrugada e posteriormente esticada de novo para obter uma superfície rugosa com uma boa difusão da radiação incidente. O alumínio foi posicionado acima do suporte e da laranja, a emissividade da câmera foi calibrada no valor unitário.

Para este experimento, foram utilizadas laranjas da variedade Pera (*Citrus sinensis* (L.) Osbeck). Essa escolha foi baseada no fato de que o Estado de São Paulo é o maior produtor deste tipo de laranja no Brasil e esta é uma das mais usadas, tanto para a produção de suco como para o consumo *in natura*. A metade das amostras são “laranjas de mesa” ao longo desse trabalho essas amostras serão denominadas apenas por Grupo #1. A outra metade das amostras, doravante denominadas apenas por Grupo #2, foram colhidas diretamente nas árvores em uma plantação de laranjas no município de Mogi Mirim - SP

3.2 Características do *Software* e *Hardware*

Para o estudo foi empregada uma câmera térmica da FLIR® A35s, com um detector tipo micro bolômetro VOX não refrigerado. Ela possui uma resolução de $0,05^{\circ}\text{C}$, foco fixo, o tamanho da imagem obtida é de 320×256 *pixels*, um faixa espectral de $7,5 - 13$ μm , uma precisão de $\pm 5^{\circ}\text{C}$ na leitura e uma faixa dinâmica de 14 bits.

Para monitorar a temperatura ambiente, usou-se um monitor de ambiente modelo TESTO-175, que é um instrumento empregado para armazenar e realizar a leitura de uma série de medidas. Os dados são transmitidos ao computador usando uma conexão serial RS-232 e o *software* TESTO comfort basic 5.0, fornecido pelo próprio fabricante permite configurar alguns parâmetros, como o tempo de captura e a temperatura máxima e mínima a serem medidas. Os dados são então exportados na forma de arquivos tipo TXT para uma análise posterior.

Para a aquisição das imagens térmicas foi empregado o *software* da empresa fabricante da câmera FLIR®: FLIR Tools+. Essa escolha foi baseada no fato que este *software* permitir ao usuário configurar facilmente diversos parâmetros, como por exemplo, a emissividade, a temperatura refletida, a distância entre a câmera e o objeto, a temperatura atmosférica e a humidade relativa. Além disso, o *software* permite a seleção de áreas de interesse na imagem e calcula a média das temperaturas na área selecionada.

Figura 16 – Imagem da tela do *software* FLIR Tools+.

A Figura 16 apresenta uma captura da tela do *software* empregado para a aquisição das imagens. Na lateral direita da tela são apresentadas as informações das áreas selecionadas

na imagem e do valor medido. Além disso, são apresentadas informações sobre a câmera, o modelo e data de gravação do vídeo. Na parte central, há um módulo de configuração de parâmetros onde é possível, depois de realizar a gravação, mudar parâmetros como a unidade, temperatura ambiente, temperatura refletida, emissividade, temperatura óptica e distância. Na parte superior da tela são apresentadas ferramentas para realizar medições em áreas selecionadas e uma ferramenta para modificar a escala de cor em que a imagem é apresentada.

3.3 Aquisição de Imagens em Campo

Para o desenvolvimento do algoritmo de reconhecimento e contagem de frutos de citros, as imagens foram adquiridas usando a câmera térmica descrita no item 3.2 deste capítulo. o experimento foi realizado no talhão 111 da Fazenda Maringá, situada no município de Gavião Peixoto - SP, conforme mostrado na Figura 17. Os pés eram da variedade Rubi (*citrus sinensis* (L.) Osbeck). Cada laranjeira produz em média 2,5 caixas de 40,8 quilos por ano, o que constitui aproximadamente 600 frutos.

Figura 17 – Imagem do Google Maps mostrando a área do experimento na Fazenda Maringá da Citrosuco

56000 imagens foram adquiridas nos dias 58 e 133 do ano, em diferentes períodos do dia (manhã, tarde e noite), deste banco de dados foram selecionadas 50 imagens que correspondem à árvores com frutos e que apareciam completas no *frame* Figura 18. No talhão usado para os experimentos tinham-se 98 árvores; alguns deles não tinham frutos e alguns outros tinham sido arrancados por causa do greening (Figura 19). As imagens

Figura 18 – Imagens obtidas onde não é possível observar as árvores completas.

Figura 19 – Imagens obtidas onde as árvores foram arrancadas.

Tabela 3 – Parâmetros ambientais (variações da temperatura ambiente)

	Temperatura Mínima °C	Umidade Relativa do ar %	Temperatura Máxima °C
27/02/2015	21,1	81	27,4
13/05/2015	13,8	68	22,4

foram obtidas em condições de iluminação naturais, os parâmetros de umidade relativa e temperatura ambiente foram ajustados para cada imagem. Durante os experimentos, a distância da câmera à árvore foi variada entre 2 m e 1 m, com o intuito de cobrir uma maior área da árvore e depois fazer um aproximação à área onde se encontrava a maior quantidade de laranjas.

A altura em que a câmera se encontrava do chão, foi ajustada para cada uma das árvores do talhão, foi usado um tripé para o suporte da câmera. Os experimentos foram realizados na Fazenda Maringá da CITROSUCO. A umidade relativa e a temperatura do ambiente, foram medidas durante a aquisição das imagens. Na Tabela 3 são apresentados estes dados para os dias 58 e 133 do ano 2015.

3.3.1 Plataforma para aquisição de imagens

Para a aquisição de imagens foi utilizada a plataforma robótica tipo *rover* (Mirã) (Figura 20) que foi desenvolvida com o propósito de converter-se numa plataforma modular onde se possam testar diferentes configurações de sensores. A implementação eletrônica de dito robô é apresentada na Figura 21, a arquitetura esta composta por um computador Raspberry - PI que é o encarregado do processamento dos dados e da comunicação do robô com o computador de comando. Arduinos estão dedicados para a parte dos acionamentos ou motores e para os sensores. O objetivo do robô é que consiga realizar manobras básicas da agricultura de precisão como a apresentada na Figura 22 com o intuito de navegar com facilidade na lavoura.

Figura 20 – Desenho da plataforma robótica

Fonte: Diaz et al. (2015)

Figura 21 – Esquema da arquitetura eletrônica

Adaptado de: Diaz et al. (2015)

Para o desenvolvimento da pesquisa e depois de ter imagens individuais de cada uma das árvores, foi utilizada dita plataforma para fazer a captura sequencial do talhão (Figura 23). O tripé foi adaptado na parte superior do robô. Foi desenhado um suporte para

Figura 22 – Desenho da lavoura e manobra de cabecera

Adaptado de: Diaz et al. (2015)

Figura 23 – Montagem experimental para obter uma sequencia de vídeo do talhão

adaptar uma câmera colorida e a câmera térmica, o intuito de usar a câmera colorida foi ter um registro para a posterior análise das imagens.

Para adaptar a câmera térmica no robô, foi preciso embarcar um sistema de comunicação que permite realizar a captura das imagens remotamente. A Figura 24 apresenta o sistema; a câmera utiliza o protocolo de comunicação ethernet, assim foi preciso utilizar um roteador Wi-Fi para permitir a comunicação do robô com um computador destinado para a aquisição (estação de aquisição). Além disso, para o sistema elétrico da câmera foi

Figura 24 – Esquema de comunicação entre o robô e a estação de aquisição.

preciso instalar um inversor de frequência 12 *Voltage Direct Current* (VDC) - 120 *Voltage Alternating Current* (VAC).

3.4 Aquisição das imagens com o MATLAB

Para empregar o *MATrix LABoratory* (MATLAB) como plataforma de aquisição das imagens foi preciso converter os dados do Conversor Analógico Digital (ADC) fornecidos pelo sensor de temperatura da câmera térmica utilizada. Dita conversão foi realizada usando a Eq. (1) fornecida pelo fabricante FLIR, onde são empregadas faixas de medição conhecidas como modos de ganho, armazenadas em registradores apresentados na Tabela 4. Esses registradores podem ser lidos e inclusive modificados no MATLAB.

Tabela 4 – Registradores da câmera usados na conversão do sinal digital para valores de Temperatura (em graus Kelvins)

Nome do Registro	Tipo de variável	Descrição
R	Inteiro	Constante R de Planck
B	Float	Constante B de Planck. Faixa de valores: 1300-1600
F	Float	Constante F de Planck. Faixa de valores: 0.5 - 2
O	Float	Constante O de Planck (off-set). Só valores positivos
S	Inteiro	Sinal digital de 14bits

A emissividade é outro parâmetro importante na medição correta da temperatura. Na Eq. (1), ela não é apresentada como um parâmetro para a conversão, mas é possível fazer que o parâmetro S dependa do valor de emissividade e, além disso, da temperatura refletida, usando a Eq. (2) e a Eq. (3).

$$Temp(^{\circ}K) = \frac{B}{Ln \frac{R}{(S-O)+F}} \quad (1)$$

$$RAWR = \frac{R}{(e^{\frac{B}{temp_R}} + F) - O} \quad (2)$$

$$R_{obj} = \frac{S(1 - \epsilon) * RAWR}{\epsilon} \quad (3)$$

Onde:

ϵ : O valor de emissividade do objeto de interesse.

$temp_R$: Temperatura refletida.

Desta forma, o parâmetro S na Eq. (1) é substituído pelo R_{obj} e, desta forma, tem-se os valores de temperatura da imagem com uma determinada emissividade e temperatura refletida.

3.5 Segmentação usando a lógica *Fuzzy*

O algoritmo usado para a segmentação baseia-se no trabalho proposto por Chaira e Ray (2003). Neste trabalho, a imagem é segmentada usando a lógica *fuzzy*. A Figura 25 apresenta as diferentes etapas do algoritmo proposto.

Figura 25 – Diagrama de blocos do algoritmo para a contagem de frutos.

Nas Figura 26, 27 e 28 é apresentado o diagrama de fluxo do algoritmo usado para o processamento das imagens, nele é apresentado cada uma das etapas e os resultados obtidos em cada uma delas. Na primeira etapa é apresentado o processo de leitura das imagens e os cálculos estatísticos necessários para a conversão a níveis de cinza, depois de converter ela é preciso normalizar ela em valores entre 0 e 1, depois é avaliado o valor de cada um dos pixels e é aplicado o operador de intensificação, com ele é obtida uma imagem com uma melhora no contraste a qual é usada posteriormente para realizar a segmentação do fundo e os frutos usando a divergência *fuzzy*. Quando a imagem é segmentada passa por uma etapa de filtragem para eliminar os pixels menores e é usada uma operação de abertura, posterior a isto é aplicada a THC com o intuito de reconhecer círculos na imagem cujos centroides são usados para a determinação da quantidade de frutos na arvore.

Figura 26 – Diagrama de fluxo do algoritmo para a contagem de frutos (parte 1).

Figura 27 – Diagrama de fluxo do algoritmo para a contagem de frutos (parte 2).

Figura 28 – Diagrama de fluxo do algoritmo para a contagem de frutos (parte 3).

Pela Figura 25 verifica-se que depois de adquirir as imagens é usada a Eq. (4) proposta por Bulanon, Burks e Alchanatis (2008), para converter os valores de temperatura (K) em níveis de cinza.

$$I(i, j) = \frac{255 * (T(i, j) - T_{min})}{(T_{max} - T_{min})} \quad (4)$$

Onde:

$T_{(i,j)}$: Valor de temperatura na posição i, j .

T_{min} : Mínimo valor de temperatura na matriz de temperatura.

T_{max} : Máximo valor de temperatura na matriz de temperatura.

$I_{(i,j)}$: Intensidade do nível de cinza, para a posição i, j .

Depois de se obter a imagem em níveis de cinza, foi empregado o método de melhora de contraste usando o operador de intensificação. Na Eq. (5) é apresentada a função que descreve este operador:

$$\mu(X) = \frac{x - m}{m - a} \quad (5)$$

Onde:

a : Mínimo nível de cinza na imagem.

b : Máximo nível de cinza na imagem.

O operador de intensificação é usado para diminuir o parâmetro de imprecisão *Fuzziness* da imagem, o que permite obter um aumento no contraste da imagem (SUDHAVANI et al., 2014). Este operador é descrito como no Algoritmo 1 :

Algoritmo 1 OPERADOR DE INTESIFICAÇÃO**Entrada:** Imagem em escala de cinza**Saída:** Imagem em escala de cinza com aumento de contraste**início**

```

    Imagem = double(Imagem)
    Max = máximo(Imagem) / * Calculo do valor máximo na matriz de pixels * /
    Min = mínimo(Imagem) / * Calculo do valor mínimo na matriz de pixels * /
    Imagemnor = (Imagem - Min) / (Max - Min) / * Normalização da imagem * /
    para cada pixel(i, j) faça
        se Imagemnor(i, j) <= 0,5 então
            contraste(i, j) = (2 * Imagemnor(i, j))2
        senão
            contraste(i, j) = (1 - 2 * t(1 - Imagemnor(i, j)))2
        fim
    Contrasteimagem = (256 - 1) * contraste
    Imagem = uint8(Contrasteimagem)
    fim

```

fim

Com relação à lógica *fuzzy*, os valores obtidos para a função de pertinência definida na Eq. (5) que estejam acima do valor 0,5 são convertidos a valores muito mais altos usando as Eq. (6) e Eq. (7). Isto permite melhorar o contraste na imagem.

$$\mu(i, j) = 2 * \{\mu(i, j)\}^2 \quad 0 \leq \mu(i, j) \leq 0,5 \quad (6)$$

$$\mu(i, j) = 1 - 2 * \{1 - \mu(i, j)\}^2 \quad 0,5 \leq \mu(i, j) \leq 1 \quad (7)$$

Para facilitar a compreensão deste operador, toma-se o seguinte exemplo: considerando uma janela de 25 *pixels*, cujas matrizes obtidas são apresentadas na Figura 29, onde em (a) tem-se a imagem original em níveis de cinza, em (b) a matriz de *pixels* obtida depois de aplicar a função membro definida pela Eq. (5) e em (c) a matriz de *pixels* obtida depois de usar-se o algoritmo de intensificação definido pela Eq. (6) e Eq. (7). Nesta figura é possível verificar como os *pixels* com valores da função membro maiores que 0,5 têm sua intensidade aumentada e, para os valores menores que 0,5 diminuída.

Figura 29 – Aplicação do operador de intensificação. Em (a) imagem original em escala de cinza. Em (b) resultado da aplicação da função membro nos *pixels* da imagem e em (c) *Pixels* transformados usando o operador de intensificação.

Já para a limiarização foi usado o método proposto por Chaira e Ray (2004), no qual foi empregada uma função conhecida como função Gamma. Essa função é utilizada para encontrar os valores da função membro para cada *pixel* da imagem, além de facilitar o cálculo de diversas medidas *fuzzy* para a seleção do nível de limiarização adequado para a imagem objeto do estudo. Ela é definida na Eq. (8):

$$f(x) = \frac{\left(\frac{x-b}{\beta}\right)^{\gamma-1} * \exp\left(-\frac{x-b}{\beta}\right)}{\Gamma(\gamma)} \quad (8)$$

Onde:

γ : Parâmetro de forma.

b : Parâmetro de posição.

β : Parâmetro escalar.

Γ : Função Gamma.

Deve-se frisar que a função membro é usada pixel a pixel nos níveis de cinza existentes (em forma de varredura), para cada posição. Então a divergência difusa é calculada, e a posição com a menor divergência calculada é selecionada como um nível ótimo de limiarização (Figura 30). O método é descrito no Algoritmo 2:

Figura 30 – Detecção do mínimo parâmetro de imprecisão como ferramenta para limiarização.

Adaptado de : [http : //tizhoosh.uwaterloo.ca/FuzzyImageProcessing/segment.htm](http://tizhoosh.uwaterloo.ca/FuzzyImageProcessing/segment.htm)

Algoritmo 2 SEGMENTAÇÃO USANDO DIVERGENCIA DIFUSA

Entrada: Imagem em escala de cinza

Saída: Imagem segmentada

início

Imagem = double(*Imagem*)

Max = máximo(*Imagem*) / * Cálculo do valor máximo na matriz de pixels * /

count = Frequências absolutas de cada nível de cinza

d = Quantidade de pixels na imagem

para cada pixel(*i, j*) **faça**

se $I(i, j) \leq p$ / * Faixa de pixels de cinza do objeto * / **então**

$\mu_A(a(i, j)) = e^{-c|a(i, j) - m_0|}$

senão

$\mu_A(a(i, j)) = e^{-c|a(i, j) - m_1|}$

fim

fim

Div = $2 - (2 - \mu_A(a(i, j))) * e^{\mu_A(a(i, j)) - 1} - \mu_A * e^{1 - \mu_A(a(i, j))}$

Imagem = uint8(*ContrasteImagem*)

fim

3.6 Algoritmo de Contagem de Frutos

A transformada de Hough é uma técnica utilizada em aplicações onde é preciso detectar e determinar alguns parâmetros de objetos geométricos como retas, elipses e circunferências (ATHERTON; KERBYSON, 1999). Esta transformada baseia-se na geração de

uma matriz de acumulação com dimensões iguais ao número de parâmetros necessários para definir a forma. Para o reconhecimento de círculos o acumulador é formado por 3 dimensões como é apresentado na Figura 31.

Figura 31 – Acumulador para THC.

Para a determinação da matriz de acumulação usou-se uma matriz de acumulação com dimensões $[n \ m \ R]$ onde n é o numero de colunas da imagem, m numero de linhas da imagem e R corresponde a $(r_{max} - r_{min})$ onde r_{max} e r_{min} correspondem aos valores de raio do círculo que se deseja reconhecer. O objetivo do trabalho é o reconhecimento de circunferências que podem ser definidas como na Eq. (9). Onde x_c e y_c são coordenadas do centro da circunferência, r o raio e x e y correspondem a coordenadas de um ponto relativo à circunferência.

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 = r^2 \quad (9)$$

Na aplicação da transformada, um *pixel* correspondente à borda da circunferência é mapeado no espaço dos parâmetros $(x_c$ e $y_c)$ e determinando o terceiro parâmetro r que completa a equação da circunferência. Para cada *pixel* da borda da imagem esse procedimento é repetido para obter todas as coordenadas $(x_c$ y_c e $r)$. Quando todos os *pixels* tiverem sido processados, é feita a procura no acumulador de votos das posições que mas frequencia absolutas obtiveram. Estes indicam um provável círculo na imagem.

3.7 Métricas e Validação da Metodologia Proposta

A métrica utilizada para avaliar o desempenho do algoritmo de classificação foi baseada na medição do número de frutos classificados corretamente e nas classificações preditas.

Essa métrica é conhecida como Matriz de Confusão (ALMEIDA et al., 2003) e é brevemente apresentada na Tabela 5.

Tabela 5 – Matriz de Confusão

Classe	Predita C+	Predita C-	Taxa de Erro da classe	Taxa de Erro Total
Verdadeira C+	Tp	Fn	$\frac{Fn}{Tp+Fn}$	$\frac{Fp+Fn}{n}$
Verdadeira C-	Fp	Tn	$\frac{Fp}{Fp+Tn}$	

Onde:

Tp = Verdadeiro positivo

Fn = Falso Negativo

Fp = Falso positivo

Tn = Verdadeiro Negativo

n = Tp + Fn + Fp + Tn

Desta forma, tem-se diversas métricas que são derivadas da Matriz de Confusão:

Confiabilidade positiva:

$$prel(h) = \frac{Tp}{Tp + Fp} \quad (10)$$

Confiabilidade Negativa:

$$nrel(h) = \frac{Tn}{Tn + Fn} \quad (11)$$

Suporte:

$$sup(h) = \frac{Tp}{n} \quad (12)$$

Sensibilidade:

$$sens(h) = \frac{Tp}{Tp + Fn} \quad (13)$$

Especificidade:

$$spec(h) = \frac{Tn}{Fp + Tn} \quad (14)$$

Precisão total:

$$taac(h) = \frac{Tp + Tn}{n} \quad (15)$$

Cobertura:

$$cov(h) = \frac{Tp + Fp}{n} \quad (16)$$

Resultados e discussão

4.1 Determinação da Emissividade Térmica do Fruto

Neste capítulo são apresentados os resultados dos experimentos realizados para a determinação da emissividade térmica do fruto. A primeira parte apresenta os experimentos realizados na primeira etapa do estudo e os resultados obtidos. A seguir, na segunda parte, são apresentados os experimentos realizados na segunda coleta de amostras. Para finalizar, são apresentados os resultados obtidos para o parâmetro emissividade e a caracterização físico-química das amostras usadas.

Foi realizado um experimento para a medição da temperatura refletida, pois no ambiente existiam outras fontes de calor que poderiam ser refletidas, o que afetaria a medição (como por exemplo, a temperatura radiada pelas paredes, pelas lâmpadas e pelos equipamentos eletrônicos). De forma similar à emissividade, este parâmetro deve ser monitorado para se ter uma medição correta da temperatura com a câmera. Deve-se ressaltar que a temperatura refletida tem uma influência considerável na medição, em especial quando os objetos a serem medidos têm uma emissividade muito baixa. Para este trabalho, ela foi medida com o intuito de se ajustar a maior quantidade de parâmetros que poderiam influenciar a medição na câmera.

Foram tomadas 3.600 amostras da temperatura sobre a lâmina de alumínio, para se determinar a variação da temperatura ao longo do tempo, como é apresentado na Figura 32 e foi obtida uma média dos dados de 28.1°C como a temperatura refletida no momento de serem feitos os experimentos com as frutas.

Figura 32 – Variação da temperatura sobre a superfície do papel de alumínio medida ao longo de 60s com um total de 3.600 amostras.

4.1.1 Primeiro experimento

Na etapa inicial do projeto foi proposto um experimento para a determinação da emissividade, onde foram escolhidas de forma aleatória 6 amostras de uma plantação de laranja na Fazenda de São João da Glória, localizada na Rodovia SP-147, que liga as cidades de Mogi Mirim e Limeira (ambas no Estado de São Paulo) e 6 amostras de fruta *in natura* adquirida no comércio, na cidade de São Carlos - SP. Para as amostras de fruto *in natura* adquiridas no comércio, os resultados do experimento são apresentados nas Tabelas 6 a 11, nas quais foram medidas as médias de temperatura em graus celsius com as correspondentes mudanças no valor da emissividade, para cada uma das amostras. ditas mudanças ajustada no software. O valor de emissividade que pode ser considerado como certo para cada uma das amostras; pode ser interpretado como o valor no qual a média da temperatura na amostra é o mais próximo da temperatura do marcador adesivo ou fita.

Tabela 6 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 1 (Grupo 1).

	<i>Marcador Adesivo</i>			<i>Fruta</i>		
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.72	0.80	0.75
<i>Média de temperatura (°C)</i>	24,2	23.7	23,8	24,2	24,0	24,1

Tabela 7 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 2 (Grupo 1).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.83	0.80	0.75
<i>Média de temperatura (°C)</i>	26.7	26.0	26.4	26.8	26.9	27.2

Tabela 8 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 3 (Grupo 1).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.70	0.80	0.75
<i>Média de temperatura (°C)</i>	30.7	28.7	29.0	30.7	29.9	27.2

Tabela 9 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 4 (Grupo 1).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.77	0.80	0.75
<i>Média de temperatura (°C)</i>	29.4	28.0	28.4	29.4	29.1	29.6

Tabela 10 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 5 (Grupo 1).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.70	0.80	0.71
<i>Média de temperatura (°C)</i>	28.9	27.1	27.4	28.9	28.1	28.8

Tabela 11 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 6 (Grupo 1).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.76	0.80	0.75
<i>Média de temperatura (°C)</i>	29.4	28.0	28.4	29.4	29.1	29.6

Com os dados medidos foi feita uma análise estatística para se determinar a média dos valores. O intervalo de confiança para estas medidas foi de 95%, o resultado é apresentado na Tabela 12, sendo que o valor médio da emissividade para o Grupo # 1, foi de 0,7467 com um desvio padrão de 0,05046.

Tabela 12 – Análise estatística para o grupo 1

Estatísticas		
Emissividade		
Média		0,7467
Desvio padrão		0,05046
Variância		0,003
Percentis	25	0,7
	50	0,74
	75	0,785

Para as amostras de fruto colhido na fazenda os resultados do experimento são apresentados nas Tabela 13 a Tabela 18. Nessas tabelas são apresentadas as médias de temperatura em graus celsius com as correspondentes mudanças no valor da emissividade, para cada uma das amostras. O valor de emissividade de cada amostra é aquele em que a média de temperatura é o valor mais próximo da temperatura da fita.

Com os dados medidos foi feita uma análise estatística para determinar a média dos valores. Para um intervalo de confiança de 95%, o resultado é apresentado na Tabela 19. Observa-se nessa tabela que o valor médio da emissividade para o Grupo # 2, foi de 0,7717 com um desvio padrão de 0,0371.

Tabela 13 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 1 (Grupo 2).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.80	0.85	0.79
<i>Média de temperatura (°C)</i>	27.5	26.6	26.9	27.5	27.1	27.5

Tabela 14 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 2 (Grupo 2).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.70	0.80	0.75
<i>Média de temperatura (°C)</i>	27.4	25.9	26.3	27.4	26.6	26.9

Tabela 15 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 3 (Grupo 2).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.78	0.85	0.75
<i>Média de temperatura (°C)</i>	27.8	26.8	27.0	27.8	27.3	28.1

Tabela 16 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 4 (Grupo 2).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.78	0.85	0.75
<i>Média de temperatura (°C)</i>	27.4	26.4	26.7	27.4	27.2	27.6

Tabela 17 – Média das temperaturas em graus Celsius para a fruta 5 (Grupo 2).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.77	0.80	0.75
<i>Média de temperatura (°C)</i>	27.3	26.3	26.5	27.3	27.1	27.4

Tabela 18 – Média das temperaturas em graus Celsius para fruta 6 (Grupo 2).

	<i>Marcador Adesivo</i>	<i>Fruta</i>				
<i>Emissividade</i>	0.95	0.95	0.90	0.80	0.75	0.77
<i>Média de temperatura (°C)</i>	26.9	26.2	26.6	26.9	27.2	27.1

Tabela 19 – Análise estatística para o Grupo # 2.

Estatísticas		
Emissividade		
Média		0,7717
Desvio padrão		0,0371
Variância		0,003
Percentis	25	0,7525
	50	0,78
	75	0,8

Fazendo a análise dos dados dos dois grupos de amostras, foi estimada que a emissividade média do estudo para a laranja Pera é de 0,76. Este é o valor a ser empregado na compensação das imagens térmicas obtidas em campo. A Tabela 20 apresenta os resultados da análise estatística, como também, a média e os valores máximo, mínimo e o desvio padrão.

Tabela 20 – Análise estatística para o total das amostras

Estatísticas		
Emissividade		
Média		0,7592
Desvio padrão		0,0442
Variância		0,003
Percentis	25	0,705
	50	0,77
	75	0,8

Neste experimento, pode-se afirmar com 95% de confiança que a média da emissividade esta entre (0.75 - 0.76) e (0.76 - 0.77). No Apêndice C encontram-se as imagens e gráficos obtidos nestes experimentos.

4.1.2 Segundo experimento

Para esta etapa experimental, realizou-se a colheita de laranjas na Fazenda Maringá, propriedade da empresa CITROSUCO. As laranjas colhidas pertenciam a um pomar comercial de laranjeira “Rubi”. Para o estudo, foram usadas 240 amostras de laranja obtidas de 40 árvores selecionadas de forma aleatória de um talhão de 95ha, ou seja, foram selecionadas 6 amostras de cada árvore. A árvore foi dividida em três alturas (basal, intermediária e apical), e duas posições (periferia e 20 cm para o interior da árvore). A colheita dos frutos foi realizada no dia 27 de fevereiro de 2015.

4.1.2.1 Análise das Propriedades Físico-químicas:

Para os experimentos de medição das Propriedades Físico-químicas, foi selecionada de forma aleatória uma amostra de cada um dos grupos de 6, ou seja, uma amostra por árvore. As características físicas que foram medidas para ditas amostras foram tamanho e cor. Depois de serem coletadas as amostras foram refrigeradas por um dia a temperatura de 10°C com o intuito de evitar mudanças nas duas características físico-químicas.

As características físicas que foram analisadas para cada uma das amostras; foram diâmetro longitudinal e transversal (Figura 33) e cor da casca medida na região central, tomando três pontos de referência nos lados opostos do fruto e realizando uma média dos parâmetros para cada um deles.

Figura 33 – Diâmetro Longitudinal e Transversal do fruto.

Para a medição dos diâmetros longitudinal e transversal foi utilizado um paquímetro digital, já para a análise de colorimetria foi utilizado o colorímetro Konica-Minolta

Chroma-Meter CR-400. Nesta análise são obtidos dados de cromaticidade, ângulo de Hue e luminosidade os quais permitem ter uma representação da cor na casca no espaço de cor LHC (Figura 34).

Figura 34 – Representação do espaço de cor LHC.

Fonte: Manual de procedimento para cálculo de cromaticidade de frutos (EMBRAPA)

Na Tabela 21 são apresentadas as médias dos resultados das características físicas das amostras empregadas neste estudo. Os resultados detalhados para cada uma das amostras são apresentados no Apêndice A. Os experimentos foram realizados na EMBRAPA CNPDIA Instrumentação na cidade de São Carlos.

Tabela 21 – Caraterísticas Físicas das amostras.

	Cromaticidade	Ângulo de Hue	Luminosidade	Diâmetro		Peso (gramas)
				Longitudinal (mm)	Transversal (mm)	
40	42,49	119,73	63,03	60,31	55,39	99,53
Amostras						

Para as análises químicas, foram utilizadas as 40 amostras, separadas em grupos de 10. Um desses grupos foi usado para a análise de textura do fruto (Apêndice B). Para a análise de textura foi utilizado um texturômetro que se encarrega de medir a resposta do fruto às forças de tensão, compressão, penetração, flexão e extrusão. Os outros 3 grupos foram empregados nas análises de pH, sólidos solúveis e acidez titulável (os resultados destes experimentos são apresentados na Tabela 22). Para a determinação de sólidos solúveis foi utilizado um refratômetro digital de bancada; é importante frisar que os sólidos solúveis ou Brix medem a quantidade de compostos solúveis. A acidez titulável foi determinada utilizando o método de volumetria com indicador. Este método baseia-se na titulação utilizando hidróxido de sódio até o ponto de viragem com indicador de fenolftaleína. O Ratio estabelece a relação do teor de sólidos solúveis (°Brix) e o teor de ácidos tituláveis. Essa propriedade é usada como indicador para determinar o grau de maturidade do fruto.

Tabela 22 – Valores de pH, acidez titulável, sólidos solúveis das amostras de laranja.

	pH	Acidez titulável (%)	Sólidos Solúveis (°Brix)	Ratio
Laranja Rubi	$2,76 \pm 0,10$	$2,57 \pm 0,16$	$9,32 \pm 0,10$	0,276

O experimento proposto para a análise do suco foi realizado em triplicata, ou seja, foi sempre repetido 3 vezes. O suco das amostras foi extraído manualmente e posteriormente homogeneizado para realizar as análises. Nas Figuras 35 a 37 são apresentados os resultados obtidos para cada uma das repetições realizadas para cada parâmetro. A análise físico-química foi realizada no dia seguinte à colheita das amostras, e todas foram armazenadas em uma temperatura de 15 °C com o intuito de manter as suas características.

Figura 35 – Acidez titulável das amostras (3 repetições)

Figura 36 – pH das amostras (3 repetições)

Figura 37 – Sólidos Solúveis nas amostras (3 repetições)

Tabela 23 – Valores obtidos para cada um dos dias da medição.

	Emissividade Dia 1	Emissividade Dia 2	Emissividade Dia 3	Temperatura	Média Emissividade
Amostra 1	0,95	0,94	0,93	24,9	0,940
Amostra 2	0,95	0,92	0,93	25,2	0,933
Amostra 3	0,94	0,95	0,92	25,2	0,937
Amostra 4	0,93	0,93	0,91	25,1	0,923
Amostra 5	0,95	0,94	0,96	25,4	0,950
Amostra 6	0,92	0,95	0,94	25,2	0,937
Amostra 7	0,95	0,93	0,94	25,3	0,940
Amostra 8	0,92	0,95	0,94	25,2	0,937
Amostra 9	0,94	0,94	0,92	25,3	0,933
Amostra 10	0,96	0,96	0,94	25,1	0,953
				Média	0,938
				Desvio	0,008

Para o segundo experimento de determinação de emissividade térmica, usou-se a mesma metodologia proposta por Bulanon, Burks e Alchanatis (2008). Ou seja, empregou-se um marcador adesivo (fita isolante 3M Scotch) para medir este parâmetro. A primeira medição de emissividade foi realizada no mesmo dia da colheita das amostras e continuou sendo medida durante dois dias após a colheita. Na Tabela 23 são apresentadas as médias obtidas para cada um dos dias da medição.

Para a validação da normalidade dos dados obtidos foi empregado o Teste de Shapiro–Wilk, obtendo-se como resultado um valor de $p > 0,05$ o que significa um valor de 95% de certeza que os dados seguem uma distribuição normal (Tabela 24).

Tabela 24 – Análise estatística dos dados.

Análise Descritiva do Experimento	
Quantia de dados	30
Média	0,9383
Desvio	0,0134
Variância	0,0002
Mínimo	0,9100
Máximo	0,9600
Range	0,0500
Norma (p-valor)	0,2919

A emissividade obtida para esta parte do estudo foi de $0,94 \pm 5\%$ com um intervalo de confiança de 95%. Um valor mais próximo ao encontrado por Bulanon, Burks e Alchanatis (2008) e Hellebrand, Beuche e Linke (2009). Nos primeiros experimentos, os resultados obtidos diferiam dos dados encontrados nestes artigos, o que poderia ter sido causado pelo aquecimento das amostras antes da medição. Isto pode ter causado um incremento na temperatura superficial. Além disto, a área superficial das primeiras amostras era maior que as das segundas amostras. Baseado na Eq. 17, ou seja, a Lei de Stefan-Boltzmann tem-se:

$$E = \varepsilon * \sigma * A * (T^4 - T_c^4) \quad (17)$$

Onde:

E: Potência radiada.

ε : Emissividade.

σ : Constante de Stefan-Boltzmann.

A: Área da superfície emissora.

T: Temperatura absoluta do objeto emissor.

T_c: Temperatura do ambiente.

Pela Eq. 17 verifica-se que a influência da área da superfície emissora (A) no cálculo da emissividade de um objeto radiador. Uma possível causa para se ter obtido resultados tão diferentes no experimento 1 pode ser alteração nas variáveis físicas e químicas dos frutos. No primeiro experimento as amostras foram analisadas, algum tempo depois de serem colhidas; o que poderia ter contribuído a que suas características físico-químicas mudassem (LI et al., 2014).

4.2 Algoritmos de Processamento de Imagens

Para o processamento das imagens obtidas em campo, foram empregadas as técnicas propostas no Capítulo 3 desta dissertação. A seguir, são apresentados os resultados

obtidos para cada uma das etapas de processamento. Foram analisadas 50 imagens no total. Esse montante de imagens foi dividido em dois subgrupos: imagens obtidas durante a tarde e imagens obtidas à noite. Isto foi feito com o intuito de comparar como melhora o contraste da imagem e como isso pode facilitar o reconhecimento dos objetos de interesse nos diferentes períodos do dia. Durante os experimentos realizado no período da manhã foram obtidas imagens onde não é possível diferenciar os diferentes objetos, exemplos disto são apresentados nas Figura 38 e 39.

Figura 38 – Imagens térmicas adquiridas no período da manhã 10:30 -12:00.

Figura 39 – Imagem colorida e térmica da mesma árvore obtida no período da manhã 10:30 – 12:00.

Na Figura 39 pode-se evidenciar que não é possível reconhecer com facilidade as laran-

jas presentes na imagem, pois nas diferentes partes da árvore existe um relativo equilíbrio térmico: as temperaturas maiores encontrassem nas áreas da árvore que estão expostas diretamente aos raios solares, as áreas brancas que representam a maior temperatura lida pela câmera, correspondem ao chão.

4.2.1 Melhora do contraste

Na Figura 40 (a), (b) e (c), são apresentados alguns exemplos das imagens usadas para testar o algoritmo. A imagem (a) foi adquirida no período da tarde e as imagens (b) e (c) foram adquiridas no período da noite.

Figura 40 – Melhora do contraste usando o operador de intensificação. Em (a), (b) e (c) imagens originais, em (d), (e) e (f) resultado da aplicação de método de melhora de contraste.

Na Figura 41 é apresentado o resultado do processo de melhora de contraste e os histogramas obtidos antes e depois desta etapa de pré-processamento. A imagem (a) corresponde à imagem original e (b) representa seu histograma. A imagem (c) corresponde à imagem depois de ser pré-processada e (d) seu histograma.

Como é possível observar o processo de melhora de contraste gerou um histograma distribuído de forma uniforme nos diferentes níveis de cinza. O emprego de um bom algoritmo de melhora de contraste diminui a diferença entre os *pixels* mais e menos brilhantes.

Deve-se resaltar que realizar uma boa etapa de pré-processamento garante um melhor desempenho do algoritmo de classificação. Foram usadas as técnicas baseadas em lógica

Figura 41 – Melhora de contraste histograma. Em (a) e (b) tem-se respectivamente a imagem original e seu histograma. Em(c) e (d), a imagem com melhora de contraste e seu histograma.

fuzzy para estas etapas com o intuito de validar o seu desempenho nesse tipo de aplicação. A técnica do operador de intensificação foi empregada por ser um método não linear que permite a obtenção de um bom contraste na imagem.

Com o intuito de realizar uma análise para validar a eficácia do algoritmo, foi implementado um método de melhora de contraste usando uma janela fixa de seleção o método baseasse na seleção automática de uma janela posicionada na parte central da imagem e a partir dos valores dos pixels contidos naquela janela são ajustados os níveis de ajuste de contraste. Na Tabela 25 é apresentada a média dos tempos de processamento para esta etapa de processamento. Foram tomados os tempos para cada uma das imagens do banco de dados. O experimento foi realizado 3 vezes para cada imagem e posteriormente foi obtida a média desses valores.

Tabela 25 – Tempos obtido na execução dos algoritmos de melhora de imagem

	Operador de intensificação	Método da Janela Fixa
Tempo (s)	0,007	0,072

4.2.2 Segmentação das Imagens

Já para a segmentação foi empregado o método proposto por Chaira e Ray (2003). Neste trabalho é proposta uma função membro, conhecida como função membro Gamma, que é usada para encontrar os valores da função membro para cada *pixel* da imagem. Para este algoritmo são calculados os valores de pico entre os quais a função vai ser avaliada. Na Figura 42 são apresentados os resultados obtidos para as imagens usadas como exemplo. É importante salientar que algumas partes do tronco da árvore ainda permanecem na imagem processada mesmo após ela ser segmentada. Isto ocorre porque depois de ser feita uma análise da variação de temperatura, verificou-se que essas partes estavam em uma temperatura muito próxima e devido à sensibilidade do sensor da câmera não foi possível obter uma diferença significativa entre elas.

Figura 42 – Resultados obtidos com o algoritmo de segmentação.

As estatísticas dos resultados obtidos nesta etapa são apresentadas na Tabela 26. Pode-se verificar que 64% das imagens tiveram uma boa segmentação, ou seja, sem defeito. O erro na segmentação de frutos faz referência a imagens onde foram segmentadas de

forma errada outras parte da árvore, isto devido à pequena variação de temperatura. Os outros erros estão relacionados com as imagens onde não foram segmentadas as áreas correspondentes aos frutos.

Tabela 26 – Resumo dos resultados da aplicação do algoritmo de segmentação

	Quantidade de imagens	Porcentagem do total
Segmentação correta	32	64%
Erro na segmentação dos frutos	10	20%
Outros Erros	8	16%
Total	50	100%

4.2.2.1 Erros na segmentação

Na Figura 43 é apresentado um exemplo de erro grave na segmentação, pois a área onde se encontram os frutos não foi reconhecida. Depois de passar pelo algoritmo de segmentação a imagem é submetida a uma etapa de filtragem, foram usados dois filtros de mediana com o intuito de suavizar o ruído na imagem. Foi usado este tipo de filtro já que ele é efetivo para a redução do ruído e a preservação das bordas. Foi usada a função `medfilt2` fornecida pelo Toolbox de Matlab (LIM, 1990). A Figura 43 (b) é o resultado da imagem depois de ter sido segmentada e filtrada.

Figura 43 – Exemplo de erros na segmentação. Em (a) imagem original em (b) imagem segmentada de forma errada.

4.2.3 Algoritmo de contagem

Depois de se ter as imagens segmentadas, a transformada de Hough circular foi aplicada para a detecção e contagem dos frutos. Na Figura 44 são apresentados os resultados obtidos para as imagens de exemplo. Para a validação destes dados foi realizada a

contagem manual das laranjas na árvore, sendo importante frisar que alguns dos frutos encontravam-se ocluídos e não são detectados pela câmera. Nesta etapa obteve-se erros de reconhecimento devido a erros na segmentação, como a presença de partes do talho na imagem o que pode ser observado na Figura 44, onde em (a), (b) e (c) as imagens com a melhora de contraste. Em (c), (d) e (f) o resultado do reconhecimento de círculos. É importante frisar que na imagem Figura 44 (f) é possível observar a presença de partes de talho na imagem, mas ao empregar o algoritmo de contagem de círculos, estas não foram reconhecidas como frutos. A contagem dos frutos corresponde a contagem dos centróides dos círculos reconhecidos pela transformada de Hough. Este valor é armazenado em um vetor e depois é empregado como a quantidade de frutos reconhecidos.

Figura 44 – Detecção de círculos e contagem dos centróides. em (a), (b) e (c) as imagens com a melhora de contraste. Em (d), (e) e (f) o resultado do reconhecimento de círculos.

4.2.3.1 Erros de reconhecimento

Na Figura 45, são apresentados erros no reconhecimento dos círculos, devido que as imagens ficaram fora de foco ou tiveram erros no processo de segmentação. Além disso alguns dos erros foram provocados pela oclusão dos frutos.

Figura 45 – Erros no reconhecimento de frutos.

4.2.4 Métricas para validação de dados de classificação

Para a validação dos dados foram construídas matrizes de confusão, o estudo foi dividido em dois grupos, os frutos isolados aqueles frutos que aparecem isolados nas imagens e os frutos agrupados são aqueles onde se tem uma agrupação de vários frutos para o caso mais de dois. Na Tabela 27 se apresenta o numero de objetos contados no total das 50 imagens, a contagem foi realizada manualmente diretamente na foto.

Tabela 27 – Total de objetos nas imagens

	Nº de casos
Frutos isolados	150
Frutos agrupados	275
Totais frutos	425

Nas tabelas 28 e 29 são apresentados os resultados obtidos na classificação de cada um dos grupos. A Tabela 28 apresenta o reconhecimento de frutos isolados, para este caso a precisão total foi de 90,5% a confiabilidade positiva foi de 97,9%. com sensibilidade de 94,8%.

Tabela 28 – Matriz de confusão obtida para reconhecimento de frutos isolados.

	Classe Atual (expectativa)	
Classe Predita (Observação)	143	3
	Resultado correto	Resultados inesperados
	12	0
	Resultados perdidos	Correto ausente no resultado

A Tabela 29 apresenta o reconhecimento de frutos agrupados, para este caso a precisão total foi de 81,3% a confiabilidade positiva foi de 87,6%. com sensibilidade foi de 91,8%

Tabela 29 – Matriz de confusão obtida para reconhecimento de frutos agrupados.

Classe Predita (Observação)	Classe Atual (expectativa)	
	248	35
	Resultado correto	Resultados inesperados
	22	0
	Resultados perdidos	Correto ausente no resultado

Alguns dos objetos perdidos fazem referência a aqueles frutos que se encontram fora do raio médio estabelecido para o reconhecimento, pois numa árvore é possível encontrar frutos de diferentes floradas o que não garante a uniformidade de tamanho. Alguns dos dados inesperados fazem referência a aquelas imagens onde parte de talho da árvore e erroneamente reconhecido como fruto.

4.2.5 Tempos de execução

Na Tabela 30 são apresentados os resultados dos tempos de execução de cada um dos blocos de processamento da imagem. Foram tomados os tempos para cada etapa com cada uma das imagens do banco de dados criado. Para cada imagem o tempo foi medido 3 vezes para posteriormente obter a média dos tempos. Na tabela é possível perceber que a etapa que mais consumiu tempo é a etapa de segmentação: 13,7 segundos de um total de 13,9 segundos para todo o processamento (em MatLab).

Tabela 30 – Tempos de processamento

	Leitura da imagem e conversão a níveis de cinza	Contraste	Segmentação	Filtragem	Contagem	Total
Tempo em (s)	0,117	0,007	13,629	0,036	0,085	13,874

Conclusão

Esta pesquisa se propôs um algoritmo baseado em lógica *fuzzy*, para o processo de segmentação de imagens térmicas conhecido como divergência difusa, no processo de reconhecimento e contagem de frutos.

Para a correta obtenção das imagens em campo com a câmera térmica e, segundo a literatura, a emissividade térmica é o parâmetro mais importante a ser levado em consideração, pois permite realizar medições de temperatura mais precisas. Para a determinação desse parâmetro foi realizado um experimento baseado na literatura da área, por meio do qual foi possível determinar esse parâmetro como 0,94 com um grau de confiabilidade de 95%. A medição deste parâmetro foi realizada por meio de medidas dinâmicas de temperatura, por isso é importante tomar cuidado com possíveis variações das propriedades térmicas do fruto durante a realização do experimento. Os primeiros resultados indicaram um valor de emissividade inferior ao encontrado na literatura, devido possivelmente à falta de controle da temperatura das amostras. Já no segundo experimento, o resultado foi mais próximo do encontrado na literatura. Durante os experimentos em campo foi possível perceber que no período da manhã há uma maior dificuldade para o reconhecimento dos frutos na árvore, possivelmente devido ao fato que o fruto, as folhas e o talho da árvore se encontram em um aparente equilíbrio térmico durante esse período do dia. O restringe o uso da tecnologia a certos períodos do dia. Já no período da tarde, foi possível fazer um reconhecimento dos frutos, mas segundo os experimentos realizados a diferença de temperatura entre os componentes das árvores requer um equipamento de alta precisão, o que restringiria o uso das imagens em níveis de cinza. À noite foi o melhor período do dia para fazer a aquisição das imagens, pois a diferença de temperatura entre os componentes da árvore era maior que nos outros períodos do dia. Isto, segundo a literatura, devido ao fato do fruto conter uma quantidade maior de líquido, o que faz com que demore mais em chegar no equilíbrio térmico com o resto do ambiente.

Nas etapas de pré-processamento da imagem e usando as técnicas *fuzzy* os resultados obtidos também foram satisfatórios para o tipo de tecnologia que foi usada para o estudo. Isto permite usar técnicas mais simples para a classificação de frutos. Na etapa de

melhora de contraste foram implementados dois métodos. Em um deles, o operador de intensificação e, no outro, o método da janela fixa. Isto foi feito com o intuito de avaliar qual deles se adaptava melhor às necessidades do projeto. O tempo de processamento para o operador de intensificação foi aproximadamente 10 vezes menor que para o outro método. Os resultados obtidos pelo método da janela fixa não satisfizeram os requisitos do projeto pois as variações nos níveis de temperatura durante o dia na imagem fazem com que ter uma janela fixa afete o cálculo do contraste (pois em algumas das imagens aquela área corresponde a temperaturas muito baixas). Na etapa de segmentação, as estatísticas mostraram que o algoritmo que foi empregado para o banco de dados criado, teve 64% de resultados satisfatórios e 16% de imagens que não foram segmentadas de forma correta. Isto devido possivelmente ao fato de que a diferença de temperatura entre o fruto e as outras partes da árvore não é o suficientemente grande para ser diferenciado como níveis de cinza. As imagens obtidas no período da noite, graças às diferenças de temperatura do ambiente e do fruto, são as melhores para aplicar as técnicas de processamento de imagens propostas. Finalmente o algoritmo de contagem de frutos foi dividido em dois grupos: frutos isolados e frutos agrupados. Para o grupo de frutos isolados foi obtida uma precisão de 90,5% e para os frutos agrupados 81,3% com um banco de dados de 50 imagens.

A partir da pesquisa desenvolvida se propõe como trabalho futuro a ampliação da metodologia de contagem de frutos mediante o uso de algoritmos que melhorem a capacidade de reconhecimento de frutos ocluídos. A implementação de métodos neurodifusos para reconhecimento de frutos que aperfeiçoe a classificação e permita uma redução do tempo de processamento. A aplicação do método proposto com uma câmera de melhor resolução o que permitiria medir com maior precisão variações muito pequenas de temperatura.

O modelamento dinâmico da temperatura superficial do fruto, envolvendo todos os fenômenos térmicos que se apresentam no cultivo como, a radiação a convecção e a transpiração. Isto ajudaria a descrever as mudanças térmicas pelas que passa o fruto durante os diferentes períodos do dia o que proveria informação importante para a configuração dos parâmetros térmicos da câmera na hora de fazer a aquisição das imagens, e os momentos do dia nos quais os frutos ficam mais visíveis nas imagens obtidas.

Referências

- ALMEIDA, L. M. et al. Uma ferramenta para extração de padrões. **Revista Eletrônica de Iniciação Científica**, 2003. v. 3, 2003.
- AMON, F. et al. Meaningful performance evaluation conditions for fire service thermal imaging cameras. **Fire Safety Journal**, 2008. Elsevier, v. 43, n. 8, p. 541–550, 2008.
- ATHERTON, T. J.; KERBYSON, D. J. Size invariant circle detection. **Image and Vision computing**, 1999. Elsevier, v. 17, n. 11, p. 795–803, 1999.
- BALLESTER, C. et al. Thermographic measurement of canopy temperature is a useful tool for predicting water deficit effects on fruit weight in citrus trees. **Agricultural water management**, 2013. Elsevier, v. 122, p. 1–6, 2013.
- _____. Usefulness of thermography for plant water stress detection in citrus and persimmon trees. **Agricultural and Forest Meteorology**, 2013. Elsevier, v. 168, p. 120–129, 2013.
- BULANON, D.; BURKS, T.; ALCHANATIS, V. Study on temporal variation in citrus canopy using thermal imaging for citrus fruit detection. **Biosystems Engineering**, 2008. Elsevier, v. 101, n. 2, p. 161–171, 2008.
- _____. Image fusion of visible and thermal images for fruit detection. **Biosystems Engineering**, 2009. Elsevier, v. 103, n. 1, p. 12–22, 2009.
- CHAIRA, T.; RAY, A. Segmentation using fuzzy divergence. **Pattern Recognition Letters**, 2003. v. 24, n. 12, p. 1837 – 1844, 2003. ISSN 0167-8655. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865503000072>>.
- _____. Threshold selection using fuzzy set theory. **Pattern Recognition Letters**, 2004. v. 25, n. 8, p. 865 – 874, 2004. ISSN 0167-8655. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865504000285>>.
- CHOI, D. et al. Detecting and counting citrus fruit on the ground using machine vision. **ASABE Paper**, 2013. n. 131591603, 2013.
- DAVIS, A.; LETTINGTON, A. Principles of thermal imaging. **Applications of thermal imaging**, 1988. Adam Hilger Philadelphia, PA, p. 1–34, 1988.

- DIAZ, J. F. A. et al. Mirã rover characterization. In: **2015 12th Latin American Robotics Symposium and 2015 3rd Brazilian Symposium on Robotics (LARS-SBR)**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 331–335.
- FUNDO DE DEFESA DA CITRICULTURA. Estimativa de safra de laranja 2015-16 do cinturão citrícola: Estimativa da safra de laranja 2015/16 do cinturão citrícola de são paulo e triângulo/sudoeste mineiro: cenário em maio/2016. 2015. Araraquara, p. 18, Maio 2015.
- GARBE, C.; SCHURR, U.; JAEHNE, B. Thermographic measurements on plant leaves. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. **AeroSense 2002**. [S.l.], 2002. p. 407–416.
- GARCÍA-TEJERO, I. F. et al. Linking canopy temperature and trunk diameter fluctuations with other physiological water status tools for water stress management in citrus orchards. **Functional Plant Biology**, 2011. CSIRO, v. 38, n. 2, p. 106–117, 2011.
- GONG, A. et al. Citrus yield estimation based on images processed by an android mobile phone. **Biosystems Engineering**, 2013. Elsevier, v. 115, n. 2, p. 162–170, 2013.
- GONZALEZ-DUGO, V. et al. Using high resolution uav thermal imagery to assess the variability in the water status of five fruit tree species within a commercial orchard. **Precision Agriculture**, 2013. Springer, v. 14, n. 6, p. 660–678, 2013.
- GOWEN, A. et al. Applications of thermal imaging in food quality and safety assessment. **Trends in food science & technology**, 2010. Elsevier, v. 21, n. 4, p. 190–200, 2010.
- HANNAN, M. et al. A machine vision algorithm combining adaptive segmentation and shape analysis for orange fruit detection. **Agricultural Engineering International**, 2009. Texas A & M University Press, v. 11, 2009.
- HELLEBRAND, H. J.; BEUCHE, H.; LINKE, M. **Determination of thermal emissivity and surface temperature distribution of horticultural products**. 2009.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Indicadores ibge: Estatística da produção agrícola. fevereiro de 2015. 2015. Brasília, p. 76, Fevereiro 2015.
- JIMÉNEZ-BELLO, M. A. et al. Development and validation of an automatic thermal imaging process for assessing plant water status. **Agricultural Water Management**, 2011. Elsevier, v. 98, n. 10, p. 1497–1504, 2011.
- JONES, H. Use of thermography for quantitative studies of spatial and temporal variation of stomatal conductance over leaf surfaces. **Plant, Cell & Environment**, 1999. Wiley Online Library, v. 22, n. 9, p. 1043–1055, 1999.
- KADER, A. A. A perspective on postharvest horticulture (1978-2003). **HortScience**, 2003. American Society for Horticultural Science, v. 38, n. 5, p. 1004–1008, 2003.
- LI, L. et al. Modeling apple surface temperature dynamics based on weather data. **Sensors**, 2014. Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 14, n. 11, p. 20217–20234, 2014.

LIM, J. S. Two-dimensional signal and image processing. **Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1990, 710 p.**, 1990. v. 1, 1990.

LOPES, J. et al. Importância econômica do citros no brasil. **Revista Científica Eletrônica de Agronomia**, 2011. 2011.

LU, J.; SANG, N. Detecting citrus fruits and occlusion recovery under natural illumination conditions. **Computers and Electronics in Agriculture**, 2015. v. 110, p. 121 – 130, 2015. ISSN 0168-1699. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169914002774>>.

LU, J. et al. Detecting citrus fruits with highlight on tree based on fusion of multi-map. **Optik - International Journal for Light and Electron Optics**, 2014. v. 125, n. 8, p. 1903 – 1907, 2014. ISSN 0030-4026. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0030402613014174>>.

MANICKAVASAGAN, A. et al. Applications of thermal imaging in agriculture—a review. canadian society for engineering in agricultural. **Food and Biological Systems. Paper**, 2005. n. 05-002, 2005.

MENESATTI, P. et al. Non-destructive proximal sensing for early detection of citrus nutrient and water stress. In: **Advances in Citrus Nutrition**. [S.l.]: Springer, 2012. p. 113–123.

NEVES, M. F. et al. O retrato da citricultura brasileira. **Ribeirão Preto: CitrusBR**, 2010. p. 8–40, 2010.

OKAMOTO, H.; LEE, W. S. Green citrus detection using hyperspectral imaging. **Computers and Electronics in Agriculture**, 2009. Elsevier, v. 66, n. 2, p. 201–208, 2009.

_____. Machine vision for green citrus detection in tree images. **Environmental Control in Biology**, 2010. Elsevier, v. 48, n. 2, p. 93–99, 2010.

SANKARAN, S. et al. Huanglongbing (citrus greening) detection using visible, near infrared and thermal imaging techniques. **Sensors**, 2013. Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 13, n. 2, p. 2117–2130, 2013.

SENGUPTA, S.; LEE, W. S. Identification and determination of the number of immature green citrus fruit in a canopy under different ambient light conditions. **Biosystems Engineering**, 2014. Elsevier, v. 117, p. 51–61, 2014.

SIVIC, J.; ZISSERMAN, A. Video google: a text retrieval approach to object matching in videos. In: **Computer Vision, 2003. Proceedings. Ninth IEEE International Conference on**. [S.l.: s.n.], 2003. p. 1470–1477 vol.2.

SONG, Y. et al. Automatic fruit recognition and counting from multiple images. **Biosystems Engineering**, 2014. v. 118, p. 203 – 215, 2014. ISSN 1537-5110. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1537511013002109>>.

SUDHAVANI, G. et al. Comparison of fuzzy contrast enhancement techniques. **International Journal of Computer Applications**, 2014. Foundation of Computer Science, v. 95, n. 22, 2014.

- VOLLMER, M.; MÖLLMANN, K.-P. **Infrared thermal imaging: fundamentals, research and applications**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2010.
- XU, H.-R.; YING, Y.-B. Application of infrared thermal imaging in identification of citrus on trees. **Hongwai yu Haomibo Xuebao/ Journal of Infrared and Millimeter Waves(China)**, 2004. v. 23, n. 5, p. 353–356, 2004.
- ZARCO-TEJADA, P. J.; GONZÁLEZ-DUGO, V.; BERNI, J. A. Fluorescence, temperature and narrow-band indices acquired from a uav platform for water stress detection using a micro-hyperspectral imager and a thermal camera. **Remote Sensing of Environment**, 2012. Elsevier, v. 117, p. 322–337, 2012.

Apêndices

APÊNDICE **A**

Propriedades físicas das 40 amostras objeto de estudo

Número de amostra	*Crom	*Ângulo de Hue	*Lum	Diâmetro Longitudinal (mm)	Diâmetro Transversal (mm)	Peso (gramas)
Amostra 1	33.62	79.97	60.21	59.17	52.79	88.82
Amostra 2	40.37	122.86	60.55	64.66	58.55	123.61
Amostra 3	43.77	120.64	64.09	62.81	57.04	101.58
Amostra 4	52.2	118.67	69	62.56	57.25	113
Amostra 5	39.69	122.57	61.93	62.15	54.92	105.71
Amostra 6	44.07	118.78	61.57	60.79	55.97	99.62
Amostra 7	37.7	122.94	60.67	56.92	52.94	85.49
Amostra 8	49.95	120.69	68.71	60.34	55.82	95.6
Amostra 9	40.54	122.33	60.62	63.86	59.85	120.36
Amostra 10	33.88	122.56	58.05	56.2	53.25	78.49
Amostra 11	34.47	121.98	57.51	63.32	60.49	112.39
Amostra 12	35.82	124.1	58.1	60.32	55.78	97.56
Amostra 13	36.32	123.17	58.07	65.83	60.46	125.12
Amostra 14	42.19	123.04	62.19	63.09	57.27	103.04
Amostra 15	37.43	120.34	60.2	58.32	51.75	83.94
Amostra 16	47.68	119.69	66.11	66.68	62.33	135.16
Amostra 17	46.6	118.02	66.43	66.52	64.76	140.2
Amostra 18	46.73	120.54	66.04	63.9	56.17	116.27
Amostra 19	53.89	116.81	71.55	68.02	60.38	131.6
Amostra 20	36.59	121.29	56.77	61.98	55.52	107.49

*CROM e *LUM

Número de amostra	*Crom	*Ângulo de Hue	*Lum	Diâmetro Longitudinal (mm)	Diâmetro Transversal (mm)	Peso (gramas)
Amostra 21	47.55	118.29	65.09	53.78	52.82	75.34
Amostra 22	42.27	121.21	63.9	55.47	50.12	74.97
Amostra 23	45.78	119.66	63.68	52.66	51.13	69.08
Amostra 24	36.53	123.48	59.19	54.48	50.89	75.1
Amostra 25	34.79	123.79	58.06	55.08	50	71.35
Amostra 26	67.71	111.27	85.85	62.43	58.49	118.08
Amostra 27	32.89	123.14	55.81	57.51	51.95	87.04
Amostra 28	47.4	119.17	66.86	60.51	55.67	99.43
Amostra 29	45.53	120.46	65.64	55.54	52.69	81.14
Amostra 30	47.93	118.31	65.73	68.34	63.28	140.57
Amostra 31	34.59	123.94	56.8	62.33	55.2	107.2
Amostra 32	47.89	120.64	65.43	63.43	58.85	119.26
Amostra 33	38.68	122.29	60.76	56.57	52.73	85.24
Amostra 34	46.02	120.54	66.44	51.76	47.27	61.66
Amostra 35	42.88	121.73	63.73	59.88	55.33	95.6
Amostra 36	49.17	116.84	68.2	57.14	49.55	78.92
Amostra 37	43.23	121.7	64.04	58.53	54.64	86.87
Amostra 38	32.89	121.44	56.42	56.34	53.82	83.79
Amostra 39	43.48	119.46	61.71	60.53	53.38	98.66
Amostra 40	39.06	121	59.43	62.72	54.35	106.77

*Crom: Cromaticidade e *Lum= Luminosidade

Provas de Textura.

Test ID	Batch	Gradient	Distance 1	Distance 2	Stress 1	Area
		St-Strain 1:2				F-D 1:2
		<i>kg/mm²%</i>	mm	mm	<i>kg/mm²</i>	N.mm
		Gradient	Distance 1	Distance 2	Stress 1	Area
		St-Strain 1:2				F-D 1:2
Start Batch Fruto1	Fruto1					
Fruto101	Fruto1	0,037	60,427	53,664	0,390	163,290
Fruto102	Fruto1	0,039	58,957	51,479	0,470	213,774
Fruto103	Fruto1	0,030	59,159	51,741	0,431	188,075
End Batch Fruto1	Fruto1					
Media Futo1		0,035	59,514	52,295	0,430	188,380
Start Batch Fruto2	Fruto2					
Fruto201	Fruto2	0,049	64,829	57,831	0,450	193,810
Fruto202	Fruto2	0,040	65,394	58,901	0,385	156,367
Fruto203	Fruto2	0,054	64,524	57,851	0,453	184,913
End Batch Fruto2	Fruto2					
Media Fruto2		0,048	64,916	58,194	0,430	178,364

Test ID	Batch	Gradient	Distance 1	Distance 2	Stress 1	Area F-D 1:2
		St-Strain 1:2				
		$kg/mm^2/\%$	mm	mm	kg/mm^2	N.mm
		Gradient				
		St-Strain 1:2	Distance 1	Distance 2	Stress 1	Area F-D 1:2
Start Batch Fruto4	Fruto4					
Start Batch Fruto3	Fruto3					
Fruto301	Fruto3	0,037	62,599	55,481	0,532	222,207
Fruto302	Fruto3	0,044	62,282	55,389	0,446	190,701
Fruto303	Fruto3	0,056	63,367	56,514	0,462	196,680
End Batch Fruto3	Fruto3					
Media Fruto3		0,045	62,749	55,795	0,480	203,196
Fruto401	Fruto4	0,044	63,484	57,766	0,333	129,385
Fruto402	Fruto4	0,059	63,877	58,744	0,292	108,944
Fruto403	Fruto4	0,061	64,789	59,226	0,356	136,661
End Batch Fruto4	Fruto4					
Media Fruto4		0,055	64,050	58,579	0,327	124,997
Start Batch Fruto5	Fruto5					
Fruto501	Fruto5	0,061	61,792	55,834	0,381	156,667
Fruto502	Fruto5	0,051	63,084	56,091	0,505	218,405
Fruto503	Fruto5	0,050	61,844	55,201	0,431	180,385
End Batch Fruto5	Fruto5					
Media Fruto5		0,054	62,240	55,709	0,439	185,152

Test ID	Batch	Gradient	Distance 1	Distance 2	Stress 1	Area F-D 1:2
		St- Strain 1:2				
		$kg/mm^2/\%$	mm	mm	kg/mm^2	N.mm
		Gradient	Distance 1	Distance 2	Stress 1	Area F-D 1:2
		St- Strain 1:2				
Start Batch Fruto6	Fruto6					
Fruto601	Fruto6	0,042	62,469	54,896	0,584	261,271
Fruto602	Fruto6	0,036	60,817	53,194	0,616	269,752
Fruto603	Fruto6	0,035	62,442	52,944	0,733	393,152
End Batch Fruto6	Fruto6					
Media Fruto6		0,038	61,909	53,678	0,644	308,059
Start Batch Fruto7	Fruto7					
Fruto701	Fruto7	0,051	56,997	48,694	0,663	319,686
Fruto702	Fruto7	0,027	56,892	47,729	0,646	352,673
Fruto703	Fruto7	0,034	56,580	47,587	0,694	335,969
End Batch Fruto7	Fruto7					
Media Fruto7		0,037	56,823	48,003	0,668	336,109
Start Batch Fruto8	Fruto8					
Fruto801	Fruto8	0,053	61,177	54,524	0,421	180,267
Fruto802	Fruto8	0,039	60,459	54,556	0,326	122,682
Fruto803	Fruto8	0,034	60,852	55,004	0,332	119,361
End Batch Fruto8	Fruto8					
Media Fruto8		0,042	60,829	54,695	0,360	140,770

Test ID	Batch	Gradient	Distance 1	Distance 2	Stress 1	Area F-D 1:2
		St- Strain 1:2				
		$kg/mm^2/\%$	mm	mm	kg/mm^2	N.mm
		Gradient	Distance 1	Distance 2	Stress 1	Area F-D 1:2
		St- Strain 1:2				
Start Batch Fruto6	Fruto6					
Start Batch Fruto9	Fruto9					
Fruto901	Fruto9	0,050	64,647	55,514	0,635	398,537
Fruto902	Fruto9	0,044	64,724	57,631	0,636	263,523
Fruto903	Fruto9	0,044	64,597	56,889	0,728	316,831
End Batch Fruto9	Fruto9					
Media Fruto9		0,046	64,656	56,678	0,666	326,297
Start Batch Fruto10	Fruto10					
Fruto1001	Fruto10	0,043	57,050	50,122	0,466	199,103
Fruto1002	Fruto10	0,037	56,457	49,674	0,382	172,896
Fruto1003	Fruto10	0,037	56,352	48,999	0,625	258,976
End Batch Fruto10	Fruto10					
Media Fruto10		0,039	56,620	49,598	0,491	210,325
End of Test Data						
Media Total		0,044	61,431	54,322	0,493	220,165

Experimentos de Emissividade Térmica.

No primeiro experimento para determinação da emissividade térmica, foram feitas 7.200 amostras de temperatura para cada um dos seis frutos. Na Figura 46 são apresentadas as fotografias relativas às amostras e como foi posicionado o marcador térmico em cada uma delas. Para esta etapa do projeto foram usados dois grupos, diferenciados pelo fato que um deles o Grupo #1 foram amostras de laranja in natura comerciais, e o Grupo #2 foram amostras de laranjas destinadas para suco coletadas diretamente do pomar.

Como a emissividade da fita isolante é conhecida calibrou-se a emissividade da câmera no valor de 0,95 e com um marcador foi selecionada a área da imagem onde estava localizada a fita para obter a temperatura; posteriormente aquele marcador é deslocado para uma parte da imagem onde está a fruta e o valor da emissividade foi se alterando até se obter uma temperatura igual à obtida na área da fita. Com isto, foi determinado o valor da emissividade para cada uma das amostras. Da Figura 47 até Figura 52 são apresentadas as variações de temperatura para cada um dos valores de emissividade configurados, correspondentes às amostras do Grupo #1.

O experimento com este grupo de amostras foi igual ao feito com o Grupo # 2, na Figura 53 até Figura 58 são apresentadas as gráficas de variações de temperatura para cada valor de emissividade testado.

Figura 46 – Amostras usadas no estudo.

Figura 47 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 1 (Grupo # 1).

Figura 48 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 2 (Grupo # 1).

Figura 49 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 3 (Grupo # 1).

Figura 50 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 4 (Grupo # 1).

Figura 51 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 5 (Grupo # 1).

Figura 52 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 6 (Grupo # 1).

Figura 53 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 1 (Grupo # 2).

Figura 54 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 2 (Grupo # 2).

Figura 55 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 3 (Grupo # 2).

Figura 56 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 4 (Grupo # 2).

Figura 57 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 5 (Grupo # 2).

Figura 58 – Variação de temperatura com diferentes valores de emissividade para a amostra 6 (Grupo # 2).