

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

JOSEMAR SIMÃO

INSPEÇÃO VISUAL AUTOMÁTICA DE MAMÕES

VITÓRIA
2003

JOSEMAR SIMÃO

INSPEÇÃO VISUAL AUTOMÁTICA DE MAMÕES

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica, na área de concentração em Automação.

Orientador: Prof. Dr. Hans-Jorg Andreas Schneebeli.

VITÓRIA
2003

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)
(Biblioteca Central da Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)

S593i Simão, Josemar, 1972 -
Inspeção visual automática de mamões / Josemar Simão. – 2003.
79 f. : il.

Orientador: Hans-Jorg Andreas Schneebeili.
Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Espírito Santo,
Centro Tecnológico.

1. Automação. 2. Frutas – Cultivo. 3. Visão. 4. Imagem. 5. Cor. 6.
Inspeção. I. Schneebeili, Hans-Jorg Andreas. II. Universidade Federal do
Espírito Santo. Centro Tecnológico. III. Título.

CDU: 621.3

JOSEMAR SIMÃO

INSPEÇÃO VISUAL AUTOMÁTICA DE MAMÕES

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica - Automação.

Aprovada em 17 de Dezembro de 2003.

COMISSÃO EXAMINADORA

Prof. Dr. Hans-Jorg Andreas Schneebeli
Universidade Federal do Espírito Santo
Orientador.

Prof. Dr. Robert Liang Koo
Instituto de Pesquisa Tecnológico

Prof. Dr. Getúlio Vargas Loureiro
Universidade Federal do espírito Santo

Prof. Dr. Evandro Ottoni Teatini Salles
Universidade Federal do Espírito Santo

A Deus, pois toda conquista do homem
reafirma a grandiosidade do seu criador.

AGRADECIMENTOS

Acredito que sob a luz de Deus podemos, de fato, concluir qualquer desafio ao qual nos propusermos e que o auxílio divino que sustenta a escalada até que alcancemos os nossos objetivos, chega por mãos humanas. Sendo assim, quero agradecer às pessoas e instituições que foram esse auxílio durante o desenvolvimento de minha dissertação de mestrado e que contribuíram para a conclusão desse trabalho.

Agradeço ao professor Hans, minha principal fonte de informação e aprendizado durante esses anos no mestrado, pelas orientações, sugestões e esclarecimentos que, sanando as dúvidas, me conduziram à conclusão dessa dissertação.

Ao professor Sarcinelli eu agradeço pelo empenho, na condição de coordenador do PPGEE, em garantir que os alunos tenham as melhores condições possíveis de trabalho necessárias ao desenvolvimento dos projetos.

Agradeço ao Governo do Estado do Espírito Santo pelo financiamento, por intermédio do Fundo de Ciência e Tecnologia (FUNCITEC), que possibilitou a aquisição de componentes de hardware e software necessários ao projeto.

Ao CNPq pela ajuda financeira concedendo-me uma bolsa de estudos que custeou o meu transporte, alimentação e a compra de materiais e livros durante esse tempo.

Aos amigos e colegas do LAI-1 e LAI-2, Raquel, Érico, Jaines, Fernando, Rodrigo, André, Lester, Jonathan, Paulo, Sandra, Rosenfeld, Espíndula, Leonardo, Wanderley e todos os demais, pelas oportunidades de compartilhar as informações, as dúvidas, os mesmos espaços e recursos de maneira educada e cordial.

Agradeço aos meus pais e irmãos que sempre se colocaram à disposição para me ajudar na medida do possível, mesmo com todas as dificuldades e problemas para resolverem.

À minha esposa Flávia que tem sido uma verdadeira auxiliadora, me apoiando e me incentivando nessa reta final.

Acima de tudo agradeço a Deus por tudo o que tem feito e pelo amparo que chega dia a dia.

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS	5
SUMÁRIO.....	6
LISTA DE FIGURAS	8
LISTA DE TABELAS	10
LISTA DE SÍMBOLOS	11
LISTA DE SÍMBOLOS	11
RESUMO	12
ABSTRACT	13
Capítulo 1	14
Introdução.....	14
1.1. Motivação	14
1.2. Trabalhos relacionados	16
1.3. Objetivos.....	18
1.4. Definição do problema e Metodologia de solução	19
1.5. Organização da dissertação	20
Capítulo 2	21
O sistema de inspeção.....	21
2.1. A estrutura física.....	21
2.1.1. A esteira de transporte	24
2.1.2. A câmera de vídeo	26
2.1.3. O microcomputador.....	27
2.1.4. A esteira de seleção.	27
2.1.5. O sistema de iluminação.....	28
2.2. Etapas de processamento	28
2.2.1. Calibração e ajustes	30
2.2.2. Captura e processamento das imagens	32
Capítulo 3	37
Determinação das dimensões.....	37
3.1. Detalhes de implementação.	40
3.1.1. Rotulagem dos objetos	41
3.2. A classificação por tamanho.....	42
Capítulo 4	44
Determinação do nível de maturação	44
4.1. Grandezas que caracterizam a maturação.....	44
4.2. Quantificação da maturação	46

4.2.1. Determinação dos instantes de captura das imagens	47
4.2.2. Relação entre deslocamento e ângulo de giro dos frutos.....	48
4.2.3. Implementação do processo.....	50
4.3. A classificação por maturação	50
Capítulo 5	51
Rastreamento dos frutos	51
5.1. Opções de rastreamento.....	51
5.1.1. Rastreamento pela velocidade de deslocamento.	51
5.1.2. Rastreamento pelo tamanho dos frutos.....	52
5.1.3. Rastreamento pela menor distância.	52
Capítulo 6	54
Resultados e conclusões	54
6.1. Validação da medição do ângulo de giro dos frutos.....	54
6.1.1. Resultados.....	55
6.2. Resultados da medida das dimensões.....	56
6.3. Resultados da quantificação da maturação	57
6.4. Conclusões.....	60
Apêndice A.....	62
Fundamentos.....	62
A formação da imagem.....	62
O sistema visual humano.....	64
Representação das cores	66
Formação das cores	69
• Mistura aditiva.....	70
• Mistura subtrativa.....	70
O modelo matemático da câmera	71
• O espaço de cor da câmera	72
Processamento em imagens digitais	74
• Imagens binárias a partir de imagens em tons de cinza.....	76
• Imagens binárias a partir de imagens coloridas.....	77
Referências	78

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1: Estrutura básica dos sistemas de inspeção (Malamas et al., 2003).....	15
Figura 2.1: Sistema de classificação de defeitos em maçãs (Li et al., 2002).	22
Figura 2.2: Sistema de classificação de batatas (Noordam et al., 2000)	23
Figura 2.3: Estrutura física do sistema de inspeção automática de mamões.....	23
Figura 2.4: Estrutura básica para visualização dos mamões.	24
Figura 2.5: Corte transversal e vista superior da esteira.....	25
Figura 2.6: Visão da esteira com a correia sobre a superfície de apoio (Azevedo, 2002).....	25
Figura 2.7: Disposição dos pixels do sensor da câmera no padrão Bayer.....	26
Figura 2.8: Cálculo da altura do posicionamento da câmera de vídeo.....	27
Figura 2.9: Vista superior da esteira de seleção.	28
Figura 2.10: Estrutura resumida da classe <i>CFrameGrabber</i>	29
Figura 2.11: Posição relativa entre a janela de visualização e a esteira.	30
Figura 2.12: Diagrama das três primeiras etapas do processamento.....	33
Figura 2.13: Imagem captura.....	33
Figura 2.14: Objetos rotulados.	34
Figura 2.15: Criação da lista de frutos a partir da lista de objetos.	35
Figura 3.1: Objeto em um imagem binária.....	37
Figura 3.2: O ângulo ϕ da direção de alongamento de um objeto em uma imagem binária.	39
Figura 3.3: Determinação do comprimento e da largura de um objeto na imagem binária.	39
Figura 3.4: Estrutura do <i>CObjLabel</i>	41
Figura 3.5: Limites da varredura para se encontrar as extremidades do objeto.	42
Figura 3.6: Gráfico relacionando largura e comprimento para diversos tamanhos de frutos...	43
Figura 3.7: Distâncias entre o ponto P, representando um fruto, e as amostras A_1 até A_{10} que compõem a base de dados para um tipo.	43
Figura 4.1: Mostruário utilizado na indústria para a caracterização da maturação.	45
Figura 4.2: Curva de histograma do matiz de um fruto de coloração amarela.....	47
Figura 4.3: Curva de histograma do matiz de um fruto de coloração verde.....	47
Figura 4.4: Decomposição da velocidade da correia.....	49
Figura 5.1: Deslocamento dos frutos entre dois instantes de tempo.	53
Figura 6.1: Objeto cilíndrico nos três instantes de giro, 0° , 120° e 240°	55
Figura 6.2: Mamão grande nos instantes 0° e 120°	55
Figura 6.3: Mamão médio nos instantes 0° , 120° e 240° do ângulo de giro.	55
Figura 6.4: Cinco amostras de frutos.....	57
Figura 6.5: Medidas do histograma do matiz do fruto 1, M1, M2 e M3, respectivamente.	57
Figura 6.6: Medidas do histograma do matiz do fruto 2, M1, M2 e M3, respectivamente.	58
Figura 6.7: Medidas do histograma do matiz do fruto 3, M1, M2 e M3, respectivamente.	58
Figura 6.8: Medidas do histograma do matiz do fruto 4, M1, M2 e M3, respectivamente.	58
Figura 6.9: Medidas do histograma do matiz do fruto 5, M1, M2 e M3, respectivamente.	58
Figura A.1: Representação da curva espectral de um ponto de uma imagem 2D.	62
Figura A.2: Representação matricial de uma imagem digital.	63
Figura A.3: Mosaico de cones (Gegenfurtner & Sharpe, 1999).....	65
Figura A.4: Sensibilidade espectral e curva de absorção dos cones (Gegenfurtner & Sharpe, 1999).....	65
Figura A.5: (a) Representação da cor pela curva contínua de distribuição espectral. (b) Representação da cor por um único comprimento de onda.....	66
Figura A.6: Curvas de comparação de cor para o sistema XYZ (Wyszecki & Stiles, 1982)...	68
Figura A.7: Soma de cores primária em um monitor de vídeo.....	70

Figura A.8: Subtração de cores refletidas.....	70
Figura A.9: Sistema coordenado para representação das cores.....	72
Figura A.10: (a) Espaço de cor RGB de um monitor de vídeo representado por um cubo. (b) Espaço de cor RGB de uma câmera de vídeo representado por um sólido.....	72
Figura A.11: Resposta espectral do sensor CMOS KAC-1310 da Kodak.	73
Figura A.12: Representação das etapas no processamento de imagens digitais.	75
Figura A.13: Imagem binária obtida a partir de uma imagem monocromática.....	77
Figura A.14: Segmentação da parte verde do objeto.....	77

LISTA DE TABELAS

Tabela 4-1: Classificação do mamão em cinco Subgrupos do grau de maturação (BRASIL, 2002).....	45
Tabela 6-1: Medição do ângulo de giro entre as imagens de 120° e 0° em baixa velocidade. .	56
Tabela 6-2: Medição do ângulo de giro entre as imagens de 240° e 120° em baixa velocidade.	56
Tabela 6-3: Medição do ângulo de giro entre as imagens de 120° e 0° em alta velocidade.	56
Tabela 6-4: Medição do ângulo de giro entre as imagens de 240° e 120° em alta velocidade.	56
Tabela 6-5: Resultado das medidas de largura de cinco amostra de frutos.....	57
Tabela 6-6: Resultado da medida de comprimento de cinco amostra de frutos.....	57
Tabela 6-7: Somatório do erro quadrático entre duas amostras de um mesmo fruto.	59
Tabela 6-8: Somatório do erro quadrático entre frutos para o primeiro conjunto de amostras.	59
Tabela 6-9: Somatório do erro quadrático entre frutos para o segundo conjunto de amostras.	59
Tabela 6-10: Somatório do erro quadrático entre frutos para o terceiro conjunto de amostras.	59

LISTA DE SÍMBOLOS

- Dh - Comprimento horizontal da esteira de transporte.
 Dv - Comprimento vertical da esteira de transporte.
 F - Distância focal da lente.
 D_e - Comprimento da diagonal da esteira.
 X - Altura do posicionamento da câmera em relação à esteira.
 L_s - Largura do sensor da câmera.
 A - Área de um objeto em uma imagem binária.
 b_{xy} - Valor do pixel na posição (x, y) .
 x_m - Coordenada x do centro de massa de um objeto em uma imagem binária.
 y_m - Coordenada y do centro de massa de um objeto em uma imagem binária.
 ϕ - Ângulo de inclinação de um objeto em uma imagem binária.
 L_i - Ponto inicial para determinação da largura de um objeto em uma imagem binária.
 L_f - Ponto final para determinação da largura de um objeto em uma imagem binária.
 C_i - Ponto inicial para determinação do comprimento de um objeto em uma imagem binária.
 C_f - Ponto final para determinação do comprimento de um objeto em uma imagem binária.
 rc - Reta que corta o centro de massa de um objeto e que define a direção do comprimento.
 rl - Reta que corta o centro de massa de um objeto e que define a direção da largura.
 C - Comprimento de um objeto em uma imagem binária.
 L - Largura de um objeto em uma imagem binária.
 x_{li} - Coordenada x do ponto L_i .
 y_l - Coordenada y do ponto L_i .
 x_{lf} - Coordenada x do ponto L_f .
 y_{lf} - Coordenada y do ponto L_f .
 S_x - Somatório da coordenada x dos pontos que compõem o objeto na imagem binária.
 S_y - Somatório da coordenada y dos pontos que compõem o objeto na imagem binária.
 S_{x^2} - Somatório da coordenada x ao quadrado dos pontos que compõem o objeto na imagem binária.
 S_{y^2} - Somatório da coordenada y ao quadrado dos pontos que compõem o objeto na imagem binária.
 S_{xy} - Somatório do produto entre as coordenadas x e y dos pontos que compõem o objeto na imagem binária.
 $MinX$ - Mínimo valor da coordenada x de um objeto em uma imagem binária.
 $MaxX$ - Máximo valor da coordenada x de um objeto em uma imagem binária.
 $MinY$ - Mínimo valor da coordenada y de um objeto em uma imagem binária.
 $MaxY$ - Máximo valor da coordenada y de um objeto em uma imagem binária.
 v_c - Velocidade da esteira.
 v_o - Velocidade do objeto na direção da diagonal da esteira.
 v_t - Velocidade tangencial do objeto na direção perpendicular à diagonal da esteira.
 θ - Ângulo de inclinação da diagonal da esteira.
 w_t - Velocidade angular de um objeto sobre a esteira na direção de V_t .
 R - Raio de um objeto circular.
 α - Ângulo de giro de um objeto entorno do próprio eixo de simetria.
 Δ_d - Deslocamento na direção da diagonal da esteira.
 Δ_α - Deslocamento angular de um objeto entorno do próprio eixo.

RESUMO

Este trabalho aborda o desenvolvimento de um sistema capaz de quantificar as dimensões e a maturação de mamões para que esses frutos possam ser inspecionados e classificados quanto ao tamanho e ao grau de maturação. O setor regional de produção e exportação de mamões tem crescido e o uso de um sistema de inspeção visual automático pode contribuir para o aumento da produção e manutenção dos padrões de qualidade exigidos pelos mercados consumidores.

Os sistemas de inspeção visual automática, freqüentemente, têm sido uma alternativa aos processos tradicionais de inspeção que usam indivíduos treinados. Os principais motivos são a redução dos custos, o desenvolvimento de novas tecnologias e a garantia do padrão de qualidade na inspeção de 100% dos produtos em um lote. Diferentemente dos seres humanos que se cansam com trabalhos repetitivos e apresentam inconsistência nos critérios de inspeção.

A estrutura base do sistema é uma esteira transportadora que cria um fluxo contínuo de frutos e uma câmera de vídeo, posicionada acima dessa esteira, que obtém uma seqüência de imagens. Essas imagens são processadas e analisadas por um computador PC. A primeira etapa de processamento é a conversão das imagens coloridas para imagens binárias de onde são extraídas as dimensões dos frutos.

A maturação é quantificada por uma curva de histograma do matiz dos pixels que representam os frutos nas imagens coloridas. A partir de uma base de dados, que representa o conhecimento de especialistas que trabalham na indústria de produção de mamões, as informações obtidas pelas análises das imagens podem ser usadas para classificar os frutos e acionar um mecanismo capaz de separá-los conforme as necessidades.

Os resultados obtidos mostraram que um conjunto de hardware simplificado é capaz de avaliar adequadamente as dimensões e o grau de maturação dos frutos apesar do esquema de iluminação utilizado.

ABSTRACT

This work shows the development of an automatic inspection system for papaya fruits. This system can measure the size and the degree of maturation of the fruits, and classify them accordingly. The regional sector of papaya production and exportation has grown and the use of an automatic visual inspection system can contribute for the production increase and maintenance of the standards of quality demanded by the consuming markets.

The automatic visual inspection systems have often been an alternative to the traditional processes of inspection done by trained individuals. The main reasons are costs reduction and the guarantee of the quality standard assured by the inspection of all fruits in a lot. In contrast, human inspectors get tired with repetitive work and present inconsistency in the inspection criteria.

The system basic structure is a conveyor belt carrying a continuous flow of fruits and a digital video camera, located above, which gets a sequence of images of the moving fruits. These images are processed and analyzed by a personal computer.

The first processing stage is the conversion of color to binary images for fruits dimensions estimation. The maturation is quantified by a hue histogram curve of the fruits in the color images. Comparing with data in a database, that stores the knowledge of experts, the information acquired can be used to classify the fruits and set up a mechanism capable to separates them as necessary. The results had shown that a set of the simple hardware could evaluate the dimensions and the degree of maturation of the fruits despite illumination changes.

Capítulo 1

Introdução

1.1. Motivação

Na área da visão artificial (*Machine Vision*) a inspeção visual automática (AVI – *Automated Visual Inspection*) é a parte referente à aquisição e análise de informação visual aplicados nas tarefas de inspeção (Foster III et al.,1990). A inspeção, de forma geral, está presente nos processos produtivos da indústria de manufatura. Seu principal objetivo é determinar se um produto ou parte de uma montagem atende a um conjunto de especificações que garantirão a qualidade do produto acabado ou mesmo a integridade do processo produtivo (Newman & Jain, 1995). Na maioria das aplicações o processo de inspeção envolve a medida de características específicas como o acabamento de superfícies, as dimensões geométricas e a integridade das montagens.

A inspeção visual de produtos é um processo muito utilizado na indústria e, tipicamente, executada por inspetores humanos treinados. Essa solução, entretanto, apresenta algumas restrições que limitam as possibilidades de sua aplicação. Alguns experimentos mostraram que, quando executada por inspetores humanos, a inspeção visual feita sobre uma amostra retirada de um lote de produtos fornece resultados mais precisos que a inspeção de 100% da produção (Wetherill, 1969 apud Newman & Jain, 1995). Isso sugere que as tarefas repetitivas e monótonas interferem no desempenho dos inspetores humanos causando inconsistência nos critérios da inspeção.

Entretanto, em muitas situações, a inspeção de 100% da produção é necessária, seja por questões de mercado ou devido a questões de segurança. Por exemplo, uma indústria de alimentos, para não perder consumidores, deve inspecionar, um a um, todos os produtos garantindo que cheguem ao mercado somente os que tenham boa aparência, ou ainda, em aplicações críticas, como na indústria aeroespacial e na medicina, os produtos devem ser rigorosamente inspecionados, pois pequenas falhas podem gerar sérias conseqüências. Todavia, para se executar a inspeção de 100% dos produtos em um lote usando inspetores humanos são exigidos altos níveis de redundância que geram um aumento nos custos e no tempo de inspeção (Dreyfus, 1989 apud Newman & Jain, 1995).

Além disso, o uso de mão de obra humana para desempenhar as tarefas de inspeção possui outras restrições de aplicação, ou seja, em determinadas tarefas a presença de indivíduos no processo de inspeção pode não ser o mais adequado ou mesmo impossível de ser empregada.

Por exemplo, algumas tarefas consomem muito tempo ou causam tédio quando executadas por pessoas e, em outras, o alto índice de insegurança do ambiente de trabalho torna-se um risco para a vida humana.

Os sistemas de inspeção visual automática estão se tornando uma alternativa vantajosa ao uso de inspetores humanos nas linhas de inspeção permitindo que sejam alcançados altos níveis de produção com 100% de inspeção. Na Figura 1.1 é mostrada a estrutura básica dos sistemas de inspeção visual automática. A seqüência de operação de inspeção começa com a aquisição, pela câmera de vídeo (3), de uma imagem dos objetos analisados (6). Essa imagem é processada pelo computador (1) e em determinadas situações um pré-processamento é executado em hardware (2), normalmente para se atender as exigências de tempo. Após a análise das imagens o computador envia informações ao sistema de controle de processo (5) que atua sobre os produtos inspecionados. Um sistema de iluminação (4) é utilizado para garantir que uma imagem de boa qualidade seja obtida. Em determinadas situações pode ser necessária a utilização de esquemas complexos de iluminação de forma que uma determinada característica se destaque e a informação desejada seja extraída da imagem.

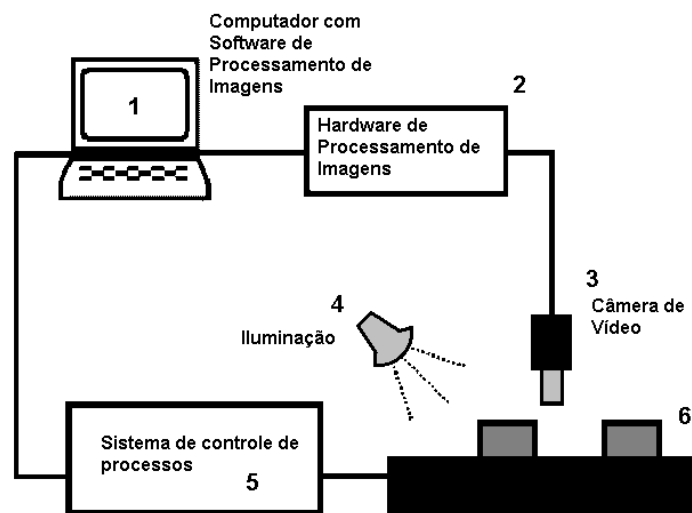


Figura 1.1: Estrutura básica dos sistemas de inspeção (Malamas et al., 2003).

Os sistemas de visão artificial mais antigos eram construídos com base em *frame grabbers* simples que não forneciam boas interfaces com os outros componentes do sistema. O controle era desenvolvido em torno de softwares de baixo nível exigindo que o conhecimento e o domínio da programação fossem completos e abrangentes. As interfaces de usuário de baixo nível e as dificuldades de manutenção e integração com outros sistemas eram características típicas que dificultavam o trabalho (Malamas et al., 2003). Os algoritmos eram tipicamente constituídos a partir das características próprias das tarefas de inspeção. Isso dificultava o reuso de código, pois os sistemas eram altamente especializados (Hunter et al., 1995).

Com os avanços tecnológicos, os PCs e as estações de trabalho têm se tornados rápidos o suficiente, permitindo que sejam empregados nas mais diversas aplicações de visão computacional. O desenvolvimento de novas tecnologias, como FIREWIRE e USB2.0, tem contribuído para o aumento da qualidade e da taxa de aquisição de imagens, chegando a mais de 30 quadros por segundo. Câmeras digitais coloridas com altas resoluções (1280x1024

pixels) permitem obter imagens de alta qualidade. A programação de aplicativos usando interfaces gráficas (GUI – *Graphical User Interface*) contribui para que usuários não muito especializados possam interagir com a aplicação. O desenvolvimento de plataformas padrão, para processamento, tem feito com que a produção e manutenção de sistemas industriais de automação sejam viáveis e de custo relativamente baixo. PCs com Windows NT (Windows 2000, XP) ou sistemas baseados em UNIX, por exemplo, o Linux, são considerados as principais alternativas para se alcançar desenvolvimento de aplicações com máxima portabilidade (Malamas et al., 2003).

Diversos sistemas de inspeção visual automática têm sido utilizados nas mais distintas áreas de atividade industrial. Por exemplo, no reconhecimento de defeitos de placa de circuito impresso e dos pontos de solda, de tecidos, papéis, aço, madeira e superfícies de cerâmicas, na inspeção da qualidade de impressão de rótulos, de alimentos como peixe, carne bovina, biscoito, no reconhecimento de produtos nos caixas em supermercados, na colheita de frutas e outros.

No contexto da atividade agrícola regional, o setor responsável pela produção e exportação de mamões tem crescido nos últimos anos e alcançado diversos mercados nacionais e internacionais. Com a finalidade de se atender as exigências desses mercados, os frutos devem ser inspecionados, classificados e separados segundo alguns aspectos que especificam o produto e caracterizam a sua qualidade. Alguns desses aspectos, usados para a classificação, são, por exemplo, o tamanho, a maturação, a presença de manchas ou defeitos e o formato físico. Atualmente, esse processo é executado através do uso de mão de obra humana. Entretanto, o aumento da produção e o conseqüente aumento nas exportações estão condicionados ao aumento da capacidade de processamento dos frutos e a manutenção do padrão de qualidade. O uso de um sistema automático de classificação pode contribuir para se atingir os níveis de produção que atendam as demandas dos mercados consumidores e manter um padrão na classificação que garanta a qualidade exigida.

1.2. Trabalhos relacionados

A IBM desenvolveu um sistema que integra uma balança e dispositivos de captura e processamento de imagem para verificação de produtos em caixas de supermercado e lojas. Quando um produto é colocado sobre a balança, a câmera captura uma imagem e algumas características como cor e textura são, então, extraídas. Para identificar o produto, as características extraídas são comparadas com um conjunto de características armazenadas que foram obtidas na etapa de treinamento. Caso o produto não seja identificado pelo sistema, ou se for identificado mais que um produto, é exibida, para o operador de caixa, uma lista com as opções possíveis para que este faça a escolha correta. O sistema alcança uma taxa de 84% de acerto em relação ao produto do topo da lista e uma taxa de 95% de acerto considerando o produto correto como sendo um dos quatro primeiros itens da lista (Bolle et al., 1996).

Na agricultura existem muitos processos onde as decisões são feitas com base na aparência dos produtos permitindo que muitas tarefas agrícolas sejam automatizadas. Por exemplo, Jiménez et al. (1999) mostram um resumo de vários sistemas de colheita automática de laranjas e maçãs que usam técnicas de visão computacional para se identificar os frutos maduros e onde estão localizados. Imagens multiespectrais e hiper-espectrais (Chen et al., 2002) são usadas na inspeção de frangos e na detecção de defeitos, doenças e contaminação em maçãs. Um sistema para classificar defeitos nas superfícies de maçãs é descrito em Li et

al. (2002). Neste sistema um conjunto de espelhos é usado para inspecionar as maçãs em quatro direções. A inspeção de superfícies metálicas para a localização de defeitos estruturais, tais como buracos e trincas, é apresentada em Zheng et al. (2002).

Para que um sistema de inspeção visual automática seja considerado confiável, ele deve reduzir, tanto quanto possível, os casos não-aceitáveis considerados como aceitáveis chamados de “*escape rates*”, e os casos aceitáveis considerados como não-aceitáveis chamados “*false alarms*”. Essa responsabilidade é desempenhada pelas etapas de processamento e classificação, que são altamente dependentes da qualidade das imagens adquiridas. Um sistema industrial deve ser robusto adaptando-se automaticamente às irregularidades na iluminação, nas condições da imagem de fundo, nas incertezas nos ângulos e nas posições dos objetos inspecionados para alcançar um alto desempenho. Altas taxas de reconhecimento e classificação são obtidas somente sob certas condições de boa iluminação e baixo ruído (Malamas et al., 2003).

Os efeitos da variação da curva espectral da iluminação aparecem nos valores das componentes de cor e luminância que caracterizam as superfícies observadas durante o processo de inspeção visual. Nos casos em que são empregados inspetores humanos os efeitos da variação da iluminação são menores, pois a visão humana tem a capacidade de se adaptar a essas variações. Essa capacidade tem a ver com o fato da percepção das cores ser um fenômeno que independe do fluxo de energia radiante que atinge os olhos, mas que está correlacionado com a refletância dos objetos (Land, 1977).

Entretanto, as informações de cor obtidas através dos sensores de imagem do tipo CCD (*Charge-Coupled Device*) ou CMOS, usados em câmeras digitais coloridas e nos scanners, não possuem nenhum tipo de compensação da iluminação. Isso tem motivado pesquisas na área de constância de cor (Finlayson, 1995; Barnard, 1999) e calibração de câmeras e scanners (Shama & Trussell, 1993; Barnard & Funt, 1999; Vrhel & Trussell, 1999).

Finlayson et al. (1993) afirmam que a constância de cor pode ser alcançada através de uma matriz 3x3 com elementos da diagonal principal diferentes de zero e os demais iguais a zero, chamada matriz diagonal de transformação, desde que a curva de distribuição espectral do iluminante seja uma combinação linear de três curvas básicas (base tridimensional) e que a curva de refletância da superfície seja uma combinação linear de duas curvas básicas (base bidimensional). Essa matriz é simplesmente um ajuste de proporcionalidade que é aplicado aos três canais de cor das imagens coloridas. O uso da constância de cor tem sido bem sucedido em aplicação de correção do balanço da cores para a exibição de imagens. Entretanto, os resultados em aplicações de reconhecimento de objetos baseados em cor não têm sido bons o suficiente (Funt et al., 1998).

Nos sistemas de inspeção visual automática algumas condições na captura da imagem, juntamente com arranjos especiais de iluminação, são usadas para simplificar o processo de inspeção. O objetivo é ressaltar as características que se pretende medir. Isso permite que muitos sistemas sejam implementados usando formas simples de sensoriamento e conseqüentemente a redução da demanda de processamento computacional. Por exemplo, uma linha de inspeção para verificação das dimensões de um determinado produto poderia ser construída simplesmente com uma luz extensa colocada atrás do objeto. As imagens capturadas teriam uma sombra na posição do objeto em contraste com um fundo de brilho intenso. Assim, com uma câmera que captura imagens em tons de cinza e um algoritmo simples de verificação de limiar consegue-se destacar os contornos do objeto e separá-lo do

fundo. Em outras aplicações, que envolvem imagens coloridas, uma alternativa para se evitar os efeitos na variação da iluminação e a conseqüente variação das cores, é aplicar a análise de histograma nas propriedades de matiz e saturação da imagem ou nas cores oponentes derivadas dos canais L, M e H (Kim, 2001). Esses canais correspondem às faixas de baixa, média e alta frequências do espectro de radiações eletromagnéticas visíveis e também são referenciados por R (Red), G (Green) e B (Blue) que representam as cores vermelha, verde e azul respectivamente.

1.3. Objetivos

O trabalho aqui descrito está inserido no contexto da inspeção visual automática aplicada às atividades de produção agrícola. Como dito anteriormente, o mercado regional de produção de mamões tem crescido e o desenvolvimento de técnicas e equipamentos que auxiliam na classificação e separação dos frutos é um caminho para se alcançar o nível de produção e o padrão de qualidade que atendam as necessidades dos mercados consumidores. Assim, o objetivo desse trabalho é desenvolver um sistema capaz de:

- **Medir as dimensões (largura e comprimento) e quantificar a maturação de mamões usando técnicas de visão computacional aplicadas a uma seqüência de imagens de frutos.**

As dimensões podem se obtidas a partir de uma única imagem do fruto. No entanto, para se quantificar a maturação é necessária uma visualização de 360° em torno do mamão. Para se resolver esse problema, uma solução de estrutura física é implementada considerando que ela deve manter a integridade física do fruto. Uma vez que as imagens de toda a superfície dos frutos tenham sido obtidas, a caracterização da maturação passa a depender da escolha de um critério claro que relacione as informações contidas nas imagens com o grau de maturação do fruto.

- **Capturar e processar as imagens com os frutos em movimento.**

Para isso é necessário que a estrutura física sustente e transporte os mamões criando um fluxo contínuo de frutos. A captura de imagens é feita por uma câmera de vídeo colocada diante desse fluxo. O processamento ocorre à medida que as imagens vão sendo capturadas. Assim, as restrições de tempo de processamento devem ser satisfeitas para que nenhum fruto passe pela câmera sem que tenha sido devidamente analisado. O controle dessa situação é feito pelo rastreamento do fruto através da análise das suas sucessivas posições.

- **Permitir com que os frutos fiquem em contato com o ambiente externo durante a captura de imagens.**

Para facilitar a manipulação e o monitoramento dos frutos, durante o processo, é necessário que eles estejam em um ambiente aberto e de fácil acesso. Isso significa que as imagens capturadas estão sujeitas às variações de iluminação que ocorrem no ambiente de trabalho. O processamento das imagens deverá possuir características que diminuam os efeitos dessas variações.

- **Classificar os frutos quanto ao tamanho e a maturação.**

Uma vez que as dimensões e a maturação foram caracterizadas para cada fruto, estes podem ser classificados em seis categorias de tamanho e cinco grupos de maturação. Essa classificação permite que os frutos sejam separados para atender as diferentes necessidades de mercado.

- **Usar equipamentos de prateleira.**

O uso de componentes de hardware e software que sejam de fácil aquisição no mercado e de custo relativamente baixo permite que se tenha flexibilidade para novas configurações e evita-se a dependência de conhecimentos específicos para construção de hardware e desenvolvimento de software.

1.4. Definição do problema e Metodologia de solução

A classificação e separação de mamões segundo o grau de maturação e o tamanho é a etapa intermediária de um processo que se inicia na colheita do fruto e finaliza com sua comercialização nos mercados consumidores. A possibilidade de execução dessa etapa de forma automática a partir de imagens digitais constitui o problema abordado nesse trabalho e sua verificação é alcançada pelo desenvolvimento de um sistema capaz de inspecionar um fluxo contínuo de frutos e classificá-los segundo a maturação e o tamanho.

O funcionamento desse sistema é baseado na análise de uma seqüência de imagens de mamões para se determinar o tamanho e a maturação desses frutos. Entretanto, algumas restrições em relação ao ambiente de trabalho, aos cuidados de manipulação dos frutos, ao tempo de inspeção de cada fruto e ao custo dos equipamentos devem ser consideradas.

A aquisição da seqüência de imagens será feita por uma câmera de vídeo conectada a um computador do tipo PC. Este computador roda o sistema Windows 2000 e é responsável pelo processamento das imagens. Esses componentes devem atender aos requisitos de tempo e qualidade, ou seja, a utilização de um computador de grande capacidade de processamento e de uma câmera de vídeo com boa qualidade de imagem e alta taxa de aquisição são características essenciais ao sucesso do desenvolvimento do sistema.

Para facilitar o acompanhamento e acesso às partes do processo de inspeção, os frutos devem estar em contato com o ambiente. Isso gera a dificuldade de se garantir que as imagens capturadas não sofrerão influência da iluminação externa, ou, de outra forma, deve-se encontrar um critério de análise das imagens que seja pouco sensível às variações da iluminação do ambiente. Isso é alcançado através do uso de histogramas do matiz das imagens.

A determinação da maturação depende da análise de toda a superfície dos frutos e para que isso seja possível, é necessário que se tenha um mecanismo capaz de interagir a câmera de vídeo e o fruto, manipulando-os, sem lhes causar dano físico, de forma que sejam capturadas imagens de 360° da superfície do fruto. A concepção desse mecanismo deve estar de acordo com o processo de transporte dos mamões criando um fluxo contínuo de frutos. Para solucionar esse problema foi adotada uma estrutura física capaz de girar os mamões

enquanto são transportados, mantendo o fluxo de frutos constante. A câmera de vídeo é fixada a cima dessa estrutura capturando imagens dos frutos que estão passando diante dela.

O fluxo contínuo de frutos e o arranjo entre câmera de vídeo e estrutura de transporte tornam possível o aparecimento de mais de um fruto numa mesma imagem capturada pela câmera. Assim, para que os frutos sejam corretamente analisados é necessário que eles sejam identificados e rastreados para que se tenha o controle exato de qual fruto está sendo avaliado em cada instante.

A classificação quanto à maturação é feita pela comparação do histograma do matiz de um fruto com os histogramas médios que caracterizam cada um dos cinco grupos de maturação. Para a classificação de tamanho, as dimensões, comprimento e largura, são consideradas como sendo coordenadas de pontos em um gráfico. A classificação por tamanho de um determinado fruto é feita pela comparação dos somatórios das distâncias entre o ponto, que representa as dimensões desse fruto, e os pontos que representam as dimensões dos frutos que compõem uma base de dados de tamanho. A categoria que fornecer o menor somatório é considerada como sendo a categoria do fruto em análise.

1.5. Organização da dissertação

A estrutura física do sistema desenvolvido nesse trabalho e as etapas de processamento são descritas no capítulo 2. Neste capítulo também são discutidos os detalhes da solução adotada para a visualização de 360° do fruto, juntamente com uma análise de soluções adotadas em outros sistemas. No capítulo 3 são detalhados o processo de medição das dimensões de largura e comprimento dos frutos e a implementação do classificador por tamanho.

No capítulo 4, algumas informações a respeito da forma como a indústria produtora de mamões quantifica a maturação são analisadas para se determinar um critério de quantificação da maturação que seja adequado ao processo de análise por imagens. Também é descrita a forma para se determinar quais imagens são adequadas para a análise da maturação e o parâmetro para encontrar o instante de captura dessas imagens. A implementação do classificador por maturação também está descrita no capítulo 4.

O rastreamento dos frutos para que sejam identificados e corretamente analisados é descrito no capítulo 5. No capítulo 6 são mostrados os resultados dos testes de validação da técnica adotada para a determinação dos instantes de caracterização da maturação e do processo de classificação por tamanho e maturação. A conclusão da dissertação e as sugestões para futuros trabalhos também estão neste capítulo.

Capítulo 2

O sistema de inspeção

O conjunto das estruturas físicas, dos equipamentos e do software para a análise das imagens usados nesse projeto compõem, de acordo com o modelo da Figura 1.1, um sistema automático de inspeção visual. A análise da operação de todo esse sistema será feita em duas partes: uma referente à estrutura física e outra referente às etapas de processamento.

2.1. A estrutura física

O sucesso em qualquer processo de inspeção, automático ou não, depende necessariamente daquilo que se observa e como se observa. Não basta ter acesso às partes realmente significativas de um produto se ele está a uma distância relativamente grande que diminua a observação de seus detalhes. Por outro lado, também não é suficiente que se tenha acesso a detalhes mínimos se existem partes significativas que estejam escondidas. Nos processos de inspeção visual automática são necessários, por um lado, mecanismos que permitam a observação de todas as superfícies que tenham importância na caracterização da grandeza medida e, por outro, que a qualidade da imagem seja suficiente para se observar os detalhes relevantes. Obviamente existem inúmeras configurações de estruturas que são soluções para a criação desses mecanismos. Entretanto, muitas destas soluções se tornam inadequadas devido às restrições na manipulação do produto inspecionado, no uso e disponibilidade de espaço no ambiente de operação e nos custos e na complexidade de implementação.

O conceito básico de um sistema de inspeção visual automático é relativamente simples e consiste em transportar os produtos a serem inspecionados de forma que passem diante de uma câmera de vídeo para que as imagens capturadas sejam, em seguida, processadas e analisadas. Entretanto, devido à natureza daquilo que se deseja inspecionar, a solução adotada em cada sistema possui particularidades específicas que restringem o uso em outras situações.

Na Figura 2.1 é mostrada a estrutura física de um sistema de classificação de defeitos em maçãs. Este sistema é composto por uma unidade de alimentação, uma unidade de espaçamento entre os frutos, a unidade de inspeção, a unidade de separação e o sistema de controle. A principal unidade é a de inspeção (“*machine vision system*”). Ela possui uma esteira de copos onde são colocadas as maçãs. Esses copos são como anéis circulares como o fundo aberto permitindo que os frutos sejam vistos tanto por cima como por baixo.

Essa solução necessita que sejam usadas duas câmeras de vídeo. Uma para a visualização da parte superior e outra para a visualização da parte inferior dos frutos. A câmera que está na parte superior captura uma imagem com três posições de visão dos frutos. Um desses pontos é a visão de cima do fruto e os outros dois pontos são vistas laterais obtidos com o auxílio de espelhos. A câmera que está na posição inferior captura uma imagem que é o fundo do fruto. Assim, uma imagem com quatro pontos de vista dos frutos é montada a partir das duas câmeras.

Uma vantagem desse sistema é que podem ser observadas várias maçãs ao mesmo tempo. A montagem das câmeras e dos espelhos é feita em uma caixa de iluminação que mantém constantes a distribuição de luz e a curva espectral do iluminante (Li et al., 2002).

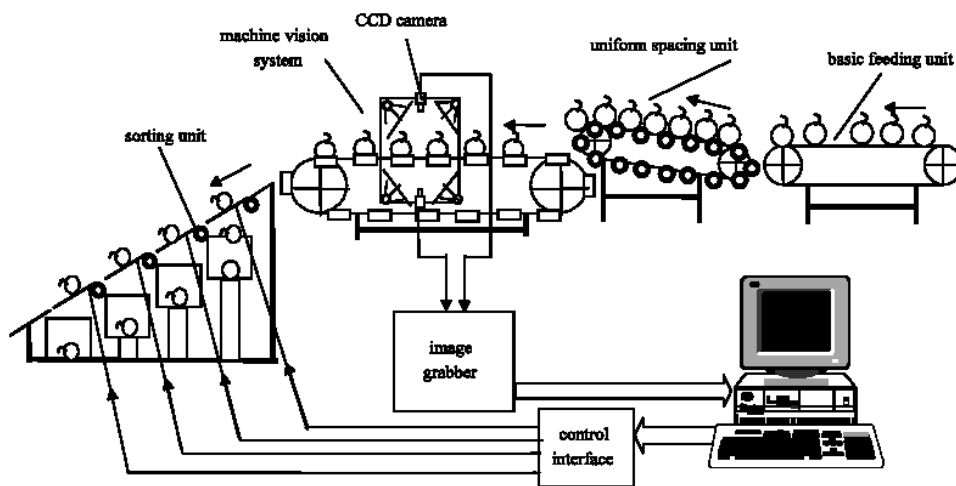


Figura 2.1: Sistema de classificação de defeitos em maçãs (Li et al., 2002).

É fácil concluir que o uso de copos com o fundo aberto para sustentar os frutos, permitindo que sejam vistos tanto por cima como por baixo, impôs a necessidade de uma unidade que fizesse o espaçamento dos frutos e que os colocasse dentro dos copos corretamente, aumentando a complexidade mecânica do sistema. Essa manipulação dos frutos é feita pela unidade de espaçamento que deve estar sincronizada com a esteira de copos.

Apesar da figura sugerir que os frutos sempre caíam com o caule para cima, na verdade eles podem cair em qualquer posição. Então, uma técnica computacional é usada para identificar o caule e o cálice das maçãs para que não sejam confundidos com possíveis regiões de defeitos.

Um outro exemplo de inspeção que necessita a visualização de toda a superfície de um produto é o caso de um classificador de batatas (Noordam et al., 2000). A visão de 360° das batatas é conseguida por meio de espelhos colocados na abertura que separa duas esteiras. Essas esteiras possuem alturas diferentes e durante a queda da batata as imagens são capturadas por uma câmera CCD de uma linha (Figura 2.2). O uso desse sistema para a visualização de produtos está restrito àqueles que não se danifiquem com o impacto da queda, que é o caso da batata.

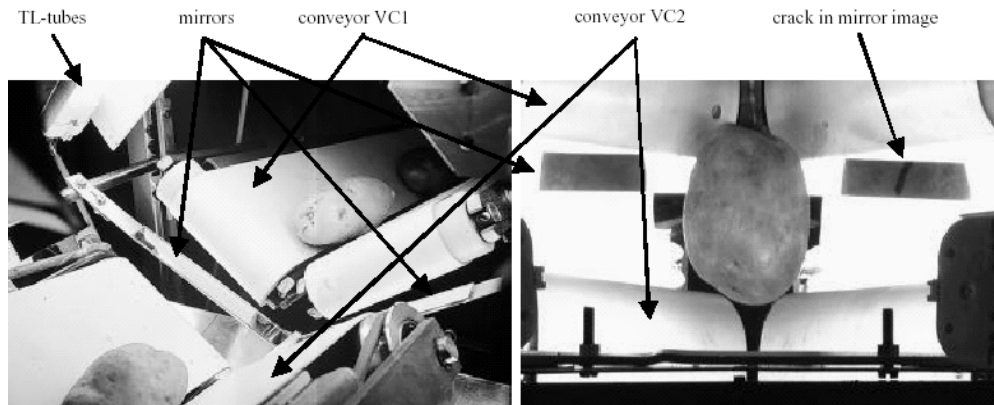


Figura 2.2: Sistema de classificação de batatas (Noordam et al., 2000)

Em um sistema de classificação de mamões a técnica utilizada na classificação de batatas não seria adequada, pois estes frutos não suportariam o impacto da queda. Por outro lado, a solução para a visualização das maçãs tem uma complexidade mecânica maior e a necessidade de uso de duas câmeras de vídeo, aumentando os custos do projeto.

A solução de estrutura adotada para esse projeto além de sustentar e transportar os frutos adequadamente permite que os mesmos sejam visualizados em torno de toda a sua superfície sem lhes causar dano físico.

A Figura 2.3 mostra a estrutura do protótipo do sistema usado para se fazer a inspeção dos mamões. Essa estrutura é composta basicamente por uma esteira que transporta os frutos (1), por uma câmera (2) colocada sobre a esteira para a captura das imagens dos frutos, por um computador (3) que recebe as imagens da câmera e as processa, por uma esteira de seleção (4) comandada pelo computador para separar os frutos classificados e por um sistema de iluminação (5). O sistema de alimentação de frutos e o sistema de coleta depois da separação não fazem parte do protótipo descrito aqui.

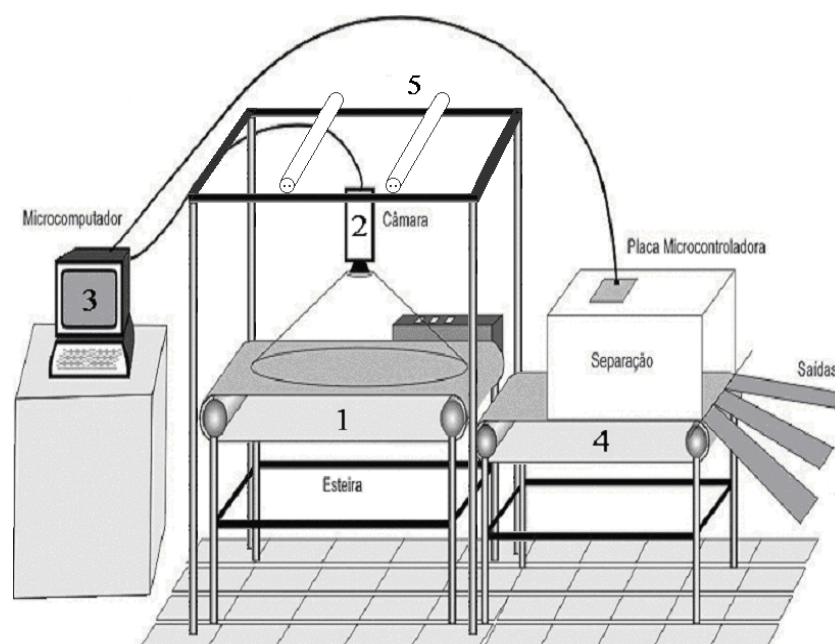


Figura 2.3: Estrutura física do sistema de inspeção automática de mamões.

2.1.1. A esteira de transporte

A principal funcionalidade da esteira de transporte é fazer com que os frutos passem diante da câmera de vídeo para que as imagens sejam capturadas. Isso sugere uma esteira simples de correia plana suficiente para apoiar os frutos (Figura 2.4).

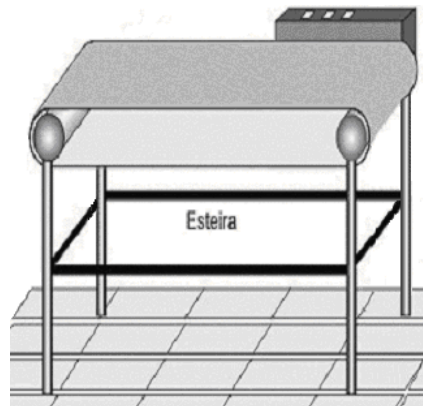


Figura 2.4: Estrutura básica para visualização dos mamões.

Entretanto, essa configuração não é eficiente, pois só permite a visualização da metade superior dos mamões que estão trafegando sobre a esteira. A quantificação da maturação de mamões é uma medida representativa de todo o fruto. Então, é necessário que os frutos girem em torno de seu próprio eixo, durante o transporte sobre a esteira, para que sejam tomadas imagens de 360° de sua superfície.

Para resolver este problema adotou-se como solução uma esteira que possui uma cava em diagonal, como descrito em (Azevedo, 2002). A idéia principal está baseada no deslocamento lateral do fruto à medida que a esteira o transporta em linha reta. Esse efeito é conseguido usando-se uma superfície de apoio que possui uma cava na forma de um “V” e que vai de uma extremidade à outra da esteira no sentido diagonal (Figura 2.5). Sobre essa superfície de apoio é colocada uma correia que tem a finalidade de arrastar o fruto. Essa correia deve ser construída a partir de um tecido flexível que facilmente assumo a forma da superfície de apoio e o efeito desejado seja alcançado (Figura 2.6).

O deslocamento da correia arrasta o fruto, mas devido o efeito da gravidade ele rola para a parte mais baixa da cava provocando o deslocamento lateral. Esse deslocamento lateral se traduz na rolagem do fruto, sob seu próprio eixo, fazendo com que as partes que estavam para baixo virem-se para cima de forma que possam ser inspecionadas. O efeito final, no deslocamento, é de um fruto que se move alinhado na direção da diagonal da esteira e que ao mesmo tempo gira em torno de seu eixo.

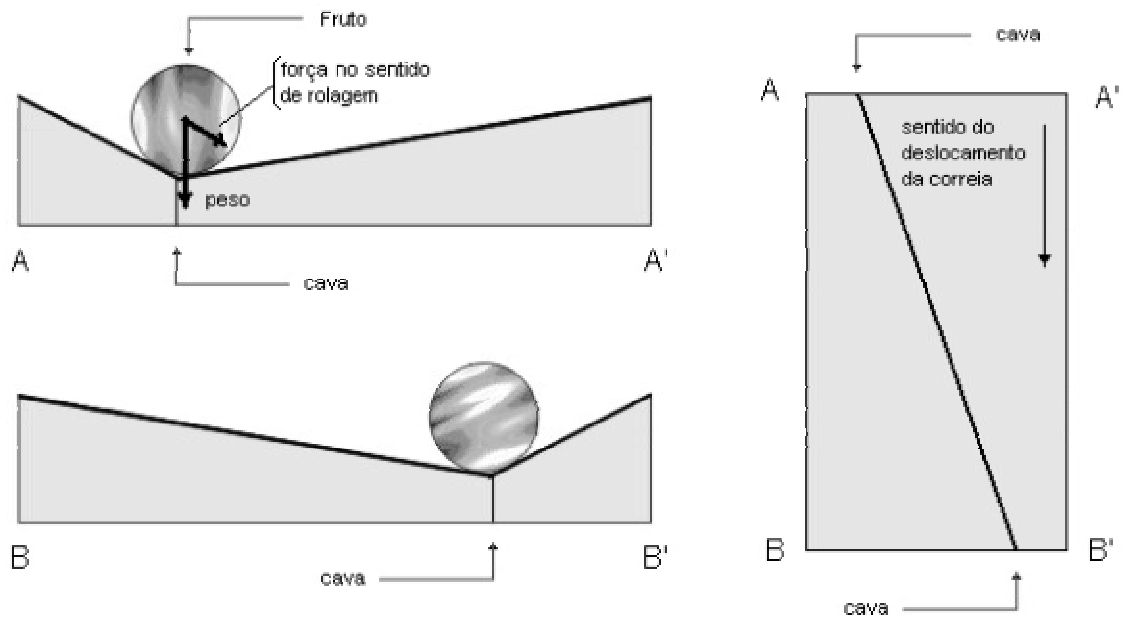


Figura 2.5: Corte transversal e vista superior da esteira.

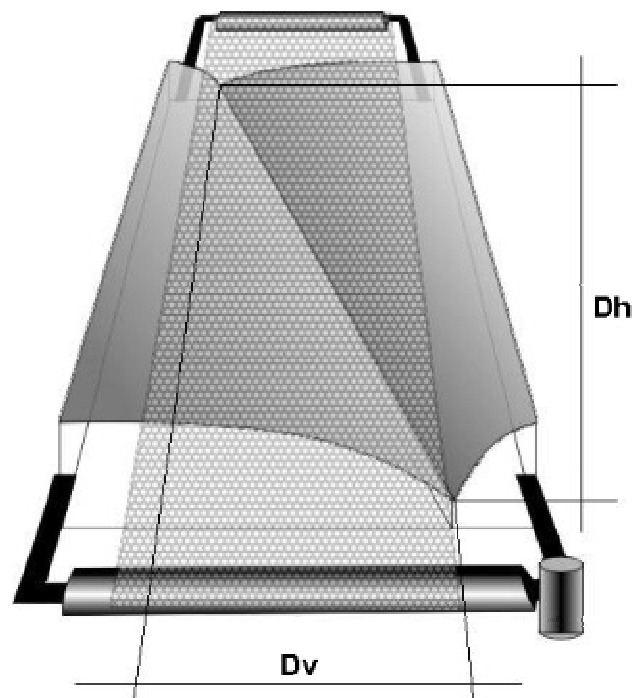


Figura 2.6: Visão da esteira com a correia sobre a superfície de apoio (Azevedo, 2002).

A superfície de apoio é caracterizada pelo seu comprimento D_h e pela sua largura D_v . Essas dimensões influenciam diretamente na relação entre giro e deslocamento dos frutos. Para o protótipo montado essas dimensões valem 1198mm e 249mm, respectivamente. A correia foi construída a partir de um tecido de malha de cor vermelha. Essa cor foi escolhida por ser uma cor que é bem caracterizada pela componente H (matiz) do modelo HSV. Isso contribui na segmentação dos objetos da imagem facilitando a separação entre fruto e fundo.

A malha é um tecido bem flexível e apresenta a vantagem de ser fosco diminuindo o aparecimento de regiões de reflexão especular na imagem. Essa esteira é acionada por um motor de corrente contínua de 12V comumente utilizado em limpadores de pára-brisas de automóveis.

2.1.2. A câmera de vídeo

Neste projeto é utilizada uma câmera de vídeo colorida da PixeLink, modelo A-642 com conexão FIREWIRE. Esta câmera possui uma resolução máxima de 1280x1024 pixels obtidos de um sensor retangular de 9,6 x 7,68 mm. Para uma imagem de 320x240 pixels a taxa de aquisição dessa câmera pode chegar a 60 quadros por segundo. O sensor é construído no padrão Bayer (VIDEOTECH, 2004; IMAGE, 2004; THE TECHNOLOGY, 2004) com filtros na faixa do vermelho, do azul e do verde dispostos alternadamente formando um bloco que se repete por toda a sua superfície (Figura 2.7). Cada elemento do sensor fornece apenas uma das componentes de cor R, G ou B do pixel. As demais componentes (G e B), (R e B) ou (G e B), para cada pixel, são computadas a partir de uma média dos valores adjacentes. Por exemplo, o pixel na posição (2x2) possui os três canais de cor, onde, a componente G é o próprio valor lido do sensor na posição (2x2), R é a média dos sensores nas posições (1x2) e (3x2) e a componente B é a média dos sensores nas posições (2x1) e (2x3).

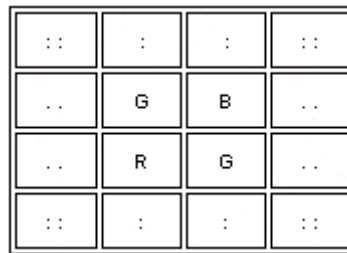


Figura 2.7: Disposição dos pixels do sensor da câmera no padrão Bayer.

A câmera é fixada no suporte de sustentação do sistema de iluminação e é girada de forma que a direção da largura da imagem fique alinhada com a direção da diagonal da esteira que é a direção de deslocamento dos frutos. Isso permite que os frutos sejam observados como se estivessem trafegando na direção horizontal na imagem. A altura de instalação da câmera é determinada, de forma aproximada, em função da distância focal da lente, das dimensões do sensor da câmera e da maior distância que se deseja observar no plano da esteira. Assim, para uma lente com distância focal f e considerando que a maior distância que se deseja observar é a diagonal da esteira, D_e , pode-se determinar, através de uma regra simples de proporcionalidade, a altura X , da câmera de vídeo, que faz com que a distância D_e esteja complemente projetada sobre a largura do sensor L_s (Figura 2.8). Por semelhança de triângulos, a relação de proporcionalidade é dada pela expressão:

$$\frac{D_e}{X} = \frac{L_s}{f}. \quad (2.1)$$

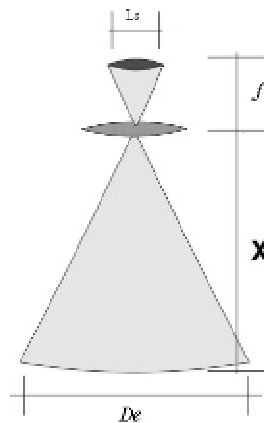


Figura 2.8: Cálculo da altura do posicionamento da câmera de vídeo.

Para uma lente com distância focal de 8,5mm, um sensor de imagem com largura de 9,6mm e a diagonal da esteira de 1223mm, a altura mínima da câmera de vídeo ao plano da esteira de transporte é de 1083mm. As distorções causadas pela lente não foram consideradas nos teste e o único critério para a escolha da lente foi sua disponibilidade.

2.1.3. O microcomputador

O microcomputador é o principal elemento do projeto, pois nele são executadas todas as tarefas de controle da câmera de vídeo, captura e processamento das imagens e o acionamento da esteira de seleção. Para atender as exigências de tempo e garantir que as tarefas de processamento das imagens sejam executadas com relativa margem de segurança, o microcomputador possui um processador Pentium 4 de 1.5GHz com 512MB de RAM. A base de softwares usada para o desenvolvimento da programação é formada pelo sistema operacional Windows 2000, pela ferramenta de programação Visual C++, pela interface de programação de aplicação fornecida pelo fabricante da câmera de vídeo e pelo kit de desenvolvimento de software fornecido pela Microsoft, DirectX.

2.1.4. A esteira de seleção.

Essa etapa tem a finalidade de separar os frutos à medida que vão sendo classificados. A esteira de separação é apenas um protótipo e possui somente três possibilidades de classificação. Para um sistema de aplicação industrial seriam necessários cerca de 18 níveis de separação, considerando que os frutos, na prática, são classificados em 6 tamanhos diferentes e três graus de maturação.

A esteira é conectada ao computador através da porta serial. Os comandos enviados pelo computador são capturados por uma placa controladora baseada no microcontrolador PIC1684. Essa placa controladora é responsável pelo acionamento dos dois motores da esteira de separação. Cada uma dos motores levanta uma haste tubular que está em baixo da correia da esteira e posicionada na diagonal, uma na diagonal direita e outra na diagonal esquerda (Figura 2.9).

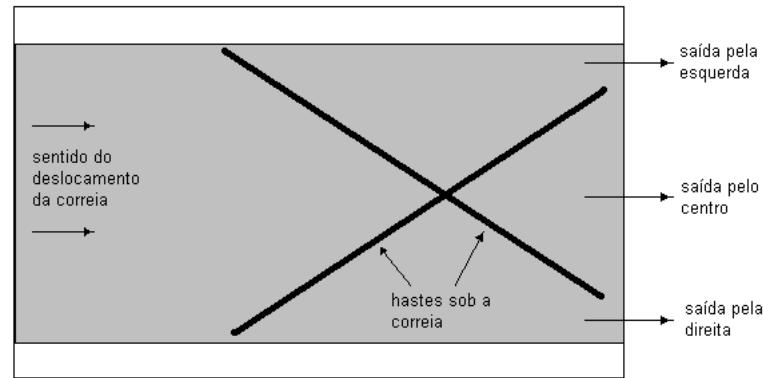


Figura 2.9: Vista superior da esteira de seleção.

Quando a placa controladora recebe um comando, uma das hastes se levanta criando um ressalto, na correia, que separa a esteira ao meio pela diagonal. Esse ressalto tem a função de fazer com que o fruto role para esquerda ou para a direita, conforme o motor é acionado. Caso nenhuma das hastes seja acionada o fruto sairá pelo meio da esteira. Assim, pode-se especificar três níveis de separação dos frutos (Azevedo, 2002).

2.1.5. O sistema de iluminação.

O sistema de iluminação é composto por um conjunto de seis lâmpadas fluorescentes, sendo quatro lâmpadas de 20W e duas de 40W, distribuídas de maneira mais ou menos uniforme. A escolha desse sistema de iluminação foi baseada simplesmente na facilidade de acomodação das lâmpadas na estrutura física, tendo apenas a sensação visual humana como critério de avaliação de sua qualidade. Nenhum outro sistema de iluminação foi testado e provavelmente este sistema pode ser melhorado com algumas pequenas mudanças.

As lâmpadas fluorescentes, devido ao seu princípio de funcionamento, não emitem luz de maneira continuada, mas na forma de pulsos. As lâmpadas fluorescentes comuns emitem pulsos na frequência de 120Hz, pois acendem e apagam na troca do semiciclo positivo e do semiciclo negativo da tensão da rede elétrica. A visão humana consegue compensar o efeito estroboscópico causado pelos pulsos de luz, mas as câmeras digitais sofrem uma influência negativa que reduz a qualidade das imagens. Assim, o acionamento dessas lâmpadas é feito por reatores eletrônicos de alta frequência que reduzem os efeitos indesejados.

O conjunto de lâmpadas é posicionado acima da esteira de transporte e sustentado por uma estrutura metálica. Essa estrutura também tem a finalidade de sustentar a câmera de vídeo e por isso ela não tem contato físico com a esteira de transporte. Isso evita que qualquer trepidação da esteira balance a câmera de vídeo e gere imagens deformadas.

2.2. Etapas de processamento

O aplicativo de controle do sistema de inspeção foi desenvolvido em C++ através da ferramenta de programação Visual C++ da Microsoft para sistema operacional Windows. Esse aplicativo possui uma interface gráfica de usuário no padrão Windows que permite o

acesso fácil às funcionalidades de captura estática de imagem, exibição de vídeo direto da câmera, calibração e ajustes do sistema, inicialização e finalização do processo de inspeção.

A programação está estruturada em uma hierarquia de classes na qual as funções de controle para diversos tipos de câmeras podem ser encapsuladas. Isso permite que se tenha uma interface única entre aplicativo e câmera facilitando a troca entre modelos de câmeras de vídeo sem que seja necessária qualquer alteração nas configurações do aplicativo.

Para se controlar a câmera A-642 da PixeLink e fazer a captura de imagens, as funções de controle são encapsuladas pela estrutura *CFrameGrabberPixeLink* que é derivada da classe *CFrameGrabber*. A estrutura dessa classe é mostrada na Figura 2.10 com os principais métodos e atributos.

CFrameGrabber
<i>CamSettings()</i>
<i>GetSubWindow()</i>
<i>GrabberImage()</i>
<i>LoadSettings()</i>
<i>PausePreview()</i>
<i>SaveSettings()</i>
<i>SetSubWindow()</i>
<i>StartPreview()</i>
<i>StopPreview()</i>
<i>m_pCamera</i>
<i>m_pRawImage</i>

Figura 2.10: Estrutura resumida da classe *CFrameGrabber*.

Os métodos *CamSettings()*, *LoadSettings()* e *SaveSettings()* são referentes aos ajustes dos parâmetros da câmera. *GetSubwindow()* e *SetSubWindow()* tratam do ajuste do tamanho da imagem capturada e *PausePreview()*, *StartPreview()* e *StopPreview()* controlam a exibição de vídeo.

O método *GrabberImage()* captura uma imagem digital. Os atributos *m_pCamera* e *m_pRawImage* são, respectivamente, ponteiros para uma estrutura que contém informações da câmera e para uma área da memória utilizada para guardar a imagem capturada. Através de algumas funções da biblioteca “DirectShow”, parte integrante do DirectX, a classe *CDevices* detecta as câmeras conectadas ao computador e mantém atualizado um vetor de câmeras representadas pela classe *CCamera*.

O aplicativo é formado por duas tarefas: a tarefa principal que tem a finalidade de controlar a interface gráfica e a tarefa de inspeção que é responsável pelo processo de captura e análise das imagens, classificação dos frutos e acionamento da esteira de seleção. As primeiras ações, dentro da tarefa de inspeção, são referentes aos ajustes e calibrações necessários para que o sistema funcione adequadamente. Após os ajustes a tarefa entra em um ciclo repetitivo de captura e análise das imagens. Essas duas etapas são descritas a seguir.

2.2.1. Calibração e ajustes

- **Ajuste do tamanho da janela de visualização e centralização da esteira.**

Como dito anteriormente, o fruto trafega na direção da diagonal da esteira, ou seja, dentro da cava. Além disso, a câmera de vídeo é girada de forma que a direção da largura da imagem esteja alinhada com a direção da cava. Assim, o fruto que se desloca pela diagonal da esteira aparecerá na imagem como se estivesse se deslocando na horizontal.

Para que o fruto possa ser completamente observado durante o trajeto sobre a esteira é necessário que se ajuste o tamanho da imagem de forma que a janela de visualização tenha uma área adequada para que o fruto de maior tamanho seja devidamente visualizado.

Algumas medições de tamanho de uma determinada variedade de fruto foram realizadas e a maior largura e o maior comprimento encontrados nas amostras foram, respectivamente, 102mm e 182mm.

Na Figura 2.11 é mostrada a janela de visualização dos frutos em relação a esteira de transporte. Em função da posição, da lente e do modelo de câmera adotados neste trabalho, as dimensões escolhidas para a altura e a largura da janela de visualização foram iguais a 128 e 920 pixels, respectivamente.

No primeiro ajuste, durante o início do processo de inspeção, é solicitado ao usuário que centralize a esteira em relação à imagem observada na janela de visualização. A câmera é colocada em modo de exibição contínuo e a janela é ajustada para os valores mencionados acima. A necessidade desse ajuste se deve ao fato de que a estrutura que sustenta a câmera está separada da esteira, permitindo que essas estruturas fiquem desalinhadas. Então a esteira deve ser centralizada para que a linha da cava fique exatamente no meio da imagem.

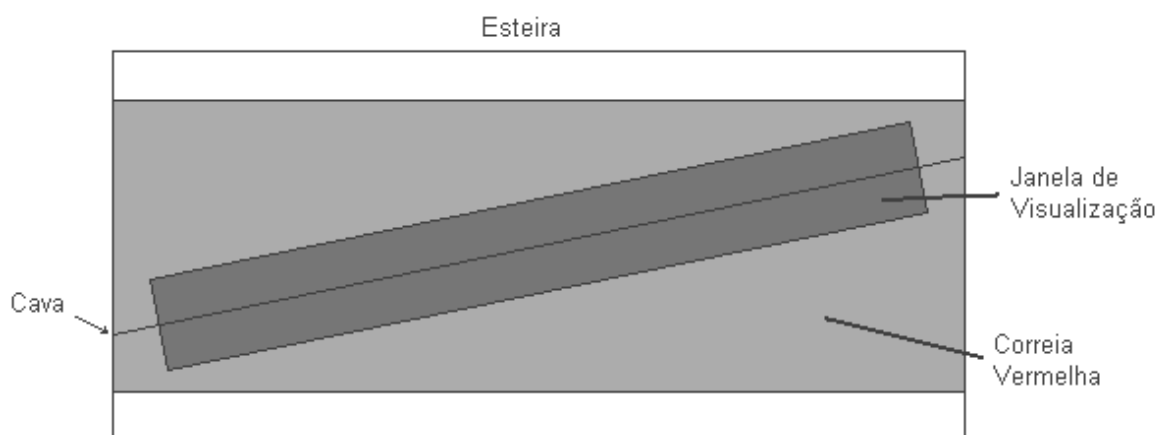


Figura 2.11: Posição relativa entre a janela de visualização e a esteira.

- **Ajuste da câmera.**

O ajuste da câmera tem a finalidade de configurar alguns parâmetros, tais como: os ganhos dos canais R, G e B, a saturação, a correção gama e o nível de exposição. Para isso, é verificado, em primeiro lugar, se existe um arquivo contendo os parâmetros de ajuste da câmera. Caso este arquivo seja encontrado os parâmetros são carregados e a câmera configurada. Se o arquivo não for encontrado o processo de calibração da câmera é iniciado.

O processo de calibração consiste na captura de uma imagem que possui quantidades iguais das componentes de cor vermelho, verde e azul em seus pixels e que esteja sob a iluminação padrão.

Após a redução da janela de visualização é solicitado ao usuário que coloque um papel de cor cinza, que cubra toda a imagem, e que se acendam as lâmpadas. Em seguida, uma imagem é capturada e a função de balanço de branco da API da câmera é executada. Os demais parâmetros da câmera também são configurados e, por fim, a janela de visualização volta ao tamanho original.

- **Matiz (H) e saturação (S) correspondentes à imagem de fundo.**

Os valores médios do matiz e da saturação referentes à cor da correia são obtidos para que posteriormente, por comparação, se identifiquem quais pixels da imagem são relativos aos frutos. Esse método é usado, por exemplo, na criação de uma imagem binária.

Assim, a imagem de fundo deve possuir uma cor bem característica e que se contrasta significativamente com os frutos na esteira. Nesse projeto, a escolha foi por um tecido de malha de cor vermelha, pois essa cor, na representação do matiz, está bem afastada da cor verde que aparece em maior quantidade nos frutos.

O matiz é a representação angular da componente espectral predominante em uma cor qualquer. Esse ângulo é medido em relação à cor vermelha que está na referência de 0° . Assim, as cores que estão próximas à cor vermelha possuem um matiz próximo de 0° ou próximo de 360° . Uma outra forma de quantificar o matiz é através de valores no intervalo entre zero e um.

Para se caracterizar o matiz da cor vermelha da correia, é calculado o matiz médio de todos os pixels de uma imagem capturada da esteira sem qualquer objeto sobre ela. Como as cores próximas ao vermelho podem ter valores próximos de 0° e de 360° , então, são computados um matiz médio alto (h_{mh}) e um matiz médio baixo (l_{mh}) a partir da imagem capturada. O valor da saturação média da cor de fundo também é obtido, mas não é usado.

Essa etapa pode ser acessada através da interface gráfica de usuário e após ser executada a informação dos valores médios do matiz e da saturação são gravadas na forma de arquivo. Durante o processo de inspeção este arquivo é procurado e caso não seja encontrado ou esteja corrompido é iniciado o processo de obtenção dos valores médios do matiz e da saturação.

- **Medida da relação pixel/mm.**

A determinação da relação pixel/mm é feita com o auxílio de um objeto de cor verde com formato alongado. As medidas máximas de largura e comprimento desse objeto devem ser conhecidas e fornecidas ao sistema através de uma caixa de diálogo. A cor verde é para facilitar a distinção entre o objeto e o fundo e a forma alongada caracteriza facilmente as dimensões que estão sendo consideradas.

O posicionamento do objeto deve ser feito de forma que fique completamente dentro da janela de visualização e sua orientação pode ser qualquer. A relação é computada a partir da média de dez medidas de comprimento e largura. O objeto deve ter uma área mínima que é da ordem de grandeza da janela de visualização. Isso é necessário, pois a rotina de segmentação exclui todos os objetos com área inferior a 2500 mm² aproximadamente. Esse valor de área é o limiar adotado para se considerar que um objeto na imagem seja um fruto válido e representa aproximadamente ¼ da área de um fruto médio.

Assim, as relações pixel/mm na horizontal e na vertical são computadas e guardadas nas variáveis *HorizontalResolution* e *VerticalResolution*. Caso essa etapa seja iniciada através da interface de usuário, os valores computados são gravados em um arquivo. Essa etapa de medição da relação pixel/mm só é executada se o arquivo que contém essa informação não for encontrado ou esteja corrompido.

- **Verificação da existência da base de dados para a classificação.**

A base de dados é composta por dois arquivos texto: um contendo as informações de largura e de comprimento para seis tamanhos de classificação dos frutos e o outro as informações do grau de maturação. A existência desses arquivos deve ser verificada no início do processo de inspeção. Caso um desses dois arquivos não seja encontrado a tarefa de inspeção deve ser finalizada e uma mensagem é emitida para que a base de dados seja implementada. A implementação é feita por uma etapa acessível através da interface de usuário.

A geração dos arquivos que contém as informações de configuração do sistema é feita a partir da interface gráfica chamando as rotinas de ajuste e calibração. Caso todos os arquivos sejam encontrados durante o início do processo de inspeção a única ação do usuário será a de centralizar a esteira em relação à imagem da janela de visualização.

2.2.2. Captura e processamento das imagens

Após o ajuste e a calibração do sistema é iniciado o processo de inspeção. Esse processo é um ciclo repetitivo de várias etapas correspondendo desde a captura e análise das imagens até a classificação dos frutos. Na Figura 2.12 é mostrado um esboço das três primeiras etapas do processamento.

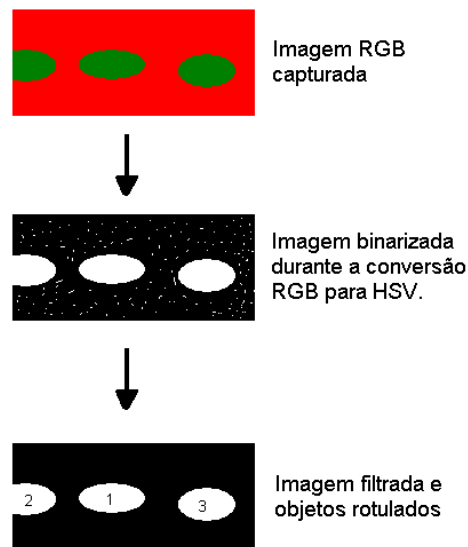


Figura 2.12: Diagrama das três primeiras etapas do processamento.

As etapas principais do processamento são:

- **Aquisição de uma imagem.**

Uma imagem RGB de 128x920 pixels, suficiente para cobrir a área por onde os frutos passam, é adquirida e o instante da aquisição é registrado para cálculo da taxa de captura dos quadros. Essa taxa é exibida na barra de status da janela principal do aplicativo.

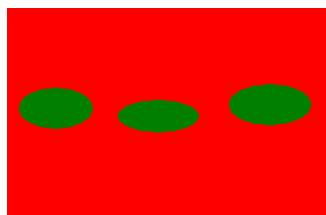


Figura 2.13: Imagem captura.

- **Conversão da imagem RGB para uma imagem HSV e geração de uma imagem binária.**

Essa etapa é implementada em uma rotina que varre a imagem RGB, pixel a pixel, e converte as componentes de cor vermelho (R), verde (G) e azul (B) em valores de matiz (H), saturação (S) e valor (V). Junto com essa conversão de valores também é feita uma comparação do matiz de cada pixel com os valores que caracterizam o matiz cor da correia da esteira [h_{mh}, l_{mh}]. Assim, os pixels correspondentes à correia da esteira, por serem de cor vermelha, são marcados com um valor “0” na imagem binária e os pixels referentes ao fruto são marcados com o valor “1”. Uma consequência desse método é que qualquer objeto que não seja de cor vermelha aparecerá na imagem binária e será tratado

como fruto. Entretanto, como esse projeto é para trabalhar com mamões não faz sentido que sejam colocados outros tipos de objetos sobre a esteira.

- **Rotulação dos objetos na imagem binária.**

Os objetos contidos na imagem binária devem ser identificados e marcados para que posteriormente sejam computadas as características de tamanho e maturação (Figura 2.14).

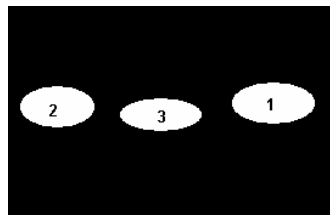


Figura 2.14: Objetos rotulados.

Isso é feito por um algoritmo que rotula os pixels da imagem de forma que pixels vizinhos recebam um mesmo rótulo. Esse algoritmo inicia-se pela a varredura, pixel a pixel, da imagem binária e para cada pixel, marcado com valor “1”, é feita uma análise dos pixels vizinhos. Caso nenhum pixel vizinho possua rótulo, o pixel atual da imagem binária é marcado com um novo rótulo. Se o pixel atual for vizinho de um pixel que possua rótulo, então, o pixel atual recebe o mesmo rótulo do pixel vizinho. Por outro lado, se o pixel atual possuir mais de um vizinho com rótulo, então, o pixel atual recebe um dos rótulos e uma tabela de equivalências registra a equivalência entre aqueles rótulos dos pixels vizinhos.

Esse processo de rotulagem permite que partes distintas de um mesmo objeto possam ser marcadas com diferentes rótulos. Então, posteriormente, a tabela de equivalências é usada para corrigir o rótulo dos objetos de forma que todos os pixels de um mesmo objeto possuam apenas um único rótulo.

Como mostra a Figura 2.14 os objetos são rotulados segundo a seqüência de varredura da imagem, ou seja, da esquerda para a direita e de cima para baixo. Isso faz com que os objetos apareçam com os rótulos desorganizados em relação ao alinhamento horizontal. Esses objetos são colocados em um vetor formando a *lista de objetos* rotulados. Durante a rotulagem são computadas informações de área, valores máximos e mínimos das coordenadas x e y dos objetos e o primeiro e segundo momentos de inércia da imagem binária do fruto.

Os objetos que possuem uma área menor do que $\frac{1}{4}$ da área de um fruto médio, aproximadamente 2500 pixels², são excluídos da lista de objetos. Os ruídos gerados pela própria câmera de vídeo, pelo reflexo de possíveis gotículas de água na superfície dos frutos, pelo acúmulo de poeira ou por oscilações na iluminação também são eliminados da imagem durante esse processo. A partir da listagem final dos objetos encontrados é gerada uma imagem em que os valores dos pixels são preenchidos com o número do rótulo do

objeto que contém aqueles pixels. Por fim, para cada objeto é computada a largura, o comprimento, o ângulo de inclinação em relação à horizontal e o centro de massa.

O produto final da rotina de rotulagem é uma imagem com os pixels marcados com valor dos rótulos e uma lista de objetos contendo as informações sobre cada objeto. Essas informações são: área, rótulo, comprimento, largura, ângulo de inclinação, valores máximos e mínimos valores das coordenadas x e y, somatórios do primeiro e segundo momentos em x e y, somatório do produto xy e as coordenadas do centro de massa.

- **Criação e atualização da lista de frutos.**

A lista de objetos, gerada durante a rotulagem, representa os frutos que aparecem na imagem obtida da esteira em movimento. Esses frutos podem estar completos, ou seja, aparecem por inteiro na imagem ou podem estar cortados pela borda lateral da imagem. Os objetos que estejam completamente dentro da imagem e foram reconhecidos por três imagens consecutivas são considerados frutos e passarão a integrar a lista de frutos (Figura 2.15).

Existe ainda a possibilidade de dois ou mais frutos estarem encostados um ao outro. Isso faria com que aparecesse apenas um único objeto na lista de objetos representando os dois frutos. Por meio de operações de erosão e dilatação na imagem binária pode-se separar os objetos computacionalmente. No entanto, será considerado que este caso pode ser tratado no alimentador da esteira fazendo com que os frutos fiquem devidamente espaçados.

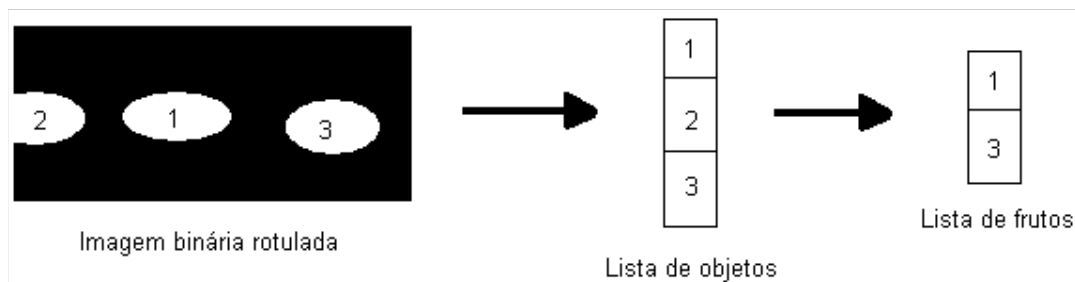


Figura 2.15: Criação da lista de frutos a partir da lista de objetos.

A lista de frutos contém os objetos que foram considerados como sendo frutos e a cada nova lista de objetos, gerada a partir de uma nova imagem adquirida, é feita a comparação entre as duas listas. Essa comparação tem a finalidade de se determinar qual objeto, da lista objetos, é um fruto existente na lista de frutos ou se é um novo fruto. Se for um novo fruto, este é inserido na lista de frutos e verificado por três vezes consecutivas. Se aparecer por três vezes seguidas, este fruto permanece na lista caso contrário é retirado. Caso o objeto seja um fruto já existente na lista de frutos, o fruto correspondente é identificado e suas dimensões, largura e comprimento, posição do centro de massa, ângulo de giro que o fruto faz em torno do seu próprio eixo e as informações para a caracterização da maturação são atualizadas.

- **Classificação dos frutos**

A classificação dos frutos pode ser executada logo após as informações de maturação terem sido obtidas. O instante de obtenção dessas informações é marcado pelo ângulo de giro em torno do próprio eixo do fruto. Quando o ângulo de giro atingir o valor necessário para que toda a superfície de um fruto tenha sido verificada é gerado um histograma do matiz dos pixels desse fruto. Essa informação de maturação, junto com as informações das dimensões, é usada para classificar o fruto quanto à maturação e o tamanho.

- **Verificação do fim do processamento**

Quando um fruto atinge a borda lateral da imagem o seu processamento termina e o fruto é retirado da lista. Em seguida, um comando é gerado para acionar a esteira de separação.

Capítulo 3

Determinação das dimensões

A determinação das dimensões, comprimento e largura, de um objeto a partir de sua imagem binária, segue uma seqüência de etapas bem definidas e fáceis de serem executadas. Para tanto, o comprimento de um objeto é considerado como sendo a medida da distância entre as extremidades desse objeto na direção do eixo de simetria que minimiza o somatório do quadrado das distâncias de cada ponto do objeto a este eixo, ou seja, que minimiza o segundo momento. A largura é, então, considerada como sendo a medida da distância entre as extremidades do objeto na direção da reta que passa pelo centro de massa do objeto e que esteja perpendicular à direção do comprimento. As etapas do processo de medição das dimensões de um objeto alongado são:

- **Determinação da área do objeto.**

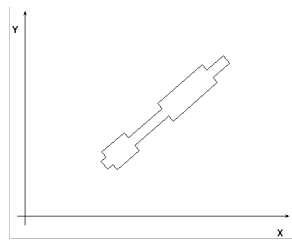


Figura 3.1: Objeto em um imagem binária.

Para um objeto qualquer existente em uma imagem binária (Figura 3.1), a sua área pode ser determinada pela soma de todos os pontos que representam esse objeto. Assim, a área é dada pela expressão:

$$A = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N b_{xy} . \quad (3.1)$$

Onde b_{xy} é a função bidimensional que representa o valor do pixels na posição (x,y) da imagem. Para uma imagem binária esses valores são iguais a “1” nos pontos onde estão os

objetos e iguais a “0” nos pontos que formam o fundo da imagem. Os limites M e N são, respectivamente, as dimensões de largura e altura da imagem.

- **Determinação do centro de massa.**

Usualmente a posição de um objeto na imagem é determinada pelo centro da área desse objeto. O centro da área é o centro de massa de uma figura com valor constante de massa por unidade de área. O centro de massa é o ponto onde toda a massa do objeto poderia ser concentrada sem mudar o primeiro momento do objeto em relação a qualquer eixo (Horn, 1986). O centro de massa é representado pelos valores de x_m e y_m dados pelas expressões:

$$x_m = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x b_{xy}}{A} \quad (3.2)$$

e

$$y_m = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N y b_{xy}}{A}. \quad (3.3)$$

- **Determinação da direção de alongamento.**

Em Horn (1986) a direção de alongamento de um objeto é representada pelo ângulo de inclinação do eixo que produz o menor valor de segundo momento. O ângulo ϕ , Figura 3.2, que representa essa direção é dado pela expressão:

$$\tan 2\theta = \frac{b}{a - c}. \quad (3.4)$$

Onde,

$$a = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - x_m)^2 b_{xy}, \quad (3.5)$$

$$b = 2 \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - x_m)(y - y_m) b_{xy} \quad (3.6)$$

e

$$c = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (y - y_m)^2 b_{xy} \quad (3.7)$$

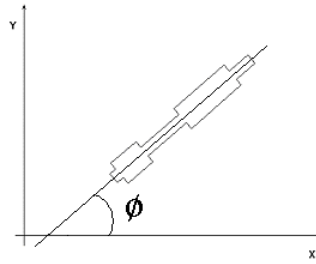


Figura 3.2: O ângulo ϕ da direção de alongamento de um objeto em uma imagem binária.

Se “b” é igual a zero a orientação do objeto está na horizontal para “a” maior que “c” e na vertical para “c” maior que “a”. Para um valor de “b” diferente de zero se “a” igual a “c” o objeto está a $+45^\circ$ ou -45° dependendo do sinal de “b” e da orientação adotada para o eixo y. Nos casos em que “b” é diferente de zero e “a” é diferente de “c” a equação retorna um valor entre $+45^\circ$ e -45° tanto para objeto mais alongados na horizontal, em que “a” é maior que “c”, como para objetos mais alongados na vertical, “c” maior que “a”.

- **Determinação da largura e comprimento.**

A largura e o comprimento são obtidos de forma simples a partir do ângulo da direção de alongamento do fruto (ϕ) e das coordenadas do centro de massa (x_m, y_m).

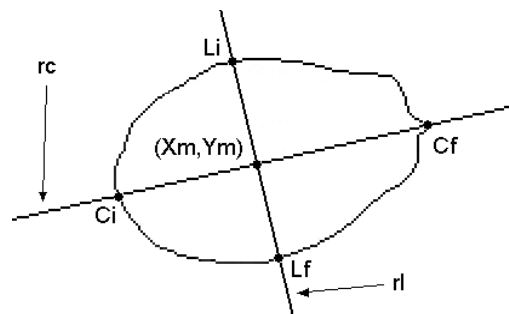


Figura 3.3: Determinação do comprimento e da largura de um objeto na imagem binária.

Para se determinar o comprimento “C” e a largura “L” do objeto deve-se encontrar os pontos C_i , C_f , L_i e L_f da borda do objeto, como mostrado na Figura 3.3. Os pontos C_i e C_f são determinados percorrendo-se a reta que está na direção de alongamento do objeto até que o fundo da imagem seja encontrado. Para os pontos L_i e L_f é feito o mesmo procedimento na reta que está perpendicular à direção de alongamento e que passa pelo centro de massa. Por exemplo, a busca para se encontrar o ponto C_i começa no centro de massa do objeto, ponto (x_m, y_m) , e percorre, ponto a ponto, a reta rc , em direção ao ponto C_i , até que se encontre o primeiro pixel cujo valor é “0”, ou seja, o primeiro ponto que é fundo. O ponto C_i será o ponto imediatamente anterior ao ponto encontrado. O processo deve ser repetido para se encontrar os demais pontos. Uma vez que todos os quatro pontos tenham sido encontrados, o comprimento e a largura serão obtidos, respectivamente, pelo cálculo das distâncias entre os pontos C_i e C_f e os pontos L_i e L_f , como seguem:

$$L = \sqrt{(x_{Li} - x_{Lf})^2 + (y_{Li} - y_{Lf})^2} \quad (3.8)$$

e

$$C = \sqrt{(x_{Ci} - x_{Cf})^2 + (y_{Ci} - y_{Cf})^2} . \quad (3.9)$$

As equações das retas que passam pelo centro de massa e que cortam o fruto ao meio na direção de alongamento e na direção perpendicular ao alongamento são dadas por:

$$\Rightarrow \text{reta } rc: \quad y = tg(\theta)x + y_m - tg(\theta)x_m \quad (3.10)$$

$$\Rightarrow \text{reta } rl: \quad y = tg(\theta + 90)x + y_m - tg(\theta + 90)x_m \quad (3.11)$$

3.1. Detalhes de implementação.

Como visto anteriormente, a determinação do comprimento e da largura de objeto, em uma imagem binária, é alcançada através da execução de etapas seqüenciais em que uma etapa anterior fornece um parâmetro para a etapa seguinte. Por conseqüência, em princípio, a imagem binária deveria ser percorrida, uma primeira vez, para se computar a área do objeto, o somatório do primeiro momento em x e y e finalmente calcular o ponto médio (x_m, y_m) . Em seguida, a imagem binária seria percorrida uma segunda vez para se computar os parâmetros “a”, “b” e “c” que dependem das coordenadas do ponto médio.

Para se evitar as duas varreduras na imagem binária, as equações dos parâmetros “a”, “b” e “c” foram reescritas usando termos que pudessem ser computados por uma única varredura. Assim, as expressões dos parâmetros “a”, “b” e “c” reescritas são:

$$a = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^2 b_{xy} - \frac{\left(\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x b_{xy} \right)^2}{A}, \quad (3.12)$$

$$b = 2 \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x y b_{xy} - \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x b_{xy} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N y b_{xy}}{A} \quad (3.13)$$

e

$$c = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N y^2 b_{xy} - \frac{\left(\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N y b_{xy} \right)^2}{A}. \quad (3.14)$$

Os parâmetros “a”, “b” e “c” agora são dependentes do somatório de x e y , do somatório do quadrado de x e y , do somatório do produto xy e da área A . Todos esses termos podem ser computados em uma única varredura da imagem binária.

3.1.1. Rotulagem dos objetos

A rotina de rotulagem de objetos, implementada nesse trabalho, faz apenas uma única varredura na imagem binária. É usada uma imagem, chamada imagem de rótulos, para marcar quais pixels, da imagem binária, representam um determinado objeto. Para guardar as informações sobre cada objeto é usada uma estrutura de dados, chamada *CObjLabel*, que contém todos os atributos que caracterizam os objetos (Figura 3.4). Um vetor, chamado vetor de objetos, é criado para guardar as diversas estruturas geradas.

Durante a varredura da imagem binária os pixels são verificados um a um e caso seja identificado um novo objeto é criada uma nova estrutura *CObjLabel* para conter as informações correspondentes. Na imagem de rótulos, em uma posição correspondente ao referido pixel da imagem binária, é inserido o valor do rótulo atribuído ao novo objeto criado. A estrutura de dados é preenchida com os valores do somatório de x e y , do somatório de x^2 e y^2 , o produto de xy e a área nas variáveis Sx , Sy , $Sx2$, $Sy2$, Sxy e A respectivamente. Os valores máximos e mínimos das coordenadas x e y e o rótulo do objeto também são guardados na estrutura. Por outro lado, se o pixel verificado for pertencente a um objeto já existente, a referida posição na imagem de rótulos é marcada com o rótulo do objeto identificado e os atributos da estrutura que representa esse objeto são atualizados.

Devido à própria concepção do processo de rotulagem, pode ocorrer de duas ou mais partes distintas, de um mesmo objeto, serem rotuladas separadamente. Conseqüentemente, essas partes possuem rótulos diferentes e representam, para o sistema, diferentes objetos do tipo *CObjLabel*. Quando isso ocorre, é gerado um elemento de equivalência de rótulos que é armazenado em um vetor de equivalências.

CObjLabel
<i>AddValues()</i>
<i>GetDimensions()</i>
<i>Area</i>
<i>Lab</i>
<i>Len</i>
<i>m_dInclinationAngle</i>
<i>MaxX</i>
<i>MaxY</i>
<i>MinX</i>
<i>MinY</i>
<i>Sx</i>
<i>Sx2</i>
<i>Sxy</i>
<i>Sy</i>
<i>Sy2</i>
<i>Xm</i>
<i>Ym</i>

Figura 3.4: Estrutura do *CObjLabel*.

Depois que a imagem binária foi completamente varrida e todos os objetos foram rotulados, é feita uma varredura no vetor de equivalências para juntar as partes separadas de um mesmo objeto. Os atributos das partes são somados e um único objeto é mantido no vetor de objetos. Em seguida, os rótulos são reorganizados para que sigam uma seqüência numérica de razão unitária e a imagem de rótulos é percorrida para que os rótulos sejam corrigidos. Por fim, o vetor de objetos é percorrido e para cada objeto são computados o centro de massa, o comprimento, a largura e o ângulo de inclinação do objeto.

Para se computar a largura e o comprimento é feita uma varredura a partir do ponto central da imagem, em direção às extremidades da imagem, sobre as retas rl e rc , até que se encontre a extremidade do objeto. A varredura é feita entre os limites do objeto, ou seja, entre os valores máximos e mínimos das coordenadas x e y que foram armazenados durante a rotulagem (Figura 3.5).

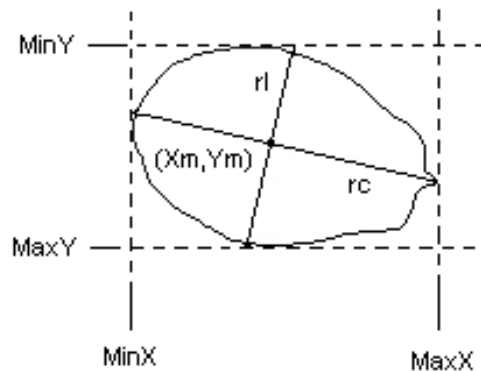


Figura 3.5: Limites da varredura para se encontrar as extremidades do objeto.

3.2. A classificação por tamanho

A classificação dos frutos pelo tamanho não é feita, na indústria, a partir dos valores das dimensões dos frutos. Os operários treinados separam os frutos com tamanhos aproximados de tal forma que uma determinada quantidade caiba dentro de uma caixa de tamanho padrão. Os frutos são, então, classificados de acordo com a quantidade que há dentro da caixa. Assim, por exemplo, um fruto que seja classificado como “tipo 6” é porque cabem seis frutos, desse tipo, dentro de uma caixa de tamanho padrão.

Uma forma para se representar o conhecimento dos operários na classificação dos frutos quanto ao tamanho, é a partir de um gráfico relacionando largura e comprimento dos frutos (Figura 3.6). Esse gráfico foi obtido medindo-se com um paquímetro a largura e o comprimento de conjunto de amostras de mamões fornecido pela empresa AGRA. O fruto tipo 11 não aparece no gráfico, pois as caixas contendo 11 frutos não são comercializadas.

O classificador pode ser implementado por uma base de dados que contenha as informações de largura e comprimento de um número significativo de frutos. Essas informações corresponderiam às coordenadas de pontos no plano cartesiano que delimitam regiões caracterizando os tipos de frutos (Figura 3.7).

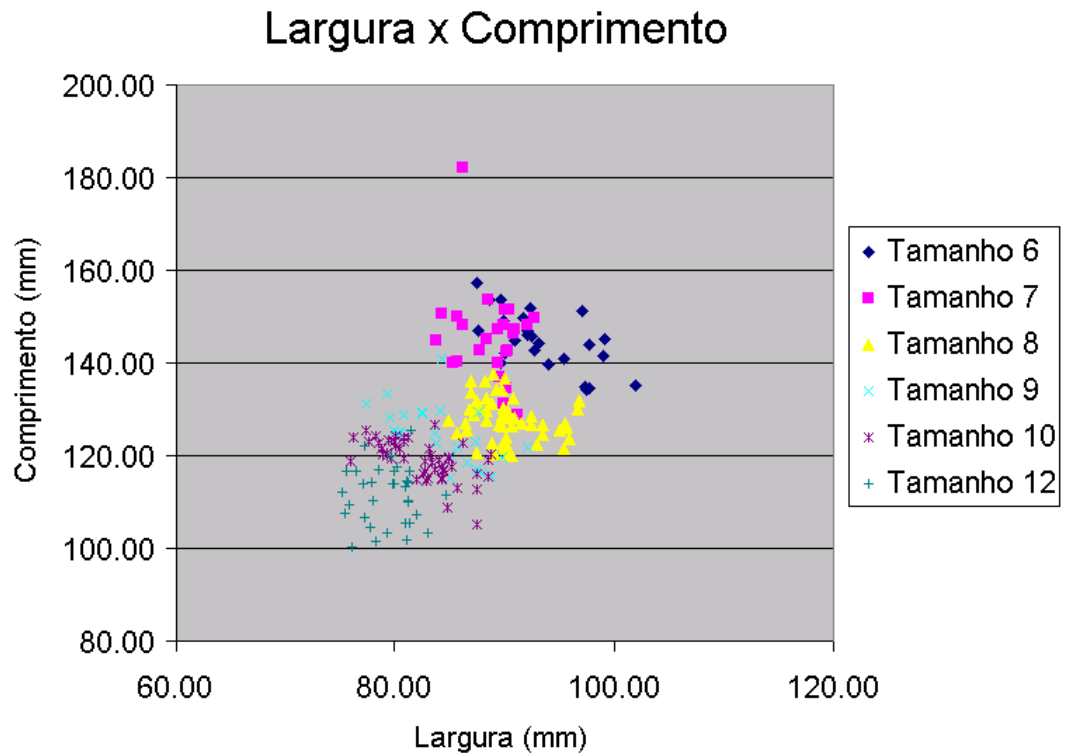


Figura 3.6: Gráfico relacionando largura e comprimento para diversos tamanhos de frutos.

A classificação de um fruto qualquer, representado no plano cartesiano pelo ponto “ P ”, pode ser feita pelo cálculo da distância média entre este ponto e os pontos da base de dados que representam os tipos de frutos, ou, de outra forma, procurando o conjunto de pontos da base de dados que possui o menor somatório das distâncias ao ponto “ P ” dado pela expressão:

$$S_n = \sum_{k=1}^{k=10} D(P, A_k^n). \quad (3.15)$$

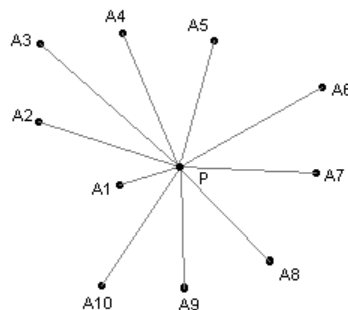


Figura 3.7: Distâncias entre o ponto P , representando um fruto, e as amostras A_1 até A_{10} que compõem a base de dados para um tipo.

Capítulo 4

Determinação do nível de maturação

A implementação de um processo automático de classificação de mamões quanto ao grau de maturação consiste na criação e aplicação de um conjunto de regras que traduzam o conhecimento adquirido pelos inspetores humanos que trabalham diariamente com a classificação dos frutos. A determinação e a construção dessas regras depende basicamente da determinação da grandeza a ser observada e dos critérios para se quantificar e comparar essa grandeza.

A experiência humana mostra que a maturação de um fruto, por exemplo, o mamão, se manifesta na coloração de sua superfície. A percepção dessa maturação pelo sistema visual humano é a motivação principal para se usar um sistema de visão artificial na classificação de mamões quanto à maturação. No entanto, não há uma definição clara do que realmente deve ser avaliado para que os frutos sejam corretamente classificados. A forma de observação da coloração da superfície dos frutos poderia ser realizada por meio de uma visão geral do fruto, como se estivesse computando uma cor média, por meio de uma análise específica das componentes de cor em cada ponto da superfície ou, ainda, pela determinação da posição específica de uma marca ou sinal característico da maturação. Uma análise dos critérios usados na indústria produtora de mamões e algumas definições do Ministério da Agricultura (Brasil, 2002) permitem que se identifique qual é a grandeza representativa do processo de classificação executado pelos inspetores humanos.

4.1. Grandezas que caracterizam a maturação

A base de informações para se classificar os frutos, segundo o grau de maturação, está estabelecida no conhecimento dos operários que manipulam os frutos diariamente. Esse conhecimento é transferido dos funcionários mais experiente para os mais novos através de uma descrição dos conceitos de mais maduro e menos maduro auxiliado por um mostruário com exemplos de frutos (Figura 4.1). Este mostruário foi cedido pela AGRA empresa produtora e exportadora de mamões.

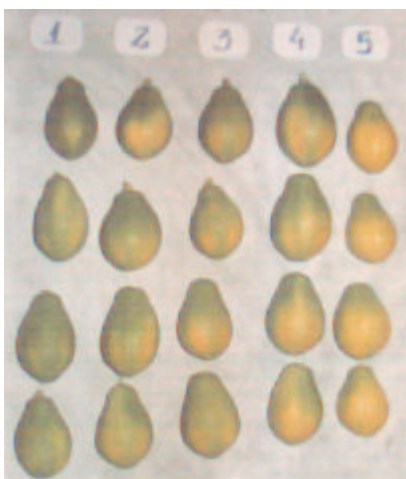


Figura 4.1: Mostuário utilizado na indústria para a caracterização da maturação.

A observação direta do mostuário da Figura 4.1 indica que os 5 estágios de maturação se caracterizam por diferentes quantidades de coloração verde e amarela distribuídas sobre a superfície dos frutos. Assim, um fruto que esteja no estágio 1 de maturação possui a maior parte de sua superfície com uma coloração verde e uma pequena parte com coloração amarela. Por outro lado, grande parte da superfície de um fruto no estágio 5 de maturação é de coloração amarela. Os outros estágios de maturação possuem regiões com diferentes quantidades de coloração verde e amarela. Este mostuário sugere claramente que as medidas relativas entre áreas verdes e amarelas definem os estágios de maturação. No entanto, os limites que separam os diferentes estágios não estão evidentes.

O Ministério da Agricultura, através da Secretaria de Apoio Rural e Cooperativismo, publicou uma portaria definindo termos técnicos e critérios de classificação de mamões. Os mamões são classificados em Grupos, Subgrupos, Classes e Categorias. A coloração da casca do fruto define o grau de maturação e os mamões são classificados em 5 Subgrupos conforme a Tabela 4-1 (Brasil, 2002).

Tabela 4-1: Classificação do mamão em cinco Subgrupos do grau de maturação (BRASIL, 2002).

SUBGRUPO	ESTÁGIOS DE MATURAÇÃO
1	Fruto com uma listra, amadurecendo, mudando de cor, primeiros sinais amarelos, sempre em direção ao final do botão. A cor amarela não deverá cobrir mais de 15 % da casca.
2	Fruto com 2 listras, 1/4 maduro, 25 % da superfície da casca amarelada.
3	Fruto com 3 listras, 1/2 maduro, 50 % da superfície da casca amarelada.
4	Fruto colorido, só com o pescoço verde, 3/4 maduro, 50 a 75 % da superfície do fruto amarelada.
5	Fruto maduro, com 76 a 100 % da superfície amarelada. Somente a extremidade do pedúnculo permanece verde

A padronização feita pelo Ministério da Agricultura contribui para a definição da grandeza representativa da maturação dos frutos. A área do fruto de coloração amarela caracteriza o processo de maturação e o percentual dessa área em relação à área total do fruto

é a grandeza que caracteriza o estágio de maturação. Os valores limites do percentual de área, relativa à coloração amarela, que definem cada subgrupo estão mostrados na Tabela 4-1.

4.2. Quantificação da maturação

Dado uma imagem digital representada no espaço RGB, uma forma direta para se quantificar o percentual de área amarelada do fruto é fazer a contagem dos pixels amarelos e calcular a razão em relação ao total de pixels que representam o fruto. No entanto, a definição de “pixel amarelo” tem que ser esclarecida para que eles possam ser identificados na imagem digital. Assim, é necessário que sejam definidos valores ou uma faixa de valores das componentes R, G e B que caracterizem os pixels amarelos que se deseja reconhecer na imagem do fruto. Essa abordagem necessita que haja um controle efetivo da iluminação sobre os frutos. Isso se deve ao fato de que qualquer variação no nível de iluminação afeta diretamente os valores das componentes R, G e B da imagem digital capturada.

Uma forma de se minimizar o efeito da variação da intensidade da iluminação é através da representação da imagem no espaço de cor HSV. Neste espaço, as informações de cor e a luminância estão desassociadas. A cor é representada pelas componentes H (matiz) e S (saturação) e a representação da intensidade é feita pela componente V (valor). Assim, caso a intensidade da iluminação sofra variações a componente V variará, mas as componentes H e S permanecerão constantes. A componente H (matiz) é uma representação da componente espectral predominante em uma cor. A cor verde e a cor amarela são basicamente formadas por uma única componente espectral. Isso sugere que o matiz (H) seja uma boa representação das cores da superfície do mamão. Com essa representação, a especificação da “cor amarela” passa a ser feita por uma pequena faixa de valores da componente H correspondente a região do amarelo no espectro de frequências de radiação eletromagnética.

O processo de maturação dos mamões não é discreto em relação à coloração da sua superfície, ou seja, as áreas verdes não adquirem a coloração amarela imediatamente. A maturação é um processo de transição da cor verde para a cor amarela passando por valores intermediários de coloração. Isso significa que a caracterização da maturação apenas pelo percentual de área amarela não é a mais adequada, pois uma parcela significativa de área “verde amarelado” pode está sendo desconsiderada. O uso de um histograma da cor dos pixels permite caracterizar o percentual da superfície do fruto correspondente a cada valor de cor entre o verde e o amarelo.

Então, a maturação de um fruto poderá ser representada por uma curva de histograma do matiz dos pixels da imagem do fruto. Dessa forma, a curva de histograma das cores do fruto quantifica e caracteriza a grandeza representativa da maturação dos mamões, pois cada porção de área da superfície do fruto, referente a uma determinada cor, está representada por um ponto pertencente à curva de histograma. Os histogramas também são vantajosos por apresentarem baixa variação com as mudanças da curva espectral da iluminação.

Neste trabalho a estrutura física adotada não permite que seja obtida uma única imagem que contenha toda a superfície do fruto. Então, para se construir o histograma do matiz de toda a superfície do fruto é necessário que mais de uma imagem seja capturada. Para cada imagem capturada são computados o histograma do matiz e a quantidade de pixels que representam o fruto nesta imagem. Por fim, os histogramas dessas imagens são somados gerando um histograma de todo o fruto. Este histograma é normalizado em relação à

quantidade total de pixels da superfície do fruto e em seguida normalizado pelo valor máximo da curva, resultando em uma representação percentual onde o pico vale 100%.

No laboratório foi realizado um experimento para se obter a curva de histograma de dois frutos com graus de maturação distintos. Na Figura 4.2 e na Figura 4.3 podem ser observados os esboços das curva de histograma de um fruto de coloração amarela e outro de coloração verde, respectivamente. Nessas figuras, a abscissa representa os valores possíveis para o matiz no intervalo $[0.068, 0.242]$ e a ordenada representa o percentual da quantidade de pixels normalizada. O intervalo de valores do matiz foi escolhido de forma que contenha a maior parte dos pixels da imagem dos frutos usados no teste.

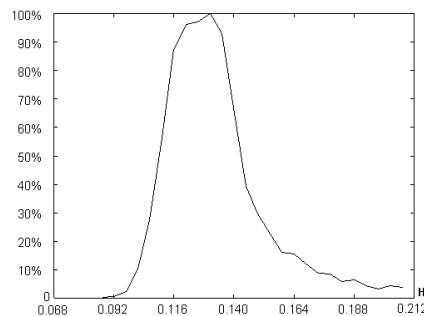


Figura 4.2: Curva de histograma do matiz de um fruto de coloração amarela.

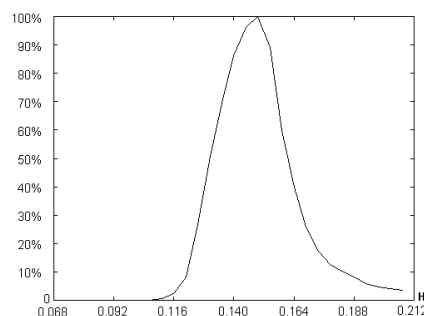


Figura 4.3: Curva de histograma do matiz de um fruto de coloração verde.

4.2.1. Determinação dos instantes de captura das imagens

Como visto anteriormente, é necessário que de alguma forma toda a superfície do mamão seja inspecionada. Isso é conseguido através de uma estrutura física apropriada que faz o fruto girar em torno do seu próprio eixo enquanto é transportado. Uma seqüência de imagens é, então, capturada para que sejam feitas as análises dos frutos. No entanto, é preciso determinar, dentre as imagens da seqüência, quais são as que possuem faces opostas do fruto e que representem toda a sua superfície.

Numa primeira abordagem, poderiam ser especificadas duas imagens para compor a imagem de toda a superfície do fruto. A primeira imagem seria tomada no instante inicial em que o fruto já estivesse completamente dentro do campo de visão da câmera (imagem da metade superior do fruto) e a segunda no instante em que o fruto completasse 180° de giro (imagem da metade inferior do fruto).

Essa abordagem apresenta uma perda de informação, pois as duas imagens capturadas não permitem que se observe com precisão a superfície das laterais dos frutos. Acontece que, devido à forma aproximadamente circular do fruto, a projeção de sua imagem tridimensional sobre o plano bidimensional dos sensores da câmera faz com que os pixels que estão mais próximos da borda, apesar de representarem uma porção significativa da superfície do fruto, estejam compactados em uma área relativamente pequena e a discretização espacial da imagem não permite que a informação contida nessa pequena área seja recuperada corretamente.

Uma segunda abordagem, baseada na especificação de três imagens do fruto, minimiza o problema da oclusão das laterais dos frutos. Nesta abordagem a primeira imagem a ser especificada é a de 0° do ângulo de giro do fruto, ou seja, no instante em que o fruto entra no campo de visão da câmera. Em seguida, verifica-se o instante em que o fruto tenha girado 120° e registra-se a segunda imagem. A terceira imagem seria especificada quando o fruto tivesse girado 240° . Para cada uma dessas imagens deverá ser desconsiderada a faixa da borda dos frutos que se repetem nas outras duas imagens. Essa abordagem tem uma desvantagem que é a necessidade de se esperar que o fruto gire 240° , enquanto que na abordagem anterior era necessário apenas 180° de giro.

Nas duas abordagens a determinação do instante de captura das imagens é através da medição de quanto o fruto já tenha girado, ou seja, da medição do ângulo de giro do fruto. O ponto de captura da imagem de 0° sempre irá ocorrer no início da esteira, pois o critério é o fruto estar completamente sob o campo de visão da câmera. Por outro lado, as imagens de 120° e 240° podem ocorrer em qualquer ponto ao longo da esteira, uma vez que os frutos de maior diâmetro necessitam de maior deslocamento para girarem 120° e 240° .

Para se identificar os instantes em que o fruto tenha girado 120° e 240° é adotado um critério para a medição do ângulo de giro do fruto. Esse ângulo é computado em todas as imagens obtidas da seqüência capturada. Quando o ângulo de giro completa 120° , a imagem que gerou essa informação é usada para se gerar o respectivo histograma. Da mesma forma, quando o ângulo de giro atinge o valor de 240° também é computado o histograma para a imagem capturada.

4.2.2. Relação entre deslocamento e ângulo de giro dos frutos

Durante o trajeto sobre a esteira os frutos se deslocarão alinhados com o fundo da cava, ou seja, na direção da diagonal da esteira. Usando um modelo de decomposição da velocidade da correia em duas velocidades pode-se encontrar a relação entre o deslocamento de um fruto e o seu ângulo de giro.

Como pode ser observado na Figura 4.4, para um objeto de formato circular que permaneça alinhado na direção da diagonal a velocidade da correia da esteira (v_c) pode ser decomposta em duas velocidades: uma na direção da diagonal (v_o) e outra na direção perpendicular ao spin de giro do objeto e tangente a sua superfície (v_i). O ângulo formado entre a direção da diagonal e a direção do comprimento da esteira, θ , é o $\arctan(Dv/Dh)$. O ponto P é o ponto de contato do objeto com a superfície da esteira. As relações entre as velocidades são as seguintes:

$$v_t = v_c \text{sen}(\theta) \quad (4.1)$$

e

$$v_t = w_t R. \quad (4.2)$$

Logo,

$$w_t = \frac{v_c \text{sen}(\theta)}{R}. \quad (4.3)$$

Onde w_t e R são respectivamente a velocidade angular e o raio do objeto correspondente a posição do ponto de contato com a esteira.

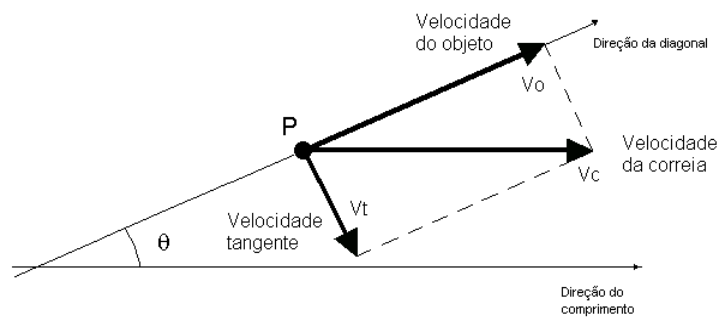


Figura 4.4: Decomposição da velocidade da correia.

Considerando as velocidades constantes, para um intervalo de tempo Δt e um deslocamento da correia Δ_c , pode-se reescrever as equações em termos do deslocamento na direção da diagonal Δ_d e do giro angular Δ_α :

$$\Delta_d = \Delta_c \cos(\theta) \quad (4)$$

e

$$\Delta_\alpha = \frac{\Delta_c \text{sen}(\theta)}{R}. \quad (4.5)$$

Assim,

$$\Delta_\alpha = \frac{\Delta_d \tan(\theta)}{R}. \quad (4.6)$$

A partir das relações encontradas e das dimensões da superfície de apoio da esteira pode-se determinar o maior raio que um fruto pode ter para que o ponto de aquisição da imagem de 240° não ultrapasse o comprimento máximo da diagonal. Assim:

$$R_{\max} = \frac{3Dv\sqrt{Dh^2 + Dv^2}}{4\pi Dh}. \quad (4.7)$$

4.2.3. Implementação do processo

Durante a etapa de atualização da lista de frutos é feita a comparação entre os elementos contidos na lista de objetos e os elementos contidos na lista de frutos. Cada vez que um fruto é identificado na lista de objetos suas características de largura, comprimento, ângulo de giro e posição (x_m, y_m) são atualizadas. Em seguida o ângulo de giro é comparado e caso tenha atingido 120° ou 240° , os histogramas são gerados. Quando o fruto alcança o ângulo de giro de 240° os três histogramas são somados, o fruto é classificado e um comando é enviado para esteira de separação.

Para considerar que um fruto atingiu o final da esteira é verificado, por três imagens consecutivas, se ele atingiu a borda da imagem, ou seja, se ainda está completamente dentro do campo de visão da câmera. Caso algum erro ocorra e o fruto volte a aparecer no campo de visão da câmera a contagem é zerada.

O valor do ângulo de giro não é comparado exatamente com 120° ou 240° para se determinar o instante de criação dos histogramas. Na verdade, o ângulo de giro é comparado com limites superior e inferior de uma faixa de valores em torno de 120° e 240° . Essa faixa de valores é caracterizada por uma variação de $\pm 1\%$ do valor de interesse. Caso o valor do ângulo de giro esteja dentro da faixa estabelecida, os histogramas são gerados.

4.3. A classificação por maturação

A classificação dos frutos por maturação pode ser alcançada por meio da comparação das curvas de histograma dos frutos com a curva média de histograma de cada subgrupo definido na Tabela 4-1. O subgrupo que apresentar maior semelhança na comparação com a curva de histograma de um fruto será considerado o subgrupo daquele fruto. O histograma médio de cada subgrupo pode ser determinado por meio de um experimento com amostras de frutos referentes a cada subgrupo.

O critério de comparação adotado avalia o grau de semelhança entre dois histogramas pelo somatório do erro quadrático entre as duas curvas. Dessa forma, dados dois histogramas $Hist_1(x)$ e $Hist_2(x)$, onde x representa o matiz de uma cor no intervalo em que o histograma esteja definido, o erro será dado pela expressão:

$$Erro = \sum_{x=i}^{x=f} (H_1(x) - H_2(x))^2 . \quad (4.8)$$

Os índices i e f são, respectivamente, o início e fim da faixa de valores do matiz do histograma.

Assim, a classificação de um fruto é obtida pela determinação do subgrupo que possui o menor erro médio quadrático em relação ao histograma do fruto em análise.

O grau de semelhança entre dois histogramas também poderia ser avaliado pela diferença entre os valores do matiz em que ocorre o pico de cada curva. Entretanto, essa opção não foi testada.

Capítulo 5

Rastreamento dos frutos

O objetivo da criação e manutenção da lista de frutos é manter organizados todos os objetos que foram considerados frutos durante a análise das imagens. A cada nova imagem, as informações sobre esses frutos são atualizadas para que o processo de inspeção seja devidamente executado. Para que essa atualização seja feita de forma correta e os novos dados computados para seus respectivos frutos é necessário que se identifique claramente qual objeto, dentro da nova imagem, é um determinado fruto na lista de frutos. Essa identificação da correspondência entre frutos e objetos é um problema de rastreamento de objetos dentro de uma imagem. Uma vez que os frutos tenham sido identificados, as suas características são atualizadas a partir das informações dos objetos localizados.

O rastreamento de vários objetos em uma mesma imagem depende de se criar descritores específicos para cada objeto e, em seguida, varrer toda a imagem para se localizar esses descritores. O rastreamento dos mamões é um problema mais simples, pois não há a necessidade de se gerar descritores específicos para cada fruto. O fato de se ter um fundo de imagem que seja conhecido e bem caracterizado permite que todos os frutos sejam isolados do fundo de uma única vez. Além disso, os frutos não aparecem em qualquer posição da imagem, ou seja, a cava, existente na esteira, faz com que os frutos sigam um comportamento bem determinado de localização dentro da imagem. Assim, deseja-se determinar um critério para se rastrear os objetos em uma imagem digital e encontrar os seus respectivos correspondentes, já caracterizados, em uma lista de frutos.

5.1. Opções de rastreamento

5.1.1. Rastreamento pela velocidade de deslocamento.

Uma forma de se localizar um fruto dentro de uma imagem é a partir da informação de velocidade da esteira. Considerando que a velocidade da esteira, v_e , seja mantida constante, pode-se estimar, para cada fruto da lista de frutos, qual seria a sua próxima posição. O tempo entre a captura de duas imagens, Δt , deve ser conhecido. Assim, para uma dada imagem que o corra no instante t_0 e um fruto que seja identificado na posição s_0 , a posição s_1 do mesmo fruto na imagem seguinte, que ocorre no instante t_1 , pode ser determinada pela expressão:

$$s_1 = s_0 + \frac{v_e \cos \theta}{t_1 - t_0}. \quad (5.1)$$

O ângulo θ é a inclinação da diagonal da esteira em relação ao sentido de deslocamento da correia que transporta os frutos.

Assim, conhecendo-se a posição estimada do fruto na próxima imagem, pode-se percorrer a lista de objetos e procurar por aquele em que o centro de massa esteja localizado dentro de uma região em torno desse ponto estimado.

Para que este critério seja bem sucedido a velocidade da esteira deve ser controlada e mantida constante. Ou então, por um sistema externo de medição, o valor da velocidade instantânea poderia ser informado e os efeitos da variação de velocidade incluídos na estimativa da posição.

De qualquer forma a complexidade aumenta tanto em software como em hardware para que a informação de velocidade seja conhecida.

5.1.2. Rastreamento pelo tamanho dos frutos.

Um critério mais simples poderia ser implementado a partir da comparação direta de características de dimensões dos frutos com as dos objetos da imagem. Assim, a cada nova imagem e para cada fruto contido na lista de frutos, seria feita a comparação entre as dimensões desse fruto, largura e comprimento, com as dimensões de cada um dos objetos contidos na lista de objetos. O objeto que mais se aproxima das dimensões do fruto seria considerado como sendo aquele fruto.

Entretanto, a comparação não pode ser feita com valores absolutos, já que de uma imagem para outra as dimensões podem variar devido ao próprio movimento dos frutos ou por interferência de ruídos. Então, é necessário que a comparação seja feita por uma faixa de valores possíveis. Acontece que os frutos possuem dimensões muito próximas, tanto é que são classificados por tamanho, e isso pode gerar um alto índice de erros.

5.1.3. Rastreamento pela menor distância.

Para não depender de uma estimativa de velocidade da esteira e nem usar uma propriedade do próprio fruto, uma outra solução é implementada. Para cada um dos frutos, da lista de frutos, é calculada a distância para cada um dos objetos que estão na lista de objetos da imagem analisada. O objeto que apresentar a menor distância ao fruto será considerado como sendo o fruto. Para isso algumas restrições devem ser feitas.

A taxa de aquisição deve ser suficientemente alta para que, entre uma imagem e outra, não haja um deslocamento de fruto maior que a metade do menor tamanho de fruto que o sistema irá classificar. Na Figura 5.1 é mostrado um diagrama comparando dois instantes consecutivos de captura de imagens. Neste diagrama as elipses representam os frutos.

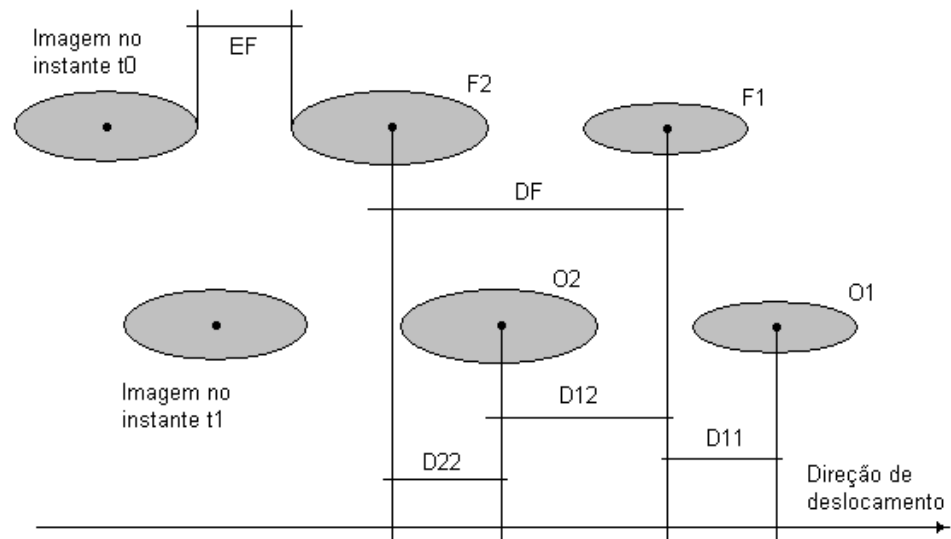


Figura 5.1: Deslocamento dos frutos entre dois instantes de tempo.

O deslocamento do fruto \$F_1\$ é representado pela distância \$D_{11}\$, distância entre o fruto \$F_1\$ e o objeto \$O_1\$. Essa distância deve ser menor que \$D_{12}\$, distância entre o fruto \$F_1\$ e o objeto \$O_2\$. Como a velocidade é a mesma para todos os frutos, então, \$D_{11}\$ é igual a \$D_{22}\$. Para o pior caso, a distância entre frutos, \$DF\$, será quando o espaçamento entre frutos, \$EF\$, for igual a zero e os frutos \$F_1\$ e \$F_2\$ forem os de menor tamanho possível. Nessas condições tem-se a seguinte relação:

$$DF = D_{11} + D_{12}. \quad (5.2)$$

Para se garantir que o rastreamento pela menor distância seja bem sucedido é necessário que

$$D_{12} > D_{11}, \quad (5.3)$$

ou seja,

$$D_{11} < \frac{DF}{2}. \quad (5.4)$$

Assim, o deslocamento máximo de um fruto, entre uma imagem e outra, deve ser menor que a metade do menor tamanho de fruto que o sistema irá classificar. A máxima velocidade de deslocamento da esteira pode ser determinada pela expressão:

$$v_{e \max} = \frac{DF \cdot TC}{2 \cos \theta}. \quad (5.5)$$

\$TC\$ é a taxa de captura da imagem e \$\theta\$ é o ângulo de inclinação da diagonal da esteira.

Capítulo 6

Resultados e conclusões

6.1. Validação da medição do ângulo de giro dos frutos

Como visto anteriormente, a medição do ângulo de giro dos mamões é essencial para se determinar o instante em que os histogramas devem ser gerados. Para que o processo de medição desse ângulo fosse validado foram realizados três experimentos. Em um desses experimentos usou-se um objeto cilíndrico de madeira e nos outros dois foi usado dois mamões, um de tamanho médio e outro grande.

Para que as medições fossem feitas corretamente, sobre a superfície dos objetos foi graduada uma escala métrica representando o comprimento da circunferência. Com isso, a partir de duas imagens é possível verificar qual foi o arco de deslocamento na circunferência do objeto e, considerando que o objeto seja circular, calcular o ângulo de giro.

A validação da medição do ângulo de giro é feita pela comparação entre o ângulo obtido a partir das imagens e o ângulo calculado pelo sistema. O ângulo calculado pelo sistema é especificado pelo próprio instante de captura das imagens, ou seja, em 0°, 120° e 240°.

Na Figura 6.1 é mostrado uma montagem com os três instantes de captura, 0°, 120° e 240°, do ângulo de giro de um cilindro de madeira. A posição do cilindro foi ajustada para que a referência da escala graduada aparecesse no centro do objeto quando ocorresse a captura de imagem no instante de 0°. As outras duas capturas ocorreram nos instantes de 120° e 240° conforme a estimativa de ângulo feita pelo sistema.

Com o auxílio de uma reta desenhada sobre a imagem pode-se determinar qual foi o arco de deslocamento do cilindro entre os instantes de captura. Para o cilindro de madeira o valor da escala graduada nos instantes de 120° e 240° são 6,7 cm e 13,1 cm, respectivamente.

Assim, tomando como exemplo o cilindro de madeira, o ângulo de giro entre duas imagens pode ser estimado pela relação:

$$\alpha = \frac{360^\circ \times D}{P}. \quad (6.1)$$

Onde D é o comprimento do arco entre duas imagens e P é o perímetro do objeto. O ângulo de giro entre a imagem de 120° e a imagem de 0° vale:

$$\alpha = \frac{360^\circ \times 6,7}{19} = 126,9^\circ.$$

O ângulo de giro entre duas imagens deve ser de 120° . O resultado acima apresenta um erro de 5,8% do valor desejado.



Figura 6.1: Objeto cilíndrico nos três instantes de giro, 0° , 120° e 240° .

6.1.1. Resultados

Na Figura 6.2 e Figura 6.3 são mostrados os outros dois objetos que foram usados no experimento. O mamão da Figura 6.2, por ser maior que o limite máximo de tamanho de fruto para esse protótipo, não possui imagem de 240° , pois não foi possível completar esse ângulo de giro. As imagens de 0° , 120° e 240° do ângulo de giro foram juntadas em uma única imagem para facilitar a comparação.

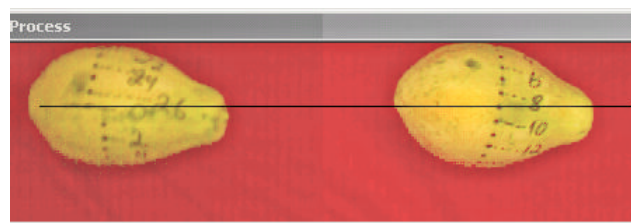


Figura 6.2: Mamão grande nos instantes 0° e 120° .

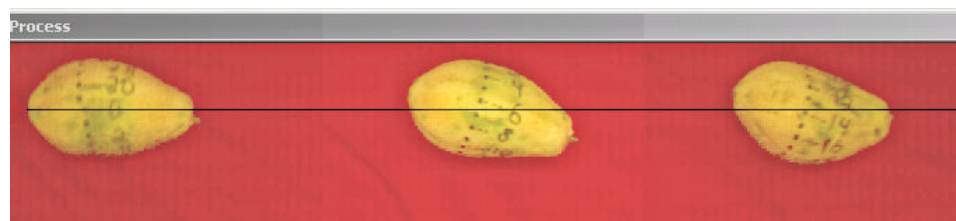


Figura 6.3: Mamão médio nos instantes 0° , 120° e 240° do ângulo de giro.

Os três experimentos para validação do ângulo de giro foram realizados em duas velocidades distintas, uma baixa e uma alta, que valem, respectivamente, 78 pixels/s e 195 pixels/s, aproximadamente. Os resultados desses experimentos estão na Tabela 6-1, Tabela 6-2, Tabela 6-3 e Tabela 6-4.

Tabela 6-1: Medição do ângulo de giro entre as imagens de 120° e 0° em baixa velocidade.

Objeto	Arco (cm)	Perímetro (cm)	Ângulo (°)	Erro (%)
Cilindro	6,7	19,0	126,9	5,8
Fruto médio	6,6	21,7	109,5	8,8
Fruto Grande	9,5	27,0	126,6	5,5

Tabela 6-2: Medição do ângulo de giro entre as imagens de 240° e 120° em baixa velocidade.

Objeto	Arco (cm)	Perímetro (cm)	Ângulo (°)	Erro (%)
Cilindro	6,4	19,0	121,3	1,1
Fruto médio	7,4	21,7	122,8	2,3
Fruto Grande	-	-	-	-

Tabela 6-3: Medição do ângulo de giro entre as imagens de 120° e 0° em alta velocidade.

Objeto	Arco (cm)	Perímetro (cm)	Ângulo (°)	Erro (%)
Cilindro	6,8	19,0	128,8	7,3
Fruto médio	6,7	21,7	111,2	7,3
Fruto Grande	9	27,0	120	0,0

Tabela 6-4: Medição do ângulo de giro entre as imagens de 240° e 120° em alta velocidade.

Objeto	Arco (cm)	Perímetro (cm)	Ângulo (°)	Erro (%)
Cilindro	6,3	19,0	119,4	0,5
Fruto médio	7,2	21,7	119,4	0,5
Fruto Grande	-	-	-	-

6.2. Resultados da medida das dimensões

A verificação da eficiência do sistema na medição das dimensões dos frutos foi realizada através de um experimento com cinco amostras de frutos (Figura 6.4). Para cada amostra de fruto foram feitas três medidas de suas dimensões. Os resultados dessas medidas e o erro percentual em relação ao valor obtido com um paquímetro estão na Tabela 6-5 e na Tabela 6-6 que correspondem, respectivamente, às medidas de largura e às medidas de comprimento.

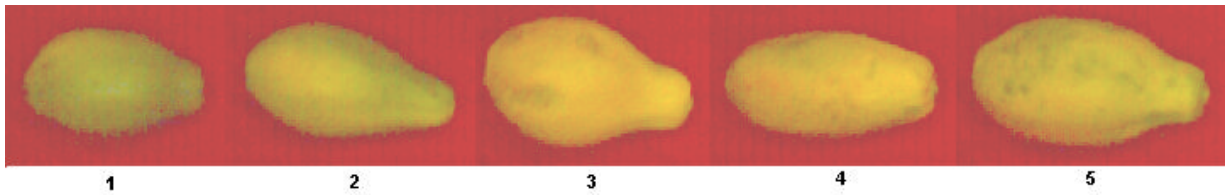


Figura 6.4: Cinco amostras de frutos.

Tabela 6-5: Resultado das medidas de largura de cinco amostra de frutos.

Fruto	Largura (mm)	Medida 1(mm)	Medida 2(mm)	Medida 3(mm)	Erro Max.(%)
1	67	67	64	64	4,8
2	68	66	66	66	2,9
3	82	79	74	79	9,8
4	65	63	62	61	6,2
5	76	75	75	77	1,3

Tabela 6-6: Resultado da medida de comprimento de cinco amostra de frutos.

Fruto	Comprimento (mm)	Medida 1(mm)	Medida 2(mm)	Medida 3(mm)	Erro Max.(%)
1	105	104	108	102	2,9
2	127	123	124	122	4,1
3	123	114	123	116	7,3
4	127	127	124	124	2,4
5	142	140	140	144	1,4

6.3. Resultados da quantificação da maturação

Neste teste foram utilizados os mesmos cinco frutos do teste anterior. Para cada fruto foram tomadas três medidas de histograma do matiz M1 , M2 e M3, como mostra a Figura 6.5, Figura 6.6, Figura 6.7, Figura 6.8 e Figura 6.9 .

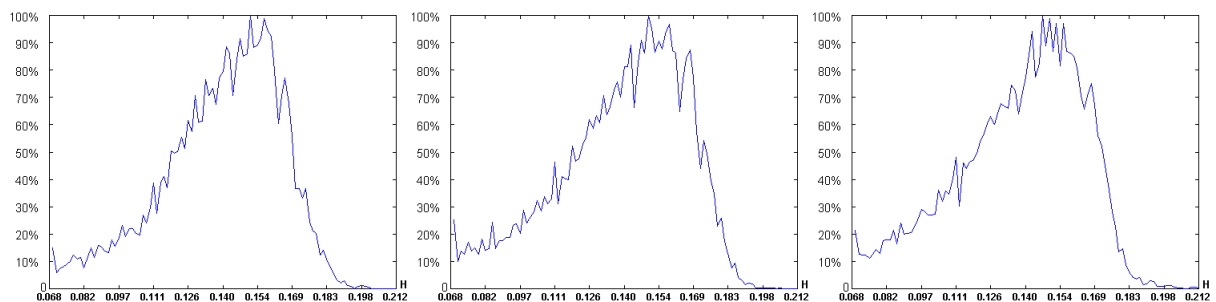


Figura 6.5: Medidas do histograma do matiz do fruto 1, M1, M2 e M3, respectivamente.

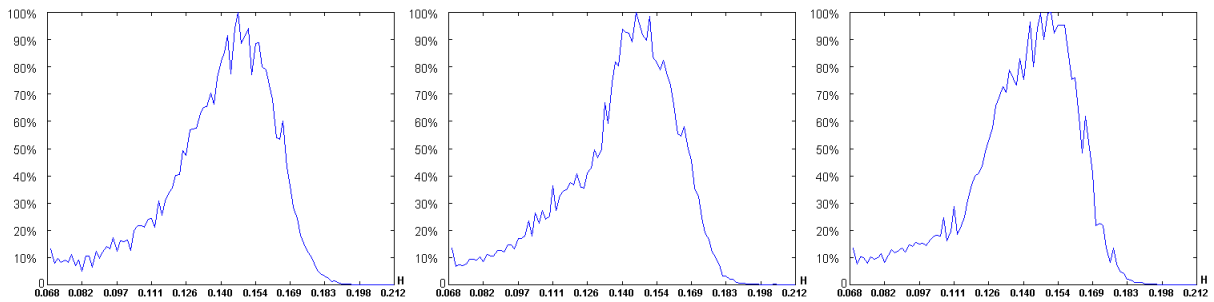


Figura 6.6: Medidas do histograma do matiz do fruto 2, M1, M2 e M3, respectivamente.

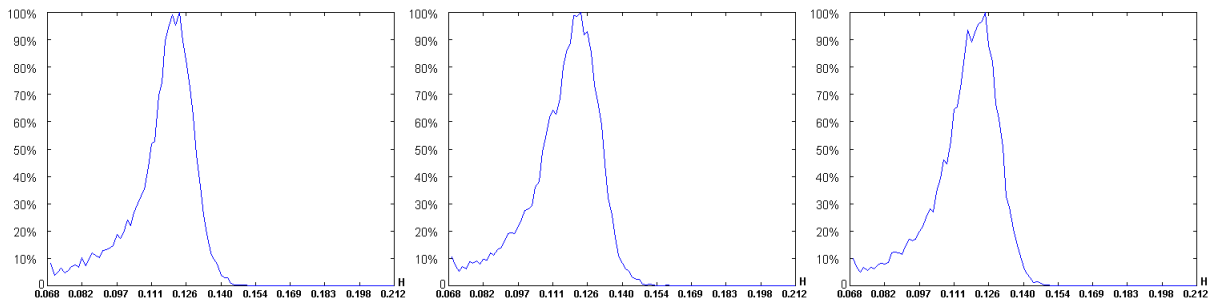


Figura 6.7: Medidas do histograma do matiz do fruto 3, M1, M2 e M3, respectivamente.

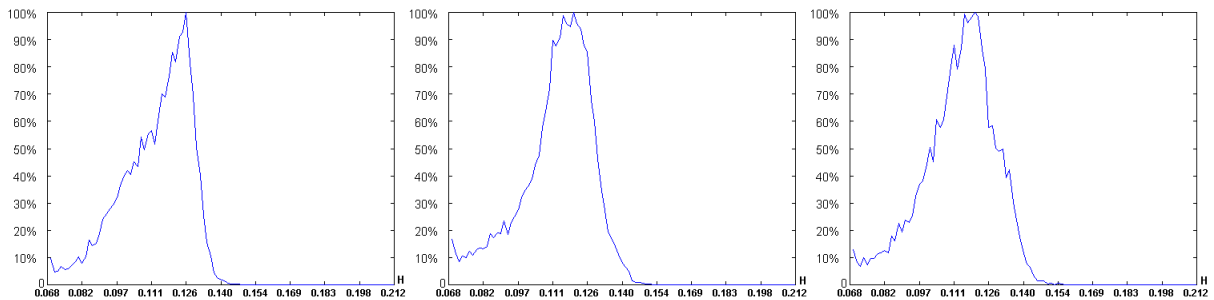


Figura 6.8: Medidas do histograma do matiz do fruto 4, M1, M2 e M3, respectivamente.

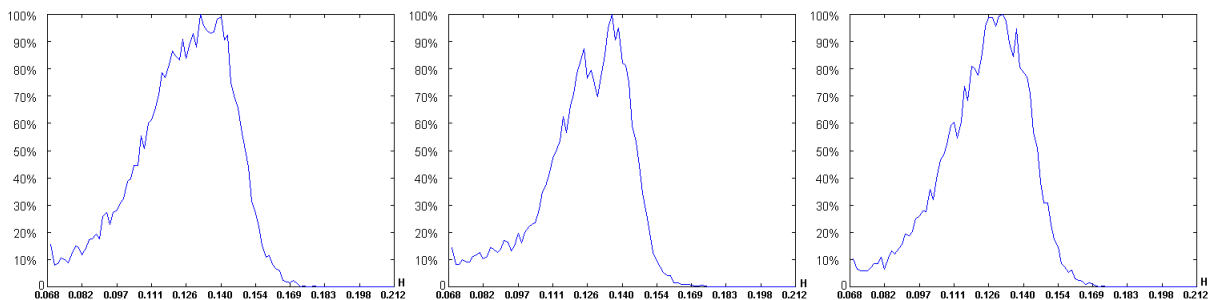


Figura 6.9: Medidas do histograma do matiz do fruto 5, M1, M2 e M3, respectivamente.

A primeira comparação de histogramas é feita entre aqueles de um mesmo fruto. O objetivo é saber se diferentes amostras de um mesmo fruto apresentam variações significativas entre os histogramas do matiz. A Tabela 6-7 mostra o somatório do erro quadrático entre as amostras M_1 e M_2 , M_2 e M_3 e M_3 e M_1 para cada fruto. Os valores obtidos são baixos sugerindo que as curvas de histograma do matiz de um mesmo fruto são muito

semelhantes para as três amostras colhidas. Entretanto, não é possível saber se são medidas válidas até que se verifique o erro quadrático entre diferentes frutos.

Tabela 6-7: Somatório do erro quadrático entre duas amostras de um mesmo fruto.

Fruto	M ₁ e M ₂	M ₂ e M ₃	M ₃ e M ₁
1	0,4755	0,3131	0,4537
2	0,2614	0,5032	0,2081
3	0,3953	0,0898	0,2104
4	0,7404	0,3555	1,1810
5	1,1066	0,6448	0,6594

A próxima comparação é feita entre os histogramas de diferentes frutos para um mesmo conjunto de amostras. A Tabela 6-8, Tabela 6-9 e Tabela 6-10 mostram o valor do somatório do erro quadrático entre os histogramas do matiz de diferentes frutos para os conjunto de amostras M₁, M₂ e M₃, respectivamente.

Tabela 6-8: Somatório do erro quadrático entre frutos para o primeiro conjunto de amostras.

Frutos	1	2	3	4	5
1	0	0,7178	18,6807	18,9341	9,4479
2	-	0	17,2977	17,6111	8,3826
3	-	-	0	0,5703	9,3879
4	-	-	-	0	9,2899
5	-	-	-	-	0

Tabela 6-9: Somatório do erro quadrático entre frutos para o segundo conjunto de amostras.

Frutos	1	2	3	4	5
1	0	1,5073	19,6038	21,0054	12,0901
2	-	0	18,0800	19,5647	9,1240
3	-	-	0	0,5661	5,5493
4	-	-	-	0	7,2272
5	-	-	-	-	0

Tabela 6-10: Somatório do erro quadrático entre frutos para o terceiro conjunto de amostras.

Frutos	1	2	3	4	5
1	0	1,2261	18,6586	18,9238	11,3697
2	-	0	19,1965	20,3068	11,0450
3	-	-	0	0,9270	5,5364
4	-	-	-	0	5,8589
5	-	-	-	-	0

Comparando esse resultados com as imagens dos frutos, mostrados na Figura 6.4, pode-se observar que:

- Os dois primeiros frutos possuem a superfície mais esverdeada e estão muito próximos no grau de maturação. Isso se traduz em um baixo valor do erro quadrático nas três tabelas de erro entre frutos. Esse baixo valor está próximo dos valores obtidos entre histogramas de um mesmo fruto mostrando que os frutos 1 e 2 pertencem a um mesmo grupo de maturação.
- O terceiro e quarto frutos apresentam, também, um baixo erro quadrático, em concordância com maturação observada pelas suas imagens. Esses dois frutos, quando comparados com os dois primeiros, estão em um grupo de maturação bem distinto destes. Isso também pode ser observado pelos valores do erro quadrático mostrados nas tabelas.
- O quinto fruto tem uma maturação intermediária, entre os grupos formados pelos frutos 1 e 2 e os frutos 3 e 4. Como pode ser observado pela imagem esse fruto está mais próximo, em termo de maturação, dos frutos 3 e 4 que dos frutos 1 e 2. Isso pode ser verificado pelo valor do erro quadrático contido na Tabela 6-9 e na Tabela 6-10. Na Tabela 6-8 essa diferença entre os erros não foi muito expressiva, mas o fruto ainda é caracterizado como sendo de um grupo intermediário.

6.4. Conclusões

O presente trabalho mostra que um conjunto simples de hardware, composto por um computador e uma câmera de vídeo e suportados por uma estrutura física, fornece resultados precisos na caracterização de objetos contidos em imagens digitais. Por exemplo, o erro máximo das medidas das dimensões dos frutos está em torno de 10%. Isso pode ser significativo para processos específicos, mas para muitas aplicações os erros são ainda maiores. As medições dos histogramas também se mostraram adequadas na caracterização da maturação, distinguindo claramente os frutos esverdeados daqueles mais amarelados.

Esses processos ainda podem ser melhorados. Um fator que contribui significativamente para o aumento dos erros é a baixa resolução das imagens. Devido à necessidade de se observar por uma única imagem todo o trajeto dos frutos é que se posicionou a câmera de vídeo em torno de 1m do plano dos frutos. Se essa distância pudesse ser diminuída, para que houvesse um aumento na resolução das imagens, a precisão nas medidas das dimensões e da maturação seria maior.

Um outro fato que se deve considerar é que a captura das imagens foi feita com os frutos em movimento. O limite teórico da velocidade máxima de deslocamento dos frutos é dado pela taxa de aquisição de imagens, que ficou em torno de 45 quadros/s, e pelo menor comprimento de fruto, em torno de 100mm. O valor desse limite chega a 2140mm/s para uma relação de 1,05 pixels/mm. Os efeitos da velocidade de deslocamento dos frutos sobre a precisão das medidas não foram avaliados, mas é possível que sejam uma fonte de erro que se deva considerar. Entretanto, para os valores obtidos, relativos aos erros das medidas, os resultados nas dimensões dos frutos são considerados bons atendendo o objetivo de se obter essas medidas com os frutos em movimento.

Os resultados na medição da maturação são considerados bons e atendem o objetivo estabelecido, mesmo estando as imagens sujeitas a variações da iluminação ambiente. O uso de esquemas de iluminação mais sofisticados pode melhorar esses resultados. Por exemplo, a utilização de uma fonte de luz intensa, na iluminação da cena, e o uso de filtros que atenuam a luz incidente no sensor, permitem reduzir a influência do ruído nas imagens.

Como complemento da classificação a análise de possíveis falhas deve ser tratada para se diminuir os erros. Por exemplo, os frutos com largura maior que aquela permitida nesse protótipo sairão do campo de visão da câmera sem que tenha sido completado o ângulo de giro necessário para a caracterização da maturação. Caso aconteça dos frutos atingirem a borda lateral da imagem sem que a maturação tenha sido quantificada, esses frutos serão descartados no processo de separação.

Outro fato, mais improvável de acontecer, é o de frutos desaparecerem durante a etapa de reconhecimento. Isso excluiria esses frutos da lista de frutos, mas, a menos que haja uma interferência externa duradoura, esses frutos voltariam a aparecer e seriam inseridos novamente na lista. Nesta situação é provável que esses frutos não consigam girar o suficiente para que tenha a maturação quantificada, conseqüentemente eles serão descartados pela esteira de separação.

Dificuldades na aquisição de uma quantidade significativa de frutos com as mesmas características de tamanho e maturação e na disponibilidade de um especialista para a caracterização dos frutos impediram a implementação da base de dados. Conseqüentemente, os critérios de classificação adotados não puderam ser avaliados. Assim, uma primeira sugestão para futuros trabalhos é a implementação de uma base de dados que auxilie no estudo e determinação dos critérios de classificação mais adequados para essa classe de problema.

O critério de quantificação da maturação e a técnica de visualização de toda a superfície dos mamões são perfeitamente aplicáveis a outros frutos. Sendo assim, outra sugestão para trabalhos futuros é o estudo e desenvolvimento de sistemas de classificação de laranjas, maçãs, melões e pêras que são comumente consumidas no mercado local e nacional.

Apêndice A

Fundamentos

A formação da imagem

O conceito mais intuitivo de imagem descende diretamente da experiência do homem com o ambiente que o cerca e se constitui daquilo que se revela aos olhos humanos. Mas, uma análise mais detalhada do fenômeno físico sugere um modelo em que a imagem seja formada pelo conjunto de componentes espectrais da radiação eletromagnética refletidas ou emitidas pelos objetos que compõem uma determinada cena. Dessa forma, de cada ponto do espaço tridimensional parte uma gama de radiação eletromagnética representada por uma função do comprimento de onda $I(\lambda)$ e chamada de *distribuição espectral*. Essa curva caracteriza as propriedades ópticas da superfície daquele ponto (Figura A.1).

Uma representação de imagem comumente usada é obtida a partir da projeção dos pontos tridimensionais de uma cena sobre um plano de coordenadas espaciais x e y . Nesta representação, a curva de componentes espectrais em cada ponto é caracterizada por um valor médio de intensidade da energia radiante. A imagem projetada é uma função contínua bidimensional $f(x,y)$ que representa a intensidade luminosa no ponto (x,y) , chamada de *imagem 2D*.

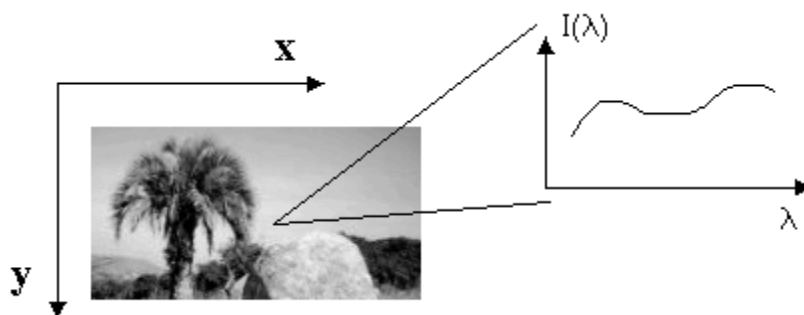


Figura A.1: Representação da curva espectral de um ponto de uma imagem 2D.

Um exemplo de uso da representação 2D está na obtenção de fotografias. A luz que emerge de uma cena atravessa um conjunto de lentes em uma máquina fotográfica e atinge a película de um filme fotográfico projetando a imagem da cena no plano do filme. A

intensidade de cada ponto da imagem fica registrada na superfície do filme através de uma reação química entre a luz incidente e um composto ali aplicado.

Para que um sistema digital possa manipular adequadamente uma imagem 2D é necessário que essa imagem seja convertida em uma *imagem digital*. Uma imagem digital é uma representação de uma imagem 2D obtida a partir de amostras discretas e quantizadas da função $f(x,y)$ tomadas em pontos da imagem uniformemente espaçados e arranjadas na forma de uma matriz de $M \times N$ elementos (Figura A.2). Cada elemento da matriz representa um ponto da imagem e é chamado de pixel.

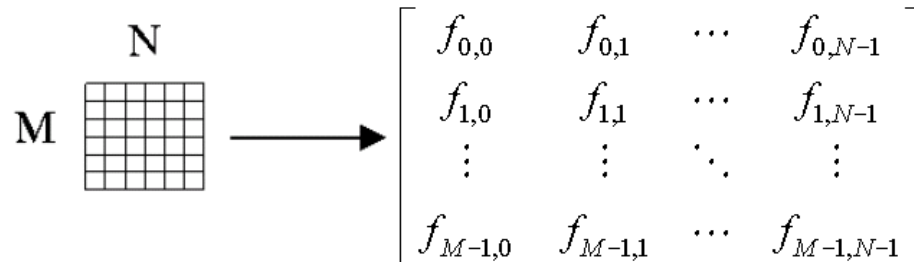


Figura A.2: Representação matricial de uma imagem digital.

As imagens digitais são obtidas principalmente por scanners e câmeras cujo elemento de captura de imagem é constituído por um número finito de pequenos sensores s_1, s_2, \dots, s_n que funcionam como filtros do sinal luminoso. Os sensores são normalmente dispostos em forma de linha ou na forma matricial e cada sensor s_i possui uma *função de resposta espectral*, $s_i(\lambda)$. Essa função fornece a quantidade relativa de energia luminosa proveniente da radiação $I(\lambda)$ que incide sobre cada sensor (Gomes & Velho, 1994). Desse modo, se um ponto (x,y) da imagem emite uma radiação de distribuição espectral $I(\lambda)$, o sinal de intensidade da energia luminosa fornecido pelo sensor pode ser calculado pela média

$$f_i = \int_{\lambda_i}^{\lambda_f} I(\lambda) s_i(\lambda) d\lambda. \quad (\text{A.1})$$

O valor de f_i é quantizado e representado na forma binária para todos os pontos de uma imagem digital. Os limites λ_i e λ_f representam o intervalo de sensibilidade do sensor $s_i(\lambda)$.

As imagens digitais podem variar basicamente em três características: o tamanho $M \times N$ em pixels, o número de canais de cor para cada pixel e o número de bits para a representação do valor de cada canal.

- **Tamanho das imagens.**

O tamanho das imagens digitais refere-se ao número de linha e colunas da matriz que possui as amostras da imagem 2D. As dimensões dessa matriz podem assumir qualquer valor, mas alguns valores são mais comuns, por exemplo, 320 x 240 e 640 x 480 pixels.

- **Número de canais de cor.**

O número de canais de cor está associado ao número de amostras do espectro eletromagnético obtidas para cada pixel. Cada amostra está associada a um sensor e cada sensor possui uma curva de resposta espectral para uma determinada faixa do espectro

visível. Assim, as imagens que possuem apenas um canal de cor para cada pixel, ou seja, aquelas que representam por um único valor médio todo o conjunto de ondas eletromagnéticas que incidem em cada sensor, são chamadas *imagens monocromáticas* ou imagem em tons de cinza. Os valores de $f(x,y)$ para imagens monocromáticas podem variar entre 0, que representa o preto, e um valor máximo que representa o branco.

Por outro lado, as *imagens coloridas* possuem mais de um canal de cor para cada pixel. O modelo mais comum é com três canais por pixel e está baseado na fisiologia do olho humano. As imagens coloridas podem ser obtidas de câmeras digitais que possuem três matrizes de sensores. Os sensores de cada matriz possuem uma mesma resposta espectral específica para uma faixa do espectro visível. Por meio de espelhos a imagem é projetada em cada matriz de sensores gerando três imagens parciais, onde cada uma se refere a uma faixa do espectro visível. Cada pixel, na posição (x,y) , da imagem final é composto pelos três valores obtidos da posição (x,y) de cada imagem parcial.

Existe ainda uma outra técnica para obtenção de imagens coloridas que está baseada no modelo Bayer (VIDEOTEC, 2004). Neste modelo é usada uma única matriz, onde sensores com resposta espectral em três faixas distintas são dispostos alternadamente formando um mosaico. Assim, para cada pixel da imagem um canal é formado pela resposta do seu respectivo sensor e os demais canais são computados através da interpolação das respostas dos sensores adjacentes.

- **Número de bits por canal.**

O número de bits por canal define a faixa de valores em que são quantizados os sinais analógicos provenientes dos sensores. Para um canal com 8 bits de precisão a faixa de valores está entre 0 e 255 e para 16 bits por canal a faixa de valores está entre 0 e 65535. As imagens digitais que possuem apenas dois valores para representação dos pixels, “0” e “1”, são chamadas de *imagens binárias*. Essas imagens são muito úteis quando se deseja representar áreas e contornos de objetos destacando-os do fundo. São também importantes para o reconhecimento de formas e determinação das dimensões dos objetos.

O sistema visual humano

A visão se manifesta quando a imagem de uma cena é projetada sobre a retina. A retina é uma membrana que está na superfície interna do olho e sobre ela estão distribuídos dois tipos de células fotorreceptoras, os *cones* e os *bastonetes*.

Existem cerca de 75 a 150 milhões de bastonetes distribuídos sobre a retina e vários deles são conectados a uma única ramificação nervosa fazendo com que a quantidade de detalhes seja reduzida. Os bastonetes são sensíveis a baixos níveis de iluminação e não influenciam a visão colorida. Isso faz com que as cores dos objetos, quando vistos sob baixa iluminação, não sejam percebidas caracterizando a visão escotópica.

Os cones são células fotorreceptoras responsáveis pela principal característica da visão humana que é a capacidade de percepção das cores dos objetos. Essas células podem ser de três tipos que se diferem através do foto-pigmento que possuem. O número de cones é de aproximadamente 6 milhões em cada olho e a distribuição deles forma um mosaico, como na Figura A.3 (Gegenfurtner & Sharpe, 1999). Cada um dos cones está conectado a uma

ramificação nervosa permitindo que pequenos detalhes possam ser observados (Gonzalez & Woods, 2000).

Os três tipos de cones formam três sistemas fisiológicos que são sensíveis a três faixas distintas L, M e S de comprimento de onda da radiação eletromagnética. As radiações dessas três faixas correspondem aproximadamente às cores Vermelha, Verde e Azul, representadas pelas letras R, G e B, do inglês “Red”, “Green” e “Blue”, respectivamente.

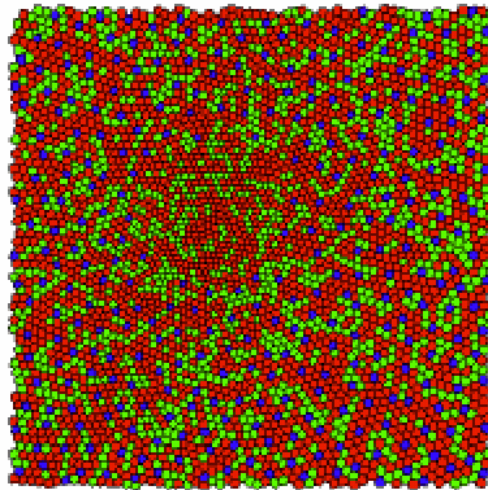


Figura A.3: Mosaico de cones (Gegenfurtner & Sharpe, 1999).

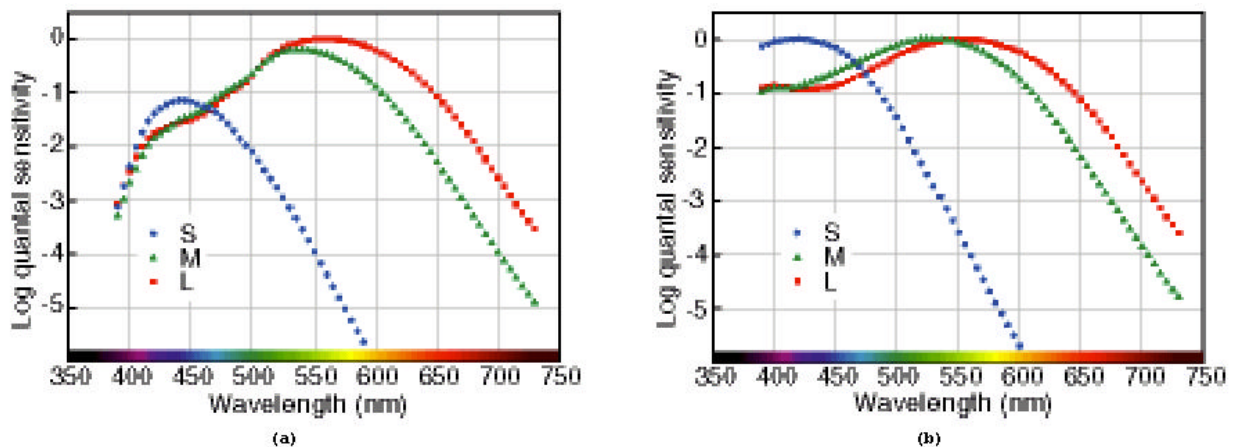


Figura A.4: Sensibilidade espectral e curva de absorção dos cones (Gegenfurtner & Sharpe, 1999).

Na Figura A.4 podem ser vistas as curvas de sensibilidade espectral para cada um dos sistemas, gráfico (a), e as curvas de absorção dos cones, gráfico (b). As curvas de absorção, apesar de se sobreporem significativamente, possuem a máxima absorção em diferentes comprimentos de onda do espectro visível (Gegenfurtner & Sharpe, 1999).

A luz que atinge os olhos é caracterizada por uma curva de distribuição espectral que difere para cada cor percebida. A definição de cor pode ser então descrita como a sensação

que representa a capacidade de se perceber diferentes curvas de distribuição espectral. A faixa de componentes espectrais que sensibilizam o olho humano é chamada de *espectro visível* e seus comprimentos de onda vão desde 380 até 780 nm aproximadamente.

Este modelo da visão humana está em concordância com a teoria de Young-Helmholtz, mas segundo Hering, um fisiologista que realizou diversos experimentos de percepção de cor, a teoria de Young-Helmholtz não explicava alguns resultados obtidos. Uma nova teoria de percepção de cor foi formulada por Hering na qual o olho humano possui três canais duplos.

O primeiro canal duplo combina o canal de frequências baixas (L) e o canal de frequências médias (M) enviando para o cérebro a informação de luminância do sinal de cor. Os outros dois canais duplos são uma combinação dos canais L, M e S gerando a informação relativa a crominância do sinal de cor.

De forma simplificada, o modelo atual da teoria de percepção de cor faz uma combinação dos modelos perceptuais de Young-Helmholtz e de Hering. O comportamento do sistema de visão é explicado em duas etapas: na primeira etapa os sinais L, M e S são captados pelos fotopigmentos dos cones, de acordo com a teoria de Young-Helmholtz e na segunda etapa os três sinais se combinam na forma L-M, S-(L+M) e L+M e os três sinais resultantes são enviados para o cérebro (Gomes & Velho, 1994).

Representação das cores

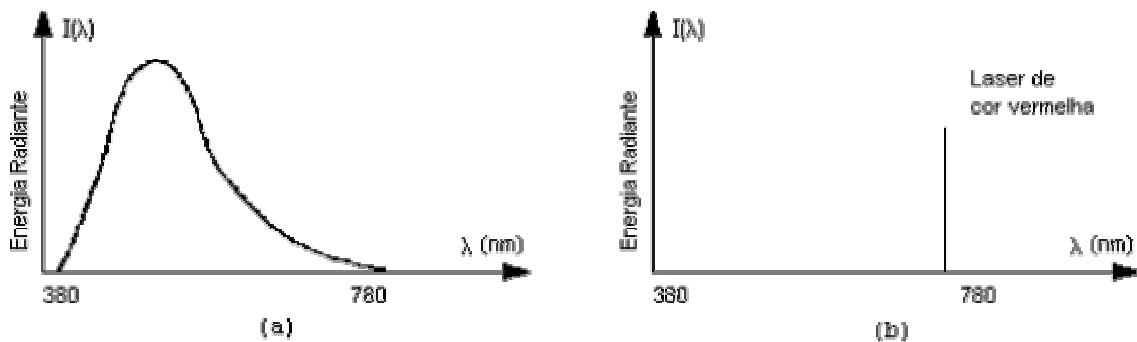


Figura A.5: (a) Representação da cor pela curva contínua de distribuição espectral. (b) Representação da cor por um único comprimento de onda.

A cor na sua forma natural, ou seja, como um conjunto de radiações eletromagnéticas, é representada por uma curva de distribuição espectral contínua, item (a) da Figura A.5. Essa forma de representação está associada a um espaço de representação cor de dimensão infinita chamado *espaço espectral de cor*. No item (b), da mesma figura, é mostrada uma distribuição espectral que possui energia apenas em um único comprimento de onda que representa uma cor chamada de cor espectral pura. A curva de distribuição espectral para uma cor pura é zero para todas as frequências do espectro visível exceto aquela no comprimento de onda onde está definida a cor. Por outro lado, uma cor que possui valor constante de energia em todos os comprimentos de onda é chamada de branco de igual energia.

A representação da cor pela curva de distribuição espectral não é a mais adequada para o uso em sistemas digitais, sua utilidade maior é no estudo teórico dos fenômenos físicos. Para

que se torne útil em sistemas digitais, o espaço espectral de cor deve ser substituído por um espaço de dimensão finita. Essa nova representação é conseguida pelo processo de amostragem discreta do sinal espectral feita pelos sistemas físicos.

A determinação da dimensão do espaço de cores para os sistemas digitais pode variar conforme o problema que se deseja resolver. O olho humano, por exemplo, é um sistema físico muito eficiente que amostra as curvas de distribuição espectral usando três tipos de sensores e representa as cores percebidas por três componentes formando um espaço tridimensional. Isso sugere que os sistemas físicos artificiais podem representar as cores de maneira satisfatória se usarem três componentes de cor. Cada uma dessas componentes representa a quantidade de energia em uma determinada faixa do espectro eletromagnético da cor (Gomes & Velho, 1994).

A redução na dimensão do espaço de representação, que é realizada por meio da amostragem, implica em perda de informação, pois é impossível reconstruir a curva espectral da cor a partir das três componentes obtidas. Outra consequência é fato de que cores com diferentes curvas de distribuição espectral podem ser transformadas nos mesmos valores de componentes de cor no espaço finito. Por exemplo, dados duas curvas espectrais distintas, ou seja, duas cores diferentes, estas são vistas pelo sistema visual humano como duas cores iguais. Esse fenômeno é chamado *metamerismo* e as cores iguais são ditas *metaméricas*.

Em 1931, o Comitê Internacional de Iluminação (*Commission Internationale de l'Eclairage* - CIE) desenvolveu um espaço de cor chamado XYZ. Este espaço de cor é baseado na sensibilidade média de um grupo de indivíduos e representa a resposta visual que caracteriza um observador padrão. A partir de um experimento de comparação de cores feito com indivíduos de visão normal construiu-se as curvas de comparação de cor (*Color Matching Functions*) $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$ e $\bar{z}(\lambda)$, como mostrado na Figura A.6 (Wyszecki & Stiles, 1982).

Essas curvas representam a resposta espectral de percepção do observador padrão. Os valores X, Y e Z são obtidos através da integral do produto entre as curvas de comparação de cor e a curva espectral de uma cor (Wyszecki & Stiles, 1982). Por exemplo, dado uma cor com uma curva de distribuição espectral $C(\lambda)$, os valores X, Y e Z podem ser obtido pelas seguinte equações:

$$X = K \int_{380}^{780} C(\lambda) \bar{x}(\lambda) d\lambda, \quad (\text{A.2})$$

$$Y = K \int_{380}^{780} C(\lambda) \bar{y}(\lambda) d\lambda \quad (\text{A.3})$$

e

$$Z = K \int_{380}^{780} C(\lambda) \bar{z}(\lambda) d\lambda. \quad (\text{A.4})$$

Onde, K é uma constante que normaliza os valores em relação à intensidade do iluminante e $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$ e $\bar{z}(\lambda)$ são as curvas de comparação de cor.

Este espaço não possui uma distribuição uniforme em relação à percepção das cores, ou seja, cores que são significativamente distintas para a percepção humana podem possuir valores XYZ muito próximos. Para resolver esse problema foi criado um novo espaço de cor, que possui canais duplos como na teoria de Hering, chamado CIE-LAB.

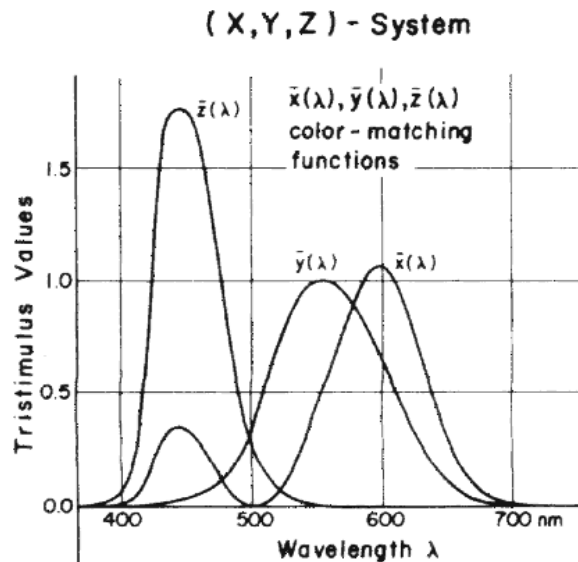


Figura A.6: Curvas de comparação de cor para o sistema XYZ (Wyszecki & Stiles, 1982).

Os espaços de cor comumente utilizados para a representação em sistemas digitais são: o RGB, formado pelas cores vermelho, verde e azul e usado principalmente para monitores e câmeras digitais, o CMY (“ciano, magenta e amarelo”) para impressoras coloridas e o YIQ para transmissão de TV colorida.

Usualmente a manipulação de imagens digitais é feita utilizando-se modelos de representação que separam as informações de luminância e cromaticidade. Essa representação é adequada, pois se aproxima da forma como a visão humana percebe as cores. Os modelos de representação mais utilizados são o HSI e o HSV. Nestes modelos a componente H (matiz) representa a cor espectral predominante, a componente S (saturação) representa a quantidade de branco diluída na cor (cores muito saturadas são cores espectrais puras e não possuem influência da cor branca) e as componentes I (intensidade) e V (valor) caracterizam o efeito da luminância.

As imagens capturadas por câmeras e scanners normalmente são representadas no espaço RGB e para serem processadas são convertidas para os espaços HSV ou HSI pelos algoritmos descritos a seguir:

- Conversão RGB para HSI:

A conversão de cores no espaço RGB, definido como um cubo unitário, para o espaço HSI é obtida a partir dos valores normalizados do vermelho, verde e azul que satisfazem $r + g + b = 1$ (Gonzalez & Woods, 2000). As expressões para obtenção

dos valores HSI no intervalo [0,1] a partir de um conjunto de valores RGB no mesmo intervalo são:

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B), \quad (\text{A.5})$$

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} [\min(R, G, B)] \quad (\text{A.6})$$

e

$$H = \cos^{-1} \left(\frac{\frac{1}{2}[(R - G) + (R - B)]}{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]^{1/2}} \right). \quad (\text{A.7})$$

- Conversão RGB para HSV:

As componentes H, S e V correspondem a conceitos do sistema de cores usados por artistas e não exatamente aos conceitos de brilho, tonalidade, matiz e saturação comumente usados (Foley et al., 1995). Os valores de H estão no intervalo [0,360] e as componentes S, V, R, G e B no intervalo [0,1]. O algoritmo de conversão RGB para HSV é como segue:

```

Max = máximo (R, G, B)
Min = mínimo (R, G, B)

V = Max
Se (Max = 0) então
    S = 0 e H = não definido
Senão
    S = [(Max - Min) / Max]
    Se (Max = R)
        H = (G - B) / (Max - Min)
    Se (Max = G)
        H = 2,0 + (B - R) / (Max - Min)
    Se (Max = B)
        H = 4,0 + (R - G) / (Max - Min)

H = 60,0 * H
Se (H < 0)
    H = H + 360,0

```

Computacionalmente a conversão RGB para HSV é mais simples que a conversão RGB para HSI, pois não precisa calcular \cos^{-1} . Assim, o modelo HSV muitas vezes é preferido ao invés do modelo HSI.

Formação das cores

A formação das cores é o processo de se reconstruir e exibir uma cor a partir da combinação de suas componentes, que são chamadas de cores primárias. Basicamente existem

dois processos de combinação das cores primárias: um é a mistura aditiva e o outro é a mistura subtrativa.

- **Mistura aditiva**

A mistura aditiva é usada em sistemas emissivos, ou seja, aqueles que são capazes de emitir luz. Um sistema emissivo é formado por elementos de cor que possuem uma banda básica de emissão espectral $E_i(\lambda)$, onde i é o índice da componente de cor. O conjunto de elementos de cor forma uma base de cores primárias. Assim, uma dada cor espectral $C(\lambda)$ que seja representada por três componentes c_1 , c_2 e c_3 será reconstruída por um sistema emissivo gerando uma cor $C'(\lambda)$, dada por:

$$C'(\lambda) = c_1 E_1(\lambda) + c_2 E_2(\lambda) + c_3 E_3(\lambda). \quad (\text{A.8})$$

Este processo é usado em monitores de vídeo que usam o espaço de cor RGB de cores primárias vermelho, verde e azul. O processo aditivo deve ser feito sobre um fundo preto. Assim, na ausência de qualquer cor é gerada a cor preta. Por outro lado, a soma de todas as componentes gera a cor branca. Por fim, a combinação linear das três componentes multiplicadas pelos respectivos pesos, com valores entre zero e o máximo, gera qualquer cor que pertence ao espaço de cor RGB do monitor.



Figura A.7: Soma de cores primária em um monitor de vídeo.

- **Mistura subtrativa**

A formação de cor nos processos que dependem da reflexão da luz, por exemplo, a impressão sobre papel, é feita pela subtração de determinadas componentes espectrais existentes na curva de distribuição espectral da luz incidente e a luz refletida resultante é a cor que se deseja.



Figura A.8: Subtração de cores refletidas.

A subtração de cores pode ser alcançada pela combinação das cores complementares. Por exemplo, o espaço de cor CMY (“ciano, magenta e amarelo”) é complementar ao espaço RGB, ou seja, $C = 1 - R$, $M = 1 - G$ e $Y = 1 - B$. O valor “1” representa a luz incidente correspondente a um *branco de igual energia*. Assim, a retirada da componente vermelha (R) da cor branca gera uma cor resultante formada pelo verde (G) e pelo azul (B). Essa cor resultante é o ciano (C). As demais cores são $M = R + B$ e $Y = R + G$.

Então, para se obter, por exemplo, a cor verde sobre um papel deve-se combinar a cor ciano que retira o vermelho com a cor amarela que retira a azul (Figura A.8).

Para se obter a cor branca basta que o papel de fundo seja branco e que não seja adicionada nenhuma cor. A cor preta seria conseguida com a soma das três cores complementares.

O modelo matemático da câmera

As câmeras digitais são baseadas na visão humana e simulam, por meio de sensores eletrônicos, o comportamento das células fotorreceptoras dos olhos. Esses sensores são dispostos em forma matricial e sobre eles é projetada a imagem de uma cena. As câmeras digitais monocromáticas são formadas por uma matriz de sensores que possuem sensibilidade em toda a faixa do espectro visível do olho humano.

Por outro lado, as câmeras digitais coloridas seguem o modelo tri-cromático da visão humana e possuem três matrizes de sensores. Os sensores em cada matrizes são sensíveis a uma determinada faixa do espectro eletromagnético, como no caso do olho humano.

De acordo com Forsyth (2002) as respostas desses sensores são as componentes de uma dada cor e podem ser determinadas pela expressão:

$$c_n = k \int_{\lambda_i}^{\lambda_f} C(\lambda) f_n(\lambda) s(\lambda) d\lambda . \quad (\text{A.9})$$

Onde $C(\lambda)$ é a curva de distribuição espectral que representa a luz que atinge os sensores, $f_n(\lambda)$ são as transmitâncias dos filtros de cor que são colocados sobre as superfícies dos sensores, $s(\lambda)$ é a curva de resposta do sensor, k é uma constante de conversão, λ_i e λ_f são os limites do espectro visível e o índice n especifica o índice da componente de cor.

Para se determinar as componentes de cor de uma dada superfície pode-se reescrever a expressão (A.9) em termos da refletância dessa superfície, da luz que incide sobre ela e do efeito do ruído.

$$c_n = k \int_{\lambda_i}^{\lambda_f} r(\vec{s}, \vec{v}, \lambda) i(\lambda) S_n d\lambda + \eta_k . \quad (\text{A.10})$$

A refletância $r(\vec{s}, \vec{v}, \lambda)$ é uma função da direção de incidência da luz \vec{s} , da direção de observação \vec{v} e do comprimento de onda λ . A função $i(\lambda)$ é a distribuição espectral de potência emitida pela fonte de iluminação, $S_n(\lambda)$ é o produto de $f_n(\lambda)$ por $s(\lambda)$ representando

sensores com curvas de respostas diferentes e a variável η_k é a representação do ruído associado.

A refletância da superfície pode ser basicamente de dois tipos: *especular* e *difusa*. A refletância especular é aquela observada em superfícies metálicas ou que sejam excessivamente polidas. Nestas superfícies, além da própria imagem da superfície, é possível ver refletida a imagem do ambiente ao seu redor. O espelho seria uma superfície especular perfeita, pois reflete tudo que incide sobre ele. A refletância especular geralmente é indesejável em processos de análise de imagens, pois dificultam o reconhecimento das superfícies. Por outro lado, as superfícies que espalham a luminosidade uniformemente em todas as direções são aquelas que possuem uma refletância difusa, também chamada lambertiana.

- O espaço de cor da câmera

Cada cor percebida pela câmera é caracterizada por três componentes R, G e B. Essas três componentes podem ser usadas para formar uma representação geométrica das cores em um sistema coordenado tridimensional. Assim, cada cor passa a ser representada por um ponto no sistema coordenado (Figura A.9).

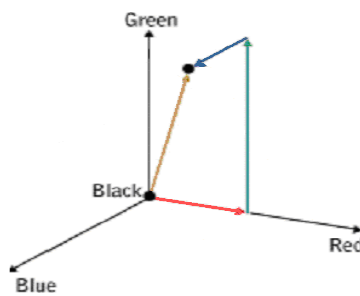


Figura A.9: Sistema coordenado para representação das cores.

O conjunto de todas as cores percebidas por uma câmera forma um sólido que é o espaço de cores. Frequentemente um espaço RGB é representado por um cubo, item (a) da Figura A.10, mas essa representação não é válida para todos os dispositivos. Um espaço de cor na forma de um cubo significa que todas as combinações dos valores das componentes, entre zero e um valor máximo, representam uma cor distinta.

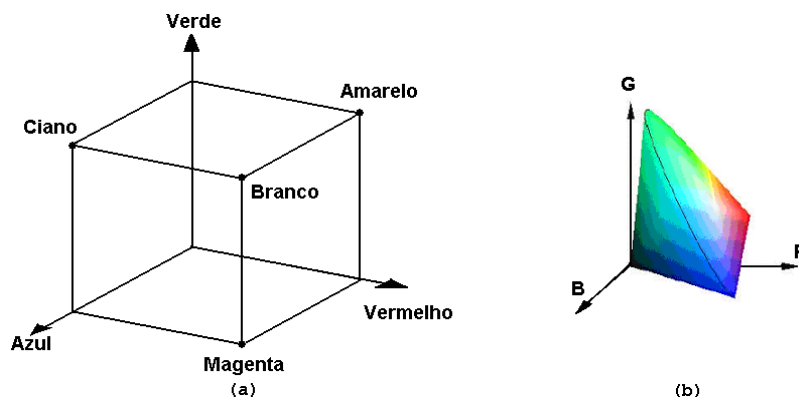


Figura A.10: (a) Espaço de cor RGB de um monitor de vídeo representado por um cubo. (b) Espaço de cor RGB de uma câmera de vídeo representado por um sólido.

Para um monitor, por exemplo, que reproduz as cores a partir de três componentes espectrais que não se interceptam isso é verdadeiro, mas para uma câmera isso não se aplica necessariamente. O espaço de cor de uma câmera poderá não ser um volume como o do cubo, mas uma forma que dependerá da curva de sensibilidade dos sensores, item (b) da Figura A.10.

Assim, se as curvas de sensibilidade dos sensores não se interceptam em nenhuma região do espectro e elas são adjacentes, o espaço de cor da câmera para esses sensores será um cubo. Isto pode ser percebido claramente quando se analisa uma cor espectral pura que percorre o espectro eletromagnético visível passando pelas curvas de sensibilidade dos três sensores. Essa cor seria representada por uma componente diferente de zero e as outras duas iguais a zero, ou seja, as cores espectrais estão sobre os eixos coordenados do espaço tridimensional.

Para uma cor que fosse uma composição de duas cores espectrais puras, em que cada uma sensibiliza um sensor, sua representação se daria por uma componente igual a zero e duas diferentes de zero. Essa cor estaria em um dos planos RG, GB ou RB conforme os sensores sensibilizados. As demais combinações de cores espectrais formam as cores que estão no espaço tridimensional.

Por outro lado, se as três curvas de sensibilidade dos sensores se interceptam de forma que em toda a faixa visível os três sensores sejam sensibilizados, para qualquer cor espectral pura, então não haverá representação de cor sobre os eixos e nem sobre os planos. A Figura A.11 mostra a curva espectral típica de um modelo comercial de câmera de vídeo.

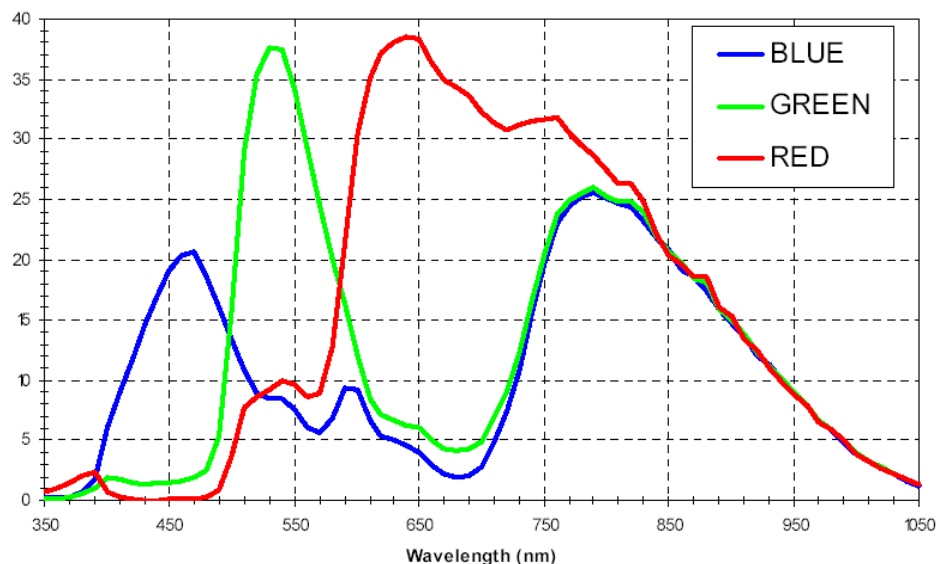


Figura A.11: Resposta espectral do sensor CMOS KAC-1310 da Kodak.

O espaço de cor gerado por uma câmera é específico para este dispositivo e depende dos ajustes da câmera e das condições de iluminação da cena que está sendo observada. Este primeiro espaço de representação das cores não é um espaço padrão, por exemplo, baseado no

CIE, mas um espaço espectral definido pela sensibilidade espectral dos sensores da câmera (Süsstruk et al., 1999).

Espaços de cor são caracterizados em dois tipos: *dependentes do dispositivo* e *não dependentes do dispositivo*, do inglês “device-dependent” e “device-independent” respectivamente. Os espaços de cor que são independentes do dispositivo são os espaços padronizados, por exemplo, os baseados no padrão CIE. Estes espaços geralmente são usados como meio de interface entre dispositivos que possuem diferentes espaços de cor. Dessa forma, um aplicativo pode capturar uma imagem RGB de uma câmera de vídeo e converter para um espaço de cor padronizado. Posteriormente essa imagem, já convertida, pode ser impressa fazendo-se a devida conversão do espaço de cores padrão para o espaço de cores da impressora.

O ICC (*International Color Consortium*) criou uma especificação padronizando a construção de perfis com informações das características de cada dispositivo de imagem. Cada perfil contém informações para as transformações entre os espaços de cores padrões e os originais de cada dispositivo.

As câmeras digitais atuais possuem diversos tipos de ajustes que modificam o espaço de cor gerado. Por exemplo, o ajuste de ganho dos canais de cor e o ajuste do tempo de exposição dos sensores são transformações lineares simples representadas por constantes de proporcionalidade. O ajuste de saturação também é uma transformação linear obtido a partir de uma matriz 3x3 de transformação. Por outro lado, o ajuste de gama é uma transformação não linear que corrige os valores do espaço RGB para que sejam corretamente exibidos em monitores do tipo CRT.

Através de uma operação de potenciação, a correção gama é aplicada ao sinal RGB proveniente dos sensores gerando um espaço de cores RGB não linear. A correção gama é descrita pela seguinte equação:

$$RGB = K(c_n)^\gamma. \quad (\text{A.11})$$

Onde K é uma constante de proporcionalidade e c_n é a componente de cor do canal n . O expoente γ possui normalmente valores entre 1,8 e 2,5 para os monitores comumente encontrados (Poynton).

Processamento em imagens digitais

O processamento de imagens digitais, de maneira geral, é uma seqüência de etapas pré-estabelecidas que se caracterizam pelas estruturas de hardware e software utilizadas, pelas peculiaridades do problema a ser resolvido e pelos fundamentos teóricos aplicados. A Figura A.12 mostra a seqüência de etapas que aparecem no processamento de imagens digitais, algumas delas podem ser dispensadas conforme se configura o problema a ser resolvido (Gonzalez & Woods, 2000).

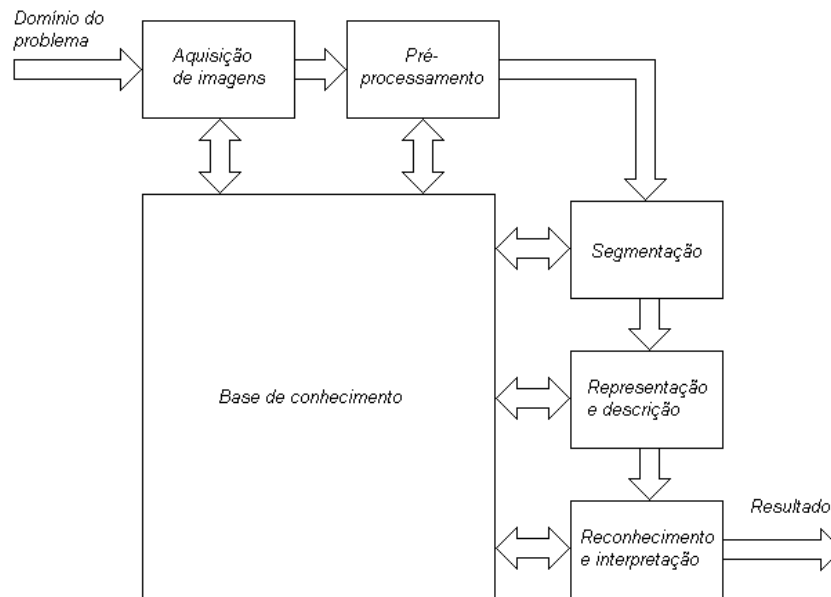


Figura A.12: Representação das etapas no processamento de imagens digitais.

- **Aquisição de imagens**

Esta é a primeira etapa do processamento e pode ser executada de diferentes formas. Por exemplo, a imagem digital poderia ser obtida através de uma câmera digital ou mesmo de uma câmera de TV monocromática cujo sinal seja digitalizado por uma placa de captura (*frame grabber*). Basicamente a estrutura necessária se compõe de um sensor de imagem e um circuito capaz de digitalizar o sinal produzido pelo sensor. A natureza do sensor e da imagem que ele produz são determinadas pelas características da aplicação. As imagens digitais para o processamento também poderiam ser obtidas a partir de arquivos armazenados em um HD ou mesmo transferidos pela internet.

- **Pré-processamento**

A função do pré-processamento é fazer alterações na imagem de forma que as características essenciais sejam destacadas e o que não for de interesse seja atenuado. De forma geral, o que se deseja é melhorar a imagem para que as etapas seguintes no processamento sejam menos custosas computacionalmente. O pré-processamento tipicamente envolve técnicas de realce de contrastes, remoção de ruído, filtragem e isolamento de regiões.

- **Segmentação**

A segmentação subdivide uma imagem de entrada em partes ou objetos constituintes. O nível de subdivisão depende do problema a ser resolvido, ou seja, a segmentação deve ser feita quando os objetos de interesse tiverem sido isolados. Em geral, a segmentação automática é uma das tarefas mais difíceis no processamento de imagens digitais. Por um lado, um procedimento de segmentação robusto favorece substancialmente a solução bem sucedida de um problema de visão computacional. Por outro lado, algoritmos de segmentação fracos ou erráticos quase sempre asseveram falha no processamento.

- **Representação e descrição**

A etapa de descrição tem o objetivo de quantificar e qualificar as informações contidas nas partes que foram segmentadas codificando-as em uma forma adequada para o processamento subsequente.

- **Reconhecimento e interpretação**

Essa etapa tem a função de reconhecer, dentro das diversas opções, a que corresponde o valor obtido da etapa anterior. Essa correspondência pode ser alcançada por meio de uma segmentação separando as opções por limiares, ou ainda, podem ser usadas técnicas de estimação com lógica fuzzy ou redes neurais.

O conhecimento sobre o domínio do problema está codificado em um sistema de processamento de imagens na forma de uma base de conhecimento. Além de guiar a operação de cada módulo de processamento, a base de conhecimento também controla a interação entre módulos. A representação de flechas duplas, na Figura A.12, indica que a comunicação entre módulos de processamento baseia-se normalmente em conhecimento prévio da natureza esperada do resultado (Gonzalez & Woods, 2000).

A segmentação e a descrição são etapas muito importantes para quantificar as informações que se deseja observar. Por exemplo, para se obter informações geométricas de objetos, como área e dimensões, podem-se utilizar técnicas simples de cálculo do 1º e 2º momentos em imagens binárias. Essas imagens são obtidas através de segmentação em imagens monocromática ou coloridas.

Em casos onde se faz necessário seguir um objeto também são aplicadas técnicas de segmentação para se obter uma descrição de sua posição relativa. Algumas técnicas de segmentação e descrição são mostradas nos tópicos seguintes.

- **Imagens binárias a partir de imagens em tons de cinza**

Uma forma simples de se segmentar uma imagem monocromática e separar um objeto de interesse é através de um limiar (*threshold*) ou uma faixa de corte. Assim, para uma imagem em tons de cinza que contenha de um objeto que se destaca significativamente do fundo, pode-se estabelecer um valor limiar que serve de referencia para a comparação com os valores dos pixels da imagem.

Na Figura A.13 é mostrado uma imagem monocromática de 8 bits por pixel. Os pixels do fundo possuem um valor de 21 e o menor valor entre os pixels do objeto é 83. Assim, pode ser estabelecido um limiar de corte entre 21 e 82 de forma que todo pixel com valor acima desse limiar seja marcado com “1” e os demais marcados com “0”, gerando a imagem binária. Conseqüentemente a imagem binária é formada somente pelos pixels que estão acima do limiar estabelecido.



Figura A.13: Imagem binária obtida a partir de uma imagem monocromática.

- **Imagens binárias a partir de imagens coloridas**

A obtenção de imagens binárias a partir de imagens coloridas poderia ser feita, por exemplo, aplicando-se um limiar em um dos canais R, G ou B. Ou ainda, fazendo uma interseção entre três imagens binária obtidas por limiares distintos aplicados a cada canal da imagem RGB. Essa forma não tem praticidade visto que a relação entre as componentes RGB e uma dada propriedade da imagem colorida não é fácil de se determinar. Uma forma mais simples de se segmentar uma determinada parte da imagem colorida é através da conversão dos três canais RGB para um modelo de representação HSV ou HSI.

Uma imagem que esteja representada no modelo HSV pode ser segmentada aplicando-se um limiar nos canais H, S ou V que representam o matiz, a saturação e o valor da componente de luminância. Por exemplo, a segmentação de uma região de interesse que possui uma determinada cor característica pode ser feita por análise do valor de H. Para uma conversão RGB-HSV onde o valor de H está no intervalo $[0,1]$, a cor verde está entre os valores 0.20 e 0.45 aproximadamente. Esses valores são utilizados como limiar para se obter uma imagem binária somente da porção verde do objeto, como mostra a Figura A.14.



Figura A.14: Segmentação da parte verde do objeto.

Referências

-
- ¹ FOSTER III, J. W.; GRIFFIN, P. M.; MESSIMER, S.L.; VILLALOBOS, J. R. **Automated visual inspection: A tutorial**, Computers & Industrial Engineering, Volume 18, Issue 4, 1990, p. 493-504.
- ² NEWMAN, T. S.; JAIN, A. K. **A Survey of Automated Visual Inspection**, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 61, Nº 2, March, 1995, p. 231-262.
- ³ WETHERILL, G. B. **Sampling Inspection and Quality Control**, Methuen and Company, Ltd., London, 1969.
- ⁴ DREYFUS, D. D. **Is industry ready for machine vision?**. In: MACHINE VISION FOR INSPECTION AND MEASUREMENT, H. Freeman, Ed, New York, Academic Press, 1989, p. 223-236.
- ⁵ MALAMAS, E. N.; PETRAKIS, E. G. M.; ZERVAKIS, M.; PETIT, L.; LEGAT, J. D. **A survey on industrial vision systems, applications and tools**, Image and Vision Computing, Volume 21, Issue 2, 10 February 2003, p. 171-188.
- ⁶ HUNTER, J. J.; GRAHAM, J.; TAYLOR, C. J. **User programmable visual inspection**, Image and Vision Computing, Vol. 13, Nº 8, October, 1995.
- ⁷ BOLLE, R. M.; CONNELL, J. H.; HAAS, N.; MOHAN, R.; TAUBIN, G. **VeggieVision: A Produce Recognition System**, Proc. IEEE Workshop on Application of Computer Vision 1996.
- ⁸ JIMÉNEZ, A. R.; JAIN, A. K.; CERES, R.; PONS, J. L. **Automatic fruit recognition: a survey and new results using Range/Attenuation images**, Pattern Recognition, Vol. 32, 1999, p. 1719-1736.
- ⁹ CHEN, Y. R.; CHAO, K.; KIM, M. S. **Machine vision technology for agricultural applications**, Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 36, 2002, p. 173-191.
- ¹⁰ LI, Q.; WANG, M.; GU, W. **Computer vision based system for apple surface defect detection**, Computers and Electronics in Agriculture, Volume 36, Issues 2-3, November 2002, p. 215-223.
- ¹¹ ZHENG, H.; KONG, L. X.; NAHAVANDI, S. **Automatic inspection of metallic surface defects using genetic algorithms**, Journal of Materials Processing Technology, Volumes 125-126, 9 September 2002, p. 427-433.
- ¹² LAND, E. H. **The retinex theory of color constancy**, Scientific American, 1977, p. 108-129.
- ¹³ FINLAYSON, G. D. **Coefficient Color Constancy**. 1995. Tese (Phd), School of Computing, Simon Fraser University, 1995.
- ¹⁴ BARNARD, K. **Practical Colour Constancy**. 1999. Tese (Phd), School of Computing, Simon Fraser University, 1999.
- ¹⁵ SHARMA, G.; TRUSSELL, H. J. **Characterization of Scanner Sensitivity**. In: IS&T and SID's Color Imaging Conference: Transforms & Transportability of Color, 1993, p. 103-107.
- ¹⁶ BARNARD, K.; FUNT, B. **Camera calibration for color research**, Proc. Human Vision and Electronic Imaging IV, 1999, p. 576-585.
- ¹⁷ VRHEL, M. J.; TRUSSELL, H. J. **Color Device Calibration: A Mathematical Formulation**, IEEE Transactions on Image Processing, volume 8, number 12, 1999, p. 1796-1806.

-
- ¹⁸ FINLAYSON, G.; DREW, M. S.; FUNT, B. V. **Diagonal transforms suffice for color constancy**, IEEE Proceedings: International Conference on Computer Vision, Berlin, May, 1993, p. 164-171.
- ¹⁹ FUNT, B.; BARNARD, K.; MARTIN, L. **Is machine colour constancy good enough?**. In: Proc. of the 5th ECCV, 1998, p. 445-459.
- ²⁰ KIM, J. Y.; KIM, C. Y.; SEO, Y. S.; KWEON, I. S. **Color indexing using chromatic invariant**, Pattern Recognition, Vol. 34, 2001, p. 1189-1197.
- ²¹ NOORDAM, J. C.; OTTEN, G. W.; TIMMERMANS, A. J. M.; VAN ZWOL, B.H. **High speed potato grading and quality inspection based on a color vision system**, 2000. Disponível em: <http://citeseer.nj.nec.com/noordam00high.html>. Acesso em: 28 nov. 2003.
- ²² AZEVEDO, A. P. **Projeto e construção de uma esteira para o transporte e manipulação de frutas em um sistema de classificação por visão artificial**. 2002. Projeto de graduação, Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2002.
- ²³ **VIDEOTEC**. Disponível em: <http://www.fazendovideo.com.br/vtigg.htm>. Acesso em: 09 set 2004.
- ²⁴ **IMAGE sensor**. Disponível em: http://www.photozone.de/7Digital/digital_3.htm. Acesso em 09 set 2004.
- ²⁵ **THE TECHNOLOGY Inside the New Kodak Professional DCS 620x Digital Camera**. Disponível em: http://www.modernimaging.com/Kodak_DCS-620x_Technology.htm. Acesso em: 09 set 2004.
- ²⁶ HORN, B. K. P. **Robot Vision**, MIT electrical engineering and computer science series, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1986.
- ²⁷ BRASIL. **Portaria SARC N°494-02 de 12 de Setembro de 2002**. Disponível em: http://www.agricultura.gov.br/sarc/profruta/html/classificacao_indice.htm. Acesso em: 16 out. 2003.
- ²⁸ GOMES, J.; VELHO, L. **Computação Gráfica: Imagem**, IMPA/SBM, Rio de Janeiro, 1994.
- ²⁹ SHARPE, L. T.; STOCKMAN, A.; JÄGLE, H.; NATHANS, J. Opsin genes, cone photopigments, color vision, and color blindness. In: **Color Vision: from genes for perception**, Cambridge University Press, 1999, cap. 1, p. 3-5. Disponível em: <http://assets.cambridge.org/0521590531/sample/0521590531WSN01.pdf>. Acesso em: 28 nov. 2003.
- ³⁰ WYSZECKI, G.; STILES, W. S. **Color Science, Concept and Methods, Quantitive Data and Formulae**, 2nd ed., John Wiley and Sons, 1982.
- ³¹ FOLEY, J. Et al. **Computer Graphics: Principles and Practice in C**. Addison-Wesley Professional, 2nd edition, 1995.
- ³² FORSYTH, D. A.; PONCE, J. **Computer Vision: A Modern Approach**. Prentice Hall, 1st edition, 2002.
- ³³ SÜSSTRUNK, S.; BUCKLEY, R.; SVEN, S. **Standard RGB Color Spaces**. In: Proceedings of IS&T/SID's 7th Color Imaging Conference, 1999, p. 127-134.
- ³⁴ POYNTON, C. **Frequently-Asked Questions about Gamma**. Disponível em: <http://www.poynton.com/GammaFAQ.html>. Acesso em: 08 out. 2003.
- ³⁵ GONZALEZ, R. C.; R. WOODS, E. **Processamento de Imagens Digitais**, São Paulo, Editora Edgard Blücher, 2000.