

Gabriel Rivas de Melo

**Automação do processo de classificação de manga
(Mangifera indica Linn) cv. Palmer por meio dos
descritores cor e calibre**

Recife - PE

Abril - 2015



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

**Automação do processo de classificação de manga (*Mangifera indica* Linn) cv.
Palmer por meio dos descritores cor e calibre**

Tese julgada adequada para obtenção do título de Doutor em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 17/04/2015 pela comissão examinadora.

Área de concentração: Biometria e Estatística Aplicada

Orientador: Prof. Dr. Borko Stosic

Recife - PE

Abril - 2015

Ficha catalográfica

M528a Melo, Gabriel Rivas de
Automação do processo de classificação de manga
(*Mangifera indica* Linn) cv. Palmer por meio dos descritores
cor e calibre / Gabriel Rivas de Melo. – Recife, 2015.
80 f. : il.

Orientador(a): Borko Stosic.
Tese (Doutorado em Biometria e Estatística Aplicada) –
Universidade Federal Rural de Pernambuco, Departamento
de Estatística e Informática, Recife, 2015.
Inclui anexo(s) e referências.

1. Classificação automática 2. Manga 3. Classificador
logístico 4. Cor e calibre I. Stosic, Borko, orientador II. Título

CDD 574.018

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

**Automação do processo de classificação de manga (*Mangifera indica* Linn) cv.
Palmer por meio dos descritores cor e calibre**

Gabriel Rivas de Melo

Tese julgada adequada para obtenção do título de Doutor em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 17/04/2015 pela comissão examinadora.

Orientador:

Prof. Dr. Borko Stosic
Orientador

Banca examinadora:

Prof. Dra. Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de Pernambuco
(DEINFO-UFRPE)

Prof. Dr. Milan Lalic
Universidade Federal de Sergipe
(UFS)

Prof. Dr. Géber Barbosa de Albuquerque Moura
Universidade Federal Rural de Pernambuco
(DEPA-UFRPE)

Prof. Dra. Rosimar dos Santos Musser
Universidade Federal Rural de Pernambuco
(DEPA-UFRPE)

*Este trabalho é dedicado às sete
mulheres que enriqueceram
a minha vida.*

Agradecimentos

À minha família que soube abrir mão de minha presença e me estimulou em todos os momentos, eles fazem parte constante de minha vida. Em particular a você, minha esposa, Suely Rivas, alma conjugada de uma parceria eterna.

Aos meus filhos Daniel Rivas e Mariana Rivas que são companhias diárias de minhas conquistas e aos quais eu devoto uma grande parte desse trabalho, em extensão ao meu genro Rodrigo Raulino e minha nora Maria Luiza Leite, ambos já ocuparam um lugar no meu coração.

À Laudione Rivas, minha mãe, onde tudo começou, pela sua forte crença no meu potencial, sempre abençoando os meus passos.

Ao meu pai, em memória, Aldair Melo que em sua forte convicção de que o estudo faz acontecer, conferiu-me a liberdade de escolha e por quais caminhos seguir, demonstrando uma grande confiança.

À matriarca Lola Rivas, minha avó, que em seus 101 anos de plena vitalidade que inspira a família Rivas. A sua mão carinhosa, que afaga e guia as quatro gerações de sangue espanhol (Olé). Que a benção de sua longevidade me proteja.

Ao meu avô Lauriano Rivas que em toda minha infância me ensinou que os livros representam a porta da felicidade e que o conhecimento é sólido em nossa memória nos acompanhando por toda a vida. Dizia-me, conheça a origem e preverá o futuro.

As minhas tias Laudeci Rivas, Laudelia Rivas, Laudenir Rivas, Lêda Rivas e Rosário Rivas por terem me ensinado o gosto pela leitura, pelos estudos e pelas artes (música e dança).

Ao meu tio Lino Rivas, pela companhia fraterna e por ter sido o responsável pela minha felicidade rubro-negra.

A mais nova musa inspiradora do clã Rivas, Maria Eduarda Rivas que sem sombra de dúvida é a paixão da minha vida, com seus 15 meses de presença terrena.

Ao meu orientador, amigo e parceiro Borko Stosic que possibilitou o andamento desse trabalho com o seu entusiasmo pela ciência, de uma forma amigável e estimulante. O seu perfil profissional permitiu que pudéssemos construir uma parceria em favor do descobrimento científico; observando problemas, experimentando, discutindo soluções e

verificando que resolver problemas é o mais gratificante, o velho e bom mangaça.

Aos professores Claudio Cristino, José Aleixo, Tatijane Stosic, Tiago Alessandro e Rinaldo Ferreira que contribuíram e enriqueceram meus conhecimentos, além de terem se tornado meus amigos.

Ao professor Moacyr Cunha, amigo, irmão e fiel companheiro que sempre me incentivou, em todas as horas, e me acompanhou ao longo desses 30 anos de UFRPE.

Ao professor Eufrásio Souza pela sua eterna luta pelo Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística Aplicada e por ter sido o maior entusiasta de minha participação.

Ao professor Wilson Rosa, amigo e grande rubro-negro que sempre confiou na minha abstinência pelo Sport por estar em uma missão árdua e temporária.

Ao secretario do Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Marco Santos, que não só é um amigo como também um escudeiro de todas as horas com sua parcimônia na administração das dificuldades dos discentes e docentes. Valeu amigo!

Aos colegas de turma que passaram uma longa temporada convivendo com o tiozão: Dâmocles Aurélio, Luciano Souza, Elias Coelho, Marcio Augusto, Luis Medeiros e, em especial, aos amigos Paulo Duarte e Cícero Brito que ao longo dessa jornada foram confidentes das inquietações científicas.

Aos colegas do Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Kleber Napoleão, Samuel Alves e Leda Valéria que me ajudaram em longas horas e em distintos momentos.

À Universidade Federal Rural de Pernambuco, minha segunda casa, que me permitiu a oportunidade de uma educação científica continuada.

À professora Maria José de Sena, reitora, amiga e irmã, que me incentivou, privando-me de sua companhia, em sua árdua jornada administrativa, para que eu pudesse enfrentar mais esse desafio.

Aos senhores proprietários da AGROBRÁS - Agrícola Tropical do Brasil S/A, Paulo Medeiros e Silvio Medeiros, que disponibilizaram suas instalações e seu pessoal técnico em nossas visitas em período de safra, como também, ao setor de embalagem (*packing house*), nos incentivando e propondo novos estudos.

*“Nos momentos de dificuldade de minha vida,
lembrei-me que na história da humanidade o
amor e a verdade sempre venceram.
(Mahatma Gandhi)*

Resumo

No setor agrícola, a eficiência em um bom processo de classificação é fundamental para aumentar a produtividade. Atualmente, o setor agrícola do Vale do São Francisco, especialmente Petrolina/Juazeiro, é responsável por 96% da exportação (2012) de manga, com a variedade Palmer em crescimento. No entanto, a prática atual de classificação de mangas por seres humanos em ambiente agrícola é ineficiente, trabalhosa e propensa a erros. O sistema de classificação automatizada não só acelera o tempo do processo, mas também minimiza o erro por isso existe uma forte necessidade de desenvolvimento de métodos eficientes para classificação automatizada de mangas. Neste estudo, realizado nas dependências da AGROBRÁS, foram amostradas 80 mangas para análise sensorial, realizada por 5 avaliadores que tiveram seu julgamento aferido pela medida de concordância kappa, respectivamente para amostra de treinamento e teste, $\kappa = 0,7$ e $0,6$, significativos. As mangas também foram filmadas por 5 a 10 segundos, girando nas roldanas existentes no ambiente de classificação do AGROBRÁS, sob iluminação artificial existente. Para classificação automática pela cor propusemos como descritor a proporção de pixels vermelhos no classificador logístico, com técnica iterativa MCMC “simulated annealing”. Para classificação pelo calibre propusemos o número de pixels segmentados distintos, no classificador logístico multinomial ordinal. A associação entre o calibre atribuído pelos avaliadores e o desempenho do descritor proposto foi mensurada pela medida de postos de Spearman, sendo significativa com $\rho_s = -0,63$ e $-0,71$ para amostra de treinamento e teste, respectivamente. A acurácia obtida foi de 100% para a classificação por cor, e 78% para o calibre.

Palavras-chaves: Classificação automática, manga, classificador logístico, cor e calibre.

Abstract

Efficiency of the classification process in the agrarian sector represents a fundamental factor for productivity increase. Currently, the agrarian sector of the Vale do São Francisco (in particular Petrolina/Juazeiro) is responsible for 96% of Brazilian mango export, the Palmer variety being increasingly more important. On the other hand, the current practice of mango classification by human labor in the agrarian ambient is inefficient, hard, and error prone. As automatic classification speeds up the process simultaneously minimizing the error, there is a strong necessity for development of efficient automatic mango classification systems. In this work, realized on the premises of AGROBRAS, a sample of 80 mangos was collected for sensorial analysis realized by 5 referees. The judgment of the referees was analyzed by the kappa agreement test, found to be significant with $\kappa = 0.7$ and 0.6 for the training and test sets, respectively. Mangos were also filmed for 5 to 10 seconds while moving on the rollers in the AGROBRAS classification unit, under existing (artificial) lighting conditions. For automatic classification by color, we propose as descriptor the fraction of red pixels within a logistic classifier, with an iterative MCMC simulated annealing technique. For caliber classification we propose the number of distinct segmented pixels, within a multinomial logistic ordinal classifier. Association of the caliber attributed by the referees and the proposed descriptor was measured through the Spearman's rank correlation coefficient, being found significant with $\rho_s = -0.63$ e -0.71 for the training and test sets, respectively. The accuracy of 100% was achieved for classification by color, and 78% for caliber.

Key-words: Automatic classification, mango, logistic classifier, color and caliber.

Lista de Figuras

Figura 1 – Exportação brasileira de manga em tonelada (a) e a participação da exportação de manga do Vale do Submédio do São Francisco (b) durante o período de 2000-2012 (dados - SILVA, SANTOS et al. (2013)).	1
Figura 2 – Ciclo de vida mercadológica das variedades de manga <i>Palmer</i> , <i>Maya</i> e <i>Shelly</i> no mercado da União Europeia	2
Figura 3 – Mão de obra especializada na cadeia de produção da manga (GALVÃO, 2004).	3
Figura 4 – Diagrama de fluxo do sistema (adaptado de Ukirade (2014)).	7
Figura 5 – Fluxo luminoso (a), intensidade luminosa (b), iluminância (c) e luminância (d). (COLOMBO, 1991)	13
Figura 6 – Energia incidente, refletida, absorvida e transmitida.	14
Figura 7 – Olho humano: principais componentes (a) e fotossensores do olho humano (b) adaptado de (SURI, 2008)	16
Figura 8 – Comprimento de ondas.	17
Figura 9 – Relação entre cor, comprimento de onda e frequência.	17
Figura 10 – Diagrama de cromaticidade.	18
Figura 11 – Comprimento de ondas dos cones (a) e zonas de sensibilidade dos cones (b).	20
Figura 12 – Formação da imagem na retina.	23
Figura 13 – Representação da imagem digital em níveis de cinza.	27
Figura 14 – Histograma em escala de cinza.	28
Figura 15 – Representação da imagem digital em resolução temporal.	30
Figura 16 – Manga <i>Palmer</i> (a) e corte transversal da manga <i>Palmer</i> (b).	35
Figura 17 – Plantação de mangas <i>Palmer</i> na AGROBRÁS - Casa NovaBA.	38
Figura 18 – Contentor de mangas enviadas do campo para o <i>Packing house</i> (AGROBRÁS).	39
Figura 19 – Plataforma de filmagem com mangas <i>Palmer</i> no <i>Packing house</i> da AGROBRÁS.	39
Figura 20 – Representação do cubo de cores RGB e diagonal tons de cinza.	42
Figura 21 – Imagem da manga <i>Palmer</i> tendo ao fundo a cor cinza.	43
Figura 22 – Regras da classificação de Manga <i>Palmer</i> para diferentes mercados.	51
Figura 23 – Segmentação da imagem da manga <i>Palmer</i>	57

Figura 24 – Histograma do matiz da manga <i>Palmer</i> para exportação (a) e mercado interno (b).	60
Figura 25 – Dispersão do número de pixels por calibre de manga <i>Palmer</i> no conjunto de treinamento.	61
Figura 26 – Dispersão do número de pixels por calibre de manga <i>Palmer</i> no conjunto de teste.	61
Figura 27 – Representação dos valores ajustados e observados no modelo logístico dicotômico para manga <i>Palmer</i>	63
Figura 28 – Probabilidades estimadas para os diferentes tipos de calibres da manga <i>Palmer</i> em função do número de pixels.	65

Lista de tabelas

Tabela 1 – Aplicação da visão computacional em diferentes áreas	8
Tabela 2 – Medidas radiométricas e suas equivalentes fotométricas	12
Tabela 3 – Matriz de confusão	51
Tabela 4 – Descrição do julgamento pelos avaliadores do subconjunto de treinamento quanto calibre e categoria da manga <i>Palmer</i>	53
Tabela 5 – Descrição do julgamento pelos avaliadores do subconjunto de teste, quanto calibre e categoria da manga <i>Palmer</i>	55
Tabela 6 – Valores dos coeficientes de concordância (κ - kappa) para calibre e categorias nos subconjuntos treinamento e teste para manga <i>Palmer</i>	56
Tabela 7 – Valores dos descritores número de pixels e proporção de vermelho do subconjunto de treinamento para manga <i>Palmer</i>	57
Tabela 8 – Valores dos descritores número de pixels e proporção de vermelho do subconjunto de teste para manga <i>Palmer</i>	59
Tabela 9 – Coeficiente de correlação de Spearman	60
Tabela 10 – Resumo do teste da razão de verossimilhança	62
Tabela 11 – Estimativas dos parâmetros, intervalos de confiança e estatística de Wald do modelo logístico	62
Tabela 12 – Resumo do teste da razão de verossimilhança	63
Tabela 13 – Estimativas dos parâmetros, intervalos de confiança e estatística de Wald do modelo logístico ordinal	64
Tabela 14 – Resumo do teste de homogeneidade	64
Tabela 15 – Descritores observados e ajustados quanto ao conjunto teste para manga <i>Palmer</i>	66
Tabela 16 – Matriz de confusão da classificação dos calibres de manga <i>Palmer</i>	66

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Objetivos	3
1.2	Organização da tese	4
2	Fundamentação teórica	5
2.1	O Sistema de visão computacional	5
2.1.1	O Sistema de visão computacional na agricultura	8
2.2	O sistema de visão humana	10
2.2.1	A luz	10
2.2.2	O olho humano	15
2.2.3	A cor	17
2.2.4	A formação da imagem	23
2.3	Imagens digitais	24
2.3.1	Amostragem e quantização	25
2.3.2	Histograma	27
2.3.3	Entropia de uma imagem	28
2.3.4	Imagem em movimento	29
2.4	Componentes de um sistema de visão computacional	30
2.4.1	Aquisição da imagem e pré-processamento da imagem no domínio do espaço	30
2.4.2	Segmentação	31
2.4.3	Descritores	32
2.4.4	Classificação	33
2.5	Aspectos gerais da manga <i>Palmer</i>	34
2.6	Análise sensorial de características de frutas	36
3	Material e Métodos	38
3.1	O Experimento	38
3.1.1	Caracterização do experimento	38
3.1.2	Avaliação do processo de inspeção	40
3.2	Segmentação e identificação dos descritores	41
3.2.1	Cor e segmentação	41
3.2.2	Calibre (tamanho/peso)	44
3.3	Classificação supervisionada	45

3.3.1	Classificador logístico	45
3.3.1.1	Classificador logístico dicotômico	45
3.3.1.1.1	Estimação	45
3.3.1.2	Classificador logístico politômico ordinal	47
3.3.1.2.1	Estimação	47
3.3.1.2.2	Teste de homogeneidade	48
3.3.2	Estatísticas da qualidade do modelo	49
3.3.2.1	Razão de verossimilhança	49
3.3.2.2	Estatística de <i>Wald</i> e intervalo de confiança	50
3.3.2.3	Estatística de Pearson	50
3.4	Regra de Classificação	50
3.4.1	Avaliação da classificação	51
4	Resultados e discussão	53
4.1	Concordância entre avaliadores	53
4.2	Extração dos descritores	56
4.3	Classificador logístico	62
4.3.1	Classificador logístico dicotômico	62
4.3.2	Classificador logístico politômico ordinal	63
4.4	Avaliação da classificação	65
5	Contribuições e trabalhos futuros	68
5.1	Contribuições do trabalho	68
5.2	Trabalhos futuros	68
	Referências Bibliográficas	70
	Anexos	80
	ANEXO A Formulário de avaliação de descritores da manga Palmer	81

1 Introdução

O produto interno bruto do Brasil - PIB, resultado de toda a riqueza produzida, em 2012, foi da ordem de 4.726.976,09 (milhões de reais), tendo uma participação do agronegócio de 22,24% (CEPEA, 2014). A fruticultura é um componente do negócio agropecuário que possui uma grande importância, através da presença de frutas frescas para exportação, como a banana, uva, maçã e manga, dentre outras.

A manga do gênero *Mangifera* é uma fruta nativa da Índia e propagou-se pelo mundo no século XVI, chegando ao Brasil por volta de 1700, tendo atingido todas as regiões brasileiras, especialmente, Sudeste e Nordeste a partir da década de 80 do século XX. Os maiores produtores são a Índia, China e México (SILVA; SANTOS et al., 2013).

A manga no Brasil tem, principalmente no Nordeste brasileiro, um cenário promissor e de crescimento na produção e exportação, como visto nos últimos anos. As Figura 1(a) e 1(b) representam a exportação nacional e a participação da região do Submédio do Vale do São Francisco no eixo Petrolina-PE – Juazeiro-BA, nesse contexto.

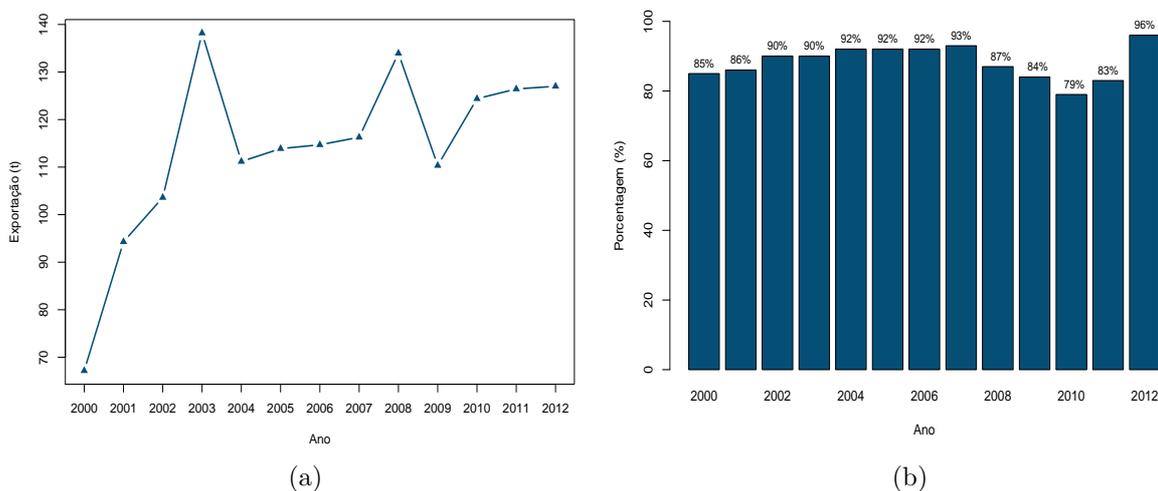


Figura 1 – Exportação brasileira de manga em tonelada (a) e a participação da exportação de manga do Vale do Submédio do São Francisco (b) durante o período de 2000-2012 (dados - SILVA, SANTOS et al. (2013)).

A produção de manga em 2012 atingiu 1.208.275 toneladas em uma área de 48.244 hectares, o que representa 9ª posição da produção de frutas no Brasil, de um total de 22 espécies. Essa produção se dá principalmente na região do Submédio do Vale do São

Francisco, no eixo Petrolina-PE – Juazeiro-BA, mais especificamente no sudoeste do semiárido do Estado da Bahia, porém Pernambuco, Minas Gerais e São Paulo também são produtores (ABF, 2014).

A União Europeia é o principal mercado de exportação da manga com aproximadamente 74%, os Estados Unidos tem 23% e 3% são de outros mercados (ABF, 2014). A principal variedade na exportação a manga é *Tommy Atkins*, mas outras também se destacam, como *Palmer*, *Haden*, *Keitt* e *Kent*.

A variedade *Palmer* está em expansão no mercado europeu, conforme pesquisa mercadológica, com base no conceito de ciclo de vida de um produto: introdução, crescimento, maturidade e declínio. A Figura 2 expressa esse levantamento (ARAÚJO; GARCIA, 2012).

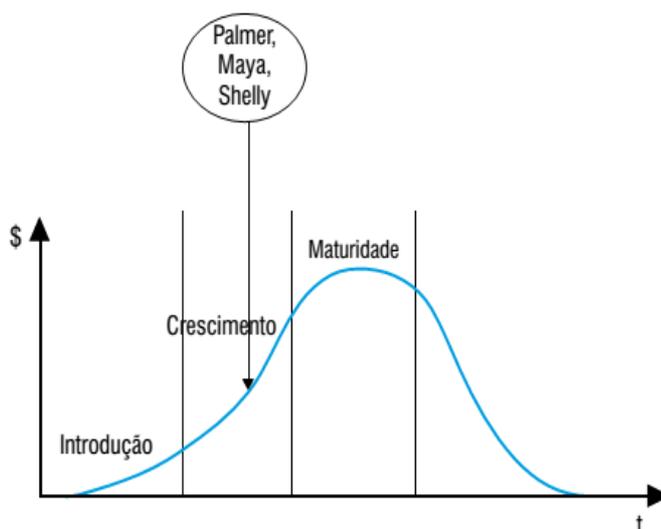


Figura 2 – Ciclo de vida mercadológica das variedades de manga *Palmer*, *Maya* e *Shelly* no mercado da União Europeia

Os cuidados com a cadeia de produção da manga devem atender todos os procedimentos que garantam as condições necessárias para a sua comercialização, em estado que mostre apresentação vigorosa, sadia, sem injúrias físicas ou manchas indesejadas ou presença de micro-organismos e outros, em razão do curto período de consumo e por ser perecível. Devem ser observados ainda, a logística de transporte, o controle de temperatura e umidade, o empacotamento e outros (CARVALHO; MIRANDA, 2009).

A dependência de mão de obra é uma característica da cadeia de produção como ilustra a Figura 3 e representa um grande valor agregado à fruta, em todas as etapas, mas principalmente na de embalagem, que acontece no *packing house* (MARTINELLI; CAMARGO, 2002).



Figura 3 – Mão de obra especializada na cadeia de produção da manga (GALVÃO, 2004).

O trabalhador envolvido na cadeia produtiva do setor de embalagem deve ter habilidades peculiares para realizar a seleção e classificação do produto, sob a ótica de características sensoriais de tato e visão que lhes permitam um tratamento diferenciado na tarefa de selecionar e classificar, em sistemas de linha de produção, nas quais a velocidade e a rapidez na tomada de decisão são fatores decisivos. Problemas como fadiga, situações psicológicas e de estado de saúde, além de outros, conduzem a erros por perda de habilidade e, por conseguinte, trazem prejuízos para o setor produtivo da ordem de 28% (TEIXEIRA, 2009; BRECHT, 2011; CHOUDHURY; COSTA, 2004).

Os problemas advindos da qualificação e especialização da mão de obra que afetam a produção, produtividade e qualidade do produto são agravantes sob o ponto de vista comercial em um mercado internacional competitivo. O uso de tecnologias como a agricultura de precisão, nanotecnologia, biotecnologia, bioinformática, robótica, telemática, aprendizagem de máquina, veículos não tripulados, visão computacional e outros têm se tornado comum para suprir a condição humana na tomada de decisão durante o processo.

1.1 Objetivos

O presente trabalho tem como objetivo principal utilizar a visão computacional para selecionar e classificar mangas, de variedade *Palmer*, sob o aspecto de calibre (peso/tamanho) e cor, substituindo a tomada de decisão humana por um sistema decisor computacional por imagens.

O estudo foi realizado nas instalações e com os produtos da empresa Agrícola Tropical do Brasil S/A, situada no sudoeste do Estado da Bahia.

Os objetivos específicos são:

- Identificar medida de representação do calibre e;
- Identificar medida da representação de cor.

1.2 Organização da tese

A tese está organizada em cinco partes, distribuídos da seguinte forma: na primeira é abordada a problemática e os objetivos do trabalho; na segunda parte traz-se uma fundamentação teórica que abrange todo o sistema de visão computacional e sua aplicação na agricultura com as estruturas de conceitos e definições; na terceira apresenta-se a descrição do experimento e da metodologia empregada; na quarta parte são expressos e discutidos os resultados obtidos e na quinta parte são externadas as configurações futuras de trabalhos e projetos.

2 Fundamentação teórica

2.1 O Sistema de visão computacional

Um sistema de visão computacional é uma disciplina relativamente jovem, tendo sua origem na década de 1960 (BAXES, 1994). Na sequência de uma explosão de interesses durante a década de 1970, um crescimento continuado de ambos, tanto teoria como aplicação foi evidenciado. Visão computacional é considerada estudo e aplicação de métodos que permitem que os computadores possam examinar e extrair o conteúdo de imagens ou o conteúdo de dados multidimensionais, em geral, a fim de facilitar a resolução de problemas específicos de visão, como o problema de classificação de padrões de imagem (RAJI; ALAMUTU, 2005).

Um sistema de visão computacional se constitui numa técnica de inspeção rápida, econômica, consistente e objetiva, que se expandiu para os diversos setores da sociedade (KODAGALI; BALAJI, 2012).

A evolução nas últimas décadas do computador, *hardware* e *software*, tem introduzido métodos objetivos em controle de qualidade nos diversos segmentos (KANDI, 2010). Um desses é o sistema de visão computacional que, segundo o conceito de Gunasekaran (2000), constitui a ciência que estuda as bases teóricas e algorítmicas pelas quais a informação útil referente a um respectivo objeto ou cena que pode ser automaticamente extraída e analisada a partir de uma imagem. Para Relf (2003), “é a análise de imagens para extrair os dados para controlar um processo ou atividade”.

O *hardware* de um sistema de visão computacional tem uma configuração relativamente padrão (NARENDRA; HAREESHA, 2010). Normalmente, consiste em:

- um dispositivo de iluminação, que ilumina o objeto ou cena;
- um dispositivo, de estado sólido, de Carga Acoplada - CCD em uma câmera, para adquirir a imagem;
- uma Placa conversora (*frame-grabber*), para realizar o A/D (analógico para digital) de conversão de linhas de varredura em elementos de imagem ou *pixels* digitalizados, em uma imagem de N linhas por M coluna;

- um computador pessoal ou sistema de microprocessador, para fornecer armazenamento em disco das imagens e capacidade computacional, *software* e programas específicos de aplicação;
- um monitor colorido de alta resolução, o que ajuda na visualização das imagens e dos efeitos de várias rotinas de análise de imagens sobre as imagens.

O *software* constituído de seus aplicativos é responsável pela análise das imagens, desenvolvido especificamente para atender uma demanda do sistema de visão computacional, usando uma linguagem de programação. O software é dividido em dois módulos: um para treinamento do sistema; e outro para comandar a aquisição, o processamento das imagens, para fornecer a estimação dos parâmetros de cada objeto ou cena (BLASCO; ALEIXOS; MOLTÓ, 2003).

Um sistema de visão computacional é constituído das etapas em fluxo apresentada na Figura 4.

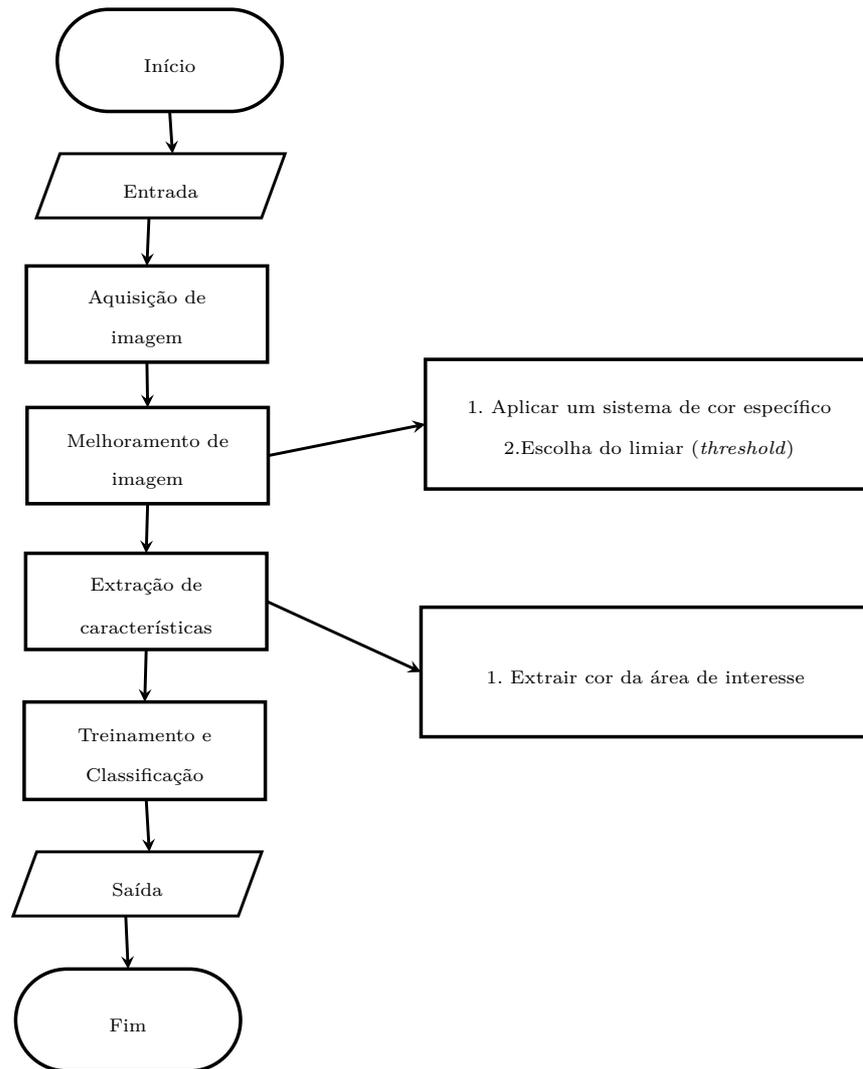


Figura 4 – Diagrama de fluxo do sistema (adaptado de Ukirade (2014)).

Exemplos de aplicações de visão computacional incluem sistemas para processos de controle, como um robô industrial ou um veículo autônomo. Outro exemplo é a detecção de eventos para a vigilância visual ou a organização de informações para os bancos de dados de indexação de imagens e sequências de imagens que modelam objetos ou ambientes, como a análise de imagens médicas ou modelagem topográfica. Sistema de visão computacional também pode ser aplicado para fins educacionais para melhorar a aprendizagem, especialmente para crianças pequenas e pacientes com Síndrome de Down ou ainda em questões agrícolas, tais como monitoramento de crescimento das culturas ou detecção de plantas daninhas. Ele ainda pode ser utilizado no supermercado para que os clientes rotulem suas compras de forma automática (KODAGALI; BALAJI, 2012). A Tabela 1 sintetiza um conjunto de aplicações em diferentes áreas de interesse.

Tabela 1 – Aplicação da visão computacional em diferentes áreas

Áreas de aplicação	Aplicação
Automação industrial e processamento de imagem	Controle de processo, controle de qualidade, mensuração geométrica, leitura de rótulos de embalagem e códigos de barra, seleção de objetos; identificação de peças em linhas de montagens, inspeção de defeitos e falhas; inspeção de impressão de placas de circuitos e circuitos integrados.
Análise de imagens médicas	detecção de tumores; medição de tamanho e forma de órgãos internos, contagem de células sanguíneas, inspeção de raio-X.
Robótica	Desvio de obstáculo por reconhecimento e interpretação de objetos em uma cena, desvio de colisão, monitoramento de usinagem de peças, funções de riscos.
Imagem de radar	Detecção e identificação de alvos, guia de helicópteros e aeronaves na aterrissagem, guia de veículos não tripulados, guia de mísseis e satélites de interpretação visual.
Indústria alimentícia	Seleção de vegetais e frutos, localização de defeitos, tais como marcas escuras, contaminação e presença de insetos.
Análise de documentos	Reconhecimento de caracteres manuscritos, reconhecimento de <i>layout</i> , reconhecimento gráfico.
Singh, Kaur e Kaur (2004)	

2.1.1 O Sistema de visão computacional na agricultura

A qualidade de frutas frescas é definida por uma série de características as quais são mais ou menos atrativas para o consumidor, tais como maturação, tamanho, peso, forma, cor, presença de manchas, doenças e sementes. Essas características podem cobrir todos os fatores que afetam a aparência, o estado nutricional e as qualidades organolépticas ou sobre a sua adequação para preservação. A maioria dessas características é tradicionalmente inspecionada por operadores treinados. Entretanto, um sistema de visão computacional provê um substancial aumento de informação em tempo real, com acurácia, precisão, velocidade, sem contato e não destrutivo, que garante a manutenção do padrão de qualidade a redução de custos (RAFIQ et al., 2013; JARIMOPAS; JAISIN, 2008).

A qualidade não é um atributo único bem definido e, sim, um conjunto de propriedades ou características que englobam propriedades sensoriais, valor nutritivo e multifuncional decorrentes dos componentes químicos, das propriedades mecânicas, bem como da ausência ou presença de defeitos do produto (CHITARRA; CHITARRA, 1990).

A detecção precoce de danos ou defeitos nos frutos é especialmente importante no processamento de produtos agrícolas, porque um número muito pequeno de frutas danificadas pode causar podridão, infecção por microorganismo e pode espalhar a infecção para o lote inteiro, causando grande prejuízo econômico, além de afetar o armazenamento adicional e venda. Atualmente a triagem manual dos frutos e vegetais tem as seguintes desvantagens (ARIVU; PRAKASH; SARMA, 2012):

- alta intensidade de trabalho;
- baixa produtividade;
- dificuldade de padronização na classificação;
- precisão da classificação instável;
- excesso de trabalho.

Uma das técnicas mais práticas e eficazes para a avaliação da qualidade não destrutiva e de utilização na classificação de produtos agrícolas é a técnica electro-óptico, que julga as propriedades ópticas do produto (CHEN, 1996).

A visão computacional tem sido utilizada para a inspeção de qualidade de frutos. Elas têm dois diferentes objetivos: avaliação da qualidade e constatação do defeito. Em recentes anos, técnicas de visão computacional e processamento de imagem têm sido cada vez mais úteis na indústria de frutas, especialmente para aplicações na inspeção de qualidade e forma de triagem. Pesquisas nessa área indicam a viabilidade para melhorar a qualidade do produto, libertando as pessoas da triagem tradicionalmente manual de materiais agrícolas (KHOJASTEHNASH; OMID; TABATABAEEFAR, 2010).

A visão computacional tem muitas funções potenciais para automatizar tarefas na agricultura. Ultimamente, diferentes características de cor, tamanho, forma e textura são consideradas como importantes funções na indústria alimentar. Cor e tamanho são a qualidade essencial da imagem natural e executam papel significativo na percepção visual (RAZAK et al., 2012). Esses elementos chaves ou centrais são os significados visuais ou descrições de produtos alimentícios em imagens (BALLARD; BROWN, 1982), que são conhecidos como recursos extraídos dessas imagens como indicadores de qualidades

alimentares. Capturados por um sistema de visão computacional, são armazenados, processados e apresentados sob a forma de matrizes (os elementos são chamados de *pixels* para fins de processamento de imagem), que permitem obter informações como características da imagem. De acordo com as diversas informações armazenadas em *pixels*, recursos de imagem obtidos podem ser classificados em quatro tipos, isto é, cor, tamanho, forma e textura (DU; SUN, 2004).

Muitos trabalhos têm sido desenvolvidos para seleção e classificação de frutos e vegetais por atributos em sistemas de visão computacional, tais como: banana e ameixa (KANDI, 2010; UKIRADE, 2014); tamarindo doce, por forma, tamanho e defeito (JARI-MOPAS; JAISIN, 2008); limão, baseado em cor e tamanho (KHOJASTEHNASH; OMID; TABATABAEFFAR, 2010); maçã pela cor (FENG; QIXIN, 2004; MIZUSHIMA; LU, 2013); maturação da laranja pela cor (SIRISATHITKUL; THUMPEN; PUANGTONG, 2011), morangos através de cor, tamanho e forma (LIMING; YANCHAO, 2010); azeitonas (RIQUELME et al., 2008); maçã, pelo tamanho (RAO; RENGANATHAN, 2002); tomate intacto, maduro, não maduro e jovem, por tamanho, cor, forma e textura (YAMAMOTO et al., 2014).

Especificamente com o fruto da manga temos: tamanho e cor (RAZAK et al., 2012); cor (VÉLEZ-RIVERA et al., 2014; MANGO, 2010; PAYNE et al., 2013; NAGLE et al., 2012; HAMMAD; KASSIM, 2013; KANG; EAST; TRUJILLO, 2008; KHAIRUN-NIZA-BEJO; KAMARUDIN, 2011; FUKUDA et al., 2014); altura, largura, volume, peso, calibre e cor (ATENCIO et al., 2009); tamanho, esfericidade, gravidade específica e cor (WANITCHANG et al., 2011); tamanho, forma, área de superfície e cor (YIMYAM et al., 2005); tamanho, forma e cor (SADEGAONKAR; WAGH, 2013); forma (PRIYA; BHUMESH; MONISHA, 2012); tamanho (comprimento, largura e espessura), área projetada, volume, e área de superfície (CHALIDABHONGSE; YIMYAM; SIRISOMBOON, 2006); cor e forma (SAAD et al., 2012); tamanho (KHOJE; BODHE, 2013); peso (ATENCIO; SÁNCHEZ, 2009); massa e forma (SPREER; MÜLLER, 2011); peso (TEOH; SYAIFUDIN, 2007); e volume (CHAROENPONG et al., 2004).

2.2 O sistema de visão humana

2.2.1 A luz

A afirmação justa a fazer sobre a natureza da luz é que nós realmente não “compreendemos”, mas temos uma teoria muito precisa para calcular e prever seu comportamento. Uma vez que a natureza da luz é, literalmente, além da nossa compreensão, a descrição mais fundamental da luz tem que se basear em dados experimentais – fenômenos que são

observáveis como, por exemplo (LEE, 2005):

- devido à sua natureza de onda, a luz tem diferentes frequências temporais. Isso implica que a luz é descrita como funções periódicas, pelo menos ao longo de um período de tempo muito curto. O espectro de um feixe de luz solar quando produzido por um prisma tem muitas cores diferentes, cada uma associada com uma frequência de luz diferente;
- luz carrega energia (nos sentimos calor da luz solar) e quando é absorvida, é sempre em quantidades discretas;
- luz (fótons) tem momento linear e, portanto, exerce força sobre a superfície que ilumina;
- luz de mesma frequência pode ter características diferentes (chamados de polarizações) que podem ser separadas por certos materiais chamados polarizadores.

A percepção visual de cenas depende da iluminação apropriada para visualizar objetos ou da própria luminosidade dos objetos. O sistema visual humano é limitado a uma porção muito estreita do espectro de radiação electromagnética, chamada de luz, que se comporta como uma partícula ou como uma onda (natureza dual da luz). Em alguns casos de fontes naturais, tais como a radiação solar, lunar, relâmpagos, ou bioluminescência, é fornecida luz suficiente para reconhecer os objetos. Nos primórdios da humanidade, essa fonte era praticamente restrita à luz do dia e uma das primeiras tentativas de se promover luz artificial foi através do fogo (JÄHNE; HAUSSECKER; GEISSLER, 1999).

A radiação eletromagnética consiste de ondas eletromagnéticas que conduzem energia e propagam-se através do espaço. Os campos elétricos e magnéticos são alternados com uma frequência temporal ν em ciclos por segundo (s^{-1} - hertz) e um comprimento de onda espacial λ em metros (m). A velocidade da luz c (ms^{-1}) de valor ($2,998 \times 10^8 \text{ ms}^{-1}$) está relacionada com a frequência e com o comprimento da onda, através da equação (JÄHNE; HAUSSECKER; GEISSLER, 1999) e (BASS et al., 2001):

$$c = \nu\lambda \quad (2.1)$$

A radiação pode ser tratada como um fluxo de partículas chamadas de fótons, em que frequência, comprimento de onda e energia (Q) estão relacionados pela equação de Planck, da seguinte forma:

$$Q = h\frac{c}{\lambda} \quad (2.2)$$

onde h é constante de Planck ($6,626076 \times 10^{-34}$ Js), conseqüentemente a energia diminui quando aumenta o comprimento de onda (SUN, 2011; KOPEIKA, 1998).

A radiometria quantifica a radiação eletromagnética e a fotometria relaciona quantidades radiométricas à sensação de brilho no olho humano. Enquanto a radiometria é a parte que trabalha a radiação em todos os comprimentos de onda, a fotometria trabalha com a parte visível, do espectro de onda ao olho humano.

A radiometria quantifica a radiação eletromagnética e a fotometria relaciona quantidades radiométricas à sensação de brilho no olho humano. Enquanto a radiometria é a parte que trabalha a radiação em todos os comprimentos de onda, a fotometria trabalha com a parte visível, do espectro de onda ao olho humano. As principais medidas radiométricas e fotométricas extraídas de Jähne, Haussecker e Geissler (1999), Bass et al. (2001), McCluney (2014), DiMarzio (2011) e Kopeika (1998) estão descritas na Tabela 2 e as características fotométricas de fluxo luminoso, intensidade luminosa, iluminância e luminância estão ilustradas na Figura 5.

Tabela 2 – Medidas radiométricas e suas equivalentes fotométricas

Radiométrica					
Quantidade	Símbolo	Unidade	Definição	Equação	
Energia Ra- diante	Q	Ws	Total de energia emitida por uma fonte ou recebida por um detector.	Q	
Fluxo Radi- ante	Φ	W	Total de potência emitida por uma fonte ou recebida por um detector.	$\frac{dQ}{dt}$	
Exitância Radiante	M	Wm^{-2}	Potência emitida por unidade de superfície de área.	$\frac{d\Phi}{dS}$	
Irradiância	E	Wm^{-2}	Potência recebida por unidade do elemento de superfície.	$\frac{d\Phi}{dS}$	
Intensidade Radiante	I	Wsr^{-2}	Potência saindo de um ponto sob a superfície dentro da unidade de um ângulo sólido.	$\frac{d\Phi}{d\Omega}$	
Radiância	L	$Wm^{-2}sr^{-1}$	Potência saindo de uma unidade da área da superfície projetada dentro da unidade de um ângulo sólido.	$\frac{d^2\Phi}{d\Omega dS \cos \theta}$	
Fotométrica					
Quantidade	Símbolo	Unidade	Definição	Equação	
Energia Lu- minosa	Q_v	$Lm s$	Total de energia luminosa emitida por uma fonte ou recebida por um detector.	$\Phi_v t$	

Fluxo Luminoso	Φ_v	$lm(\text{lúmen})$	Total de potência luminosa emitida por uma fonte ou recebida por um detector.	$683 \int_{\lambda} V(\lambda)P(\lambda)d\lambda$
Exitância Luminosa	M_v	lmm^{-2}	Potência luminosa emitida por unidade de superfície de área.	$\frac{\Phi_v}{S}$
Iluminância	E_v	$lmm^{-2} = lx(\text{lux})$	Potência luminosa recebida por unidade do elemento de superfície.	$\frac{\Phi_v}{S}$
Intensidade Luminosa	I_v	$lmsr^{-1} = cd(\text{candela})$	Potência luminosa saindo de um ponto sob a superfície dentro da unidade de um ângulo sólido.	$\frac{\Phi_v}{4\pi}$
Luminância	L_v	$lmm^{-1} sr^{-1} = cd m^{-2}$	Potência luminosa saindo de uma unidade da área da superfície, projetada dentro da unidade de um ângulo sólido.	$\frac{I_v}{S \cos \theta} = \frac{\rho E_v}{\pi}$

Jahne (2000)

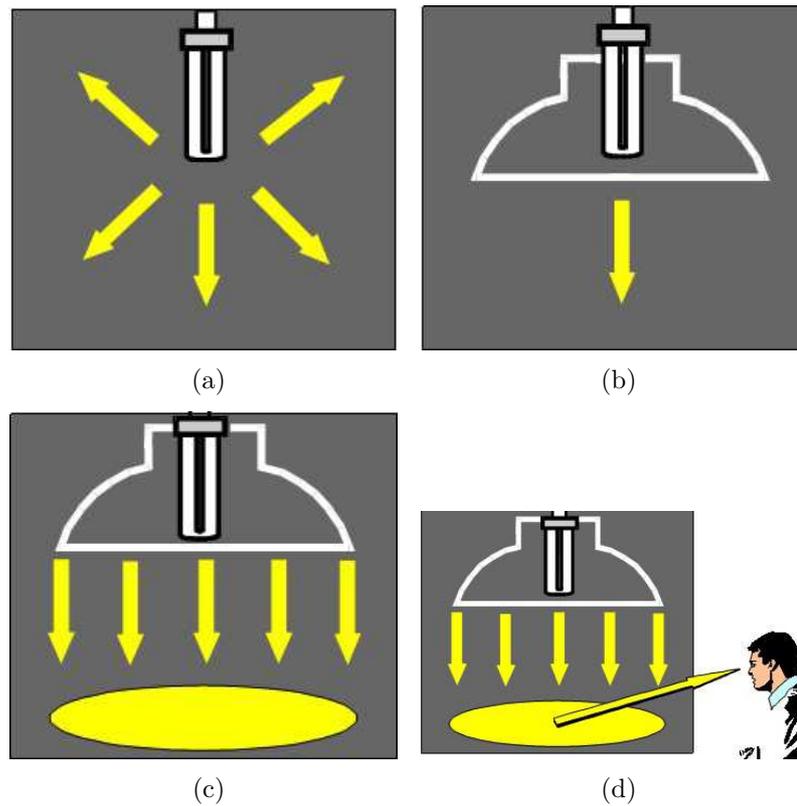


Figura 5 – Fluxo luminoso (a), intensidade luminosa (b), iluminância (c) e luminância (d). (COLOMBO, 1991)

Os objetos do mundo físico são usualmente classificados – segundo a sua emissão de luz – como emissivos ou radiantes (aqueles que emanam algum fluxo de energia própria)

ou como reflexivos ou irradiantes (aqueles que meramente refletem a luz emanada por outros corpos) (BALLARD; BROWN, 1982).

Os objetos interagem de maneira diferenciada espectralmente com a energia eletromagnética incidente, pois os objetos apresentam diferentes propriedades físico-químicas e biológicas. Essas diferentes interações é que possibilitam a distinção e o reconhecimento dos diversos objetos.

O fluxo de energia eletromagnética ao atingir um objeto (energia incidente) sofre interações com o material que o compõe, sendo parcialmente refletido, absorvido e transmitido pelo objeto, como se vê em:

$$\Phi_I = \Phi_R + \Phi_A + \Phi_T \quad (2.3)$$

onde Φ_I é o fluxo de energia incidente, Φ_R o fluxo de energia refletida, Φ_A o fluxo de energia absorvida e Φ_T o fluxo de energia transmitida.

A Figura 6 ilustra a interação do fluxo de energia incidente com a superfície de um objeto.

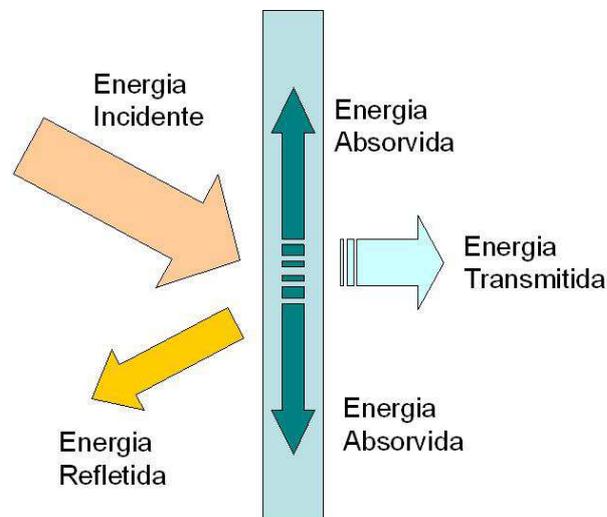


Figura 6 – Energia incidente, refletida, absorvida e transmitida.

Fonte: <http://chracustica.zip.net/arch2008-08-24_2008-08-30.html>

As características de reflectância dos objetos iluminados por uma fonte de luz são determinantes para a identificação e o reconhecimento desses objetos em um sistemas de visão computacional (JARIMOPAS; JAISIN, 2008; JALI; GOLNABI; JAFARI, 2009).

Assim:

$$\rho = \frac{\Phi_R}{\Phi_I}. \quad (2.4)$$

onde ρ é a reflectância.

A luz é uma radiação visível, capaz de produzir uma sensação visual que está compreendida em uma faixa de comprimentos de onda, limitados entre 380 e 780nm (nanômetros - é a milionésima parte do milímetro). O espectro de luz visível nesta faixa pode assumir diversas cores, desde o violeta até o vermelho.

2.2.2 O olho humano

O órgão *olho* é um componente vital do sistema visual humano como receptor da luz e de transdução a sinais neurais em suas vias de transmissão até o local de recepção e decodificação desses sinais, então transformados em “percepção” visual (ATENCIO et al., 2009).

O olho consiste principalmente de seis regiões: a córnea, humor aquoso, íris, lente (antigamente chamada de cristalino), humor vítreo e esclera. Outros domínios oculares incluem a retina e a coróide. O globo ocular é aproximadamente esférico com um raio de 12mm, em sua maior parte opaco, com exceção da região frontal, onde está a córnea, que é transparente. A região interna do globo ocular é preenchida por materiais transparentes: entre a córnea e a lente há um líquido, o humor aquoso; depois da lente, o globo ocular é preenchido pelo humor vítreo. Logo após a córnea, há uma pequena abertura por onde penetra a luz, a pupila, cujo diâmetro é variável (SURI, 2008; HELENE; HELENE, 2011).

Existem cerca de 100 milhões de sensores dispersos em torno da retina. A luz incide sobre esses sensores para estimular transmissões fotoquímicas, que resultam em impulsos nervosos que são recolhidos para formar o sinal transmitido pelo olho. Esses sensores são de dois tipos: em primeiro lugar, os bastonetes que são utilizados para a visão preta e branca; e em segundo lugar, os cones, estes são utilizados para a visão de cor. Há aproximadamente 10 milhões de cones e quase todos são encontrados dentro da fóvea. Os restantes dos 100 milhões são bastonetes que estão distribuídos ao redor da retina. A distância entre esses sensores é responsável pela acuidade visual que, na verdade, é expressa em termos de resoluções: espacial (nitidez) e brilho/cor (NIXON; NIXON; AGUADO, 2012; FAIRCHILD, 2013; BHATTACHARYA, 2009).

Existe apenas um tipo de bastonete, mas existem três tipos de cones. Eles são:

S– curto comprimento de onda: sensação de luz em direção à extremidade azul do espectro visual;

M– médio comprimento de onda: sensação de luz em torno do verde; e

L– de longo comprimento de onda: sensação de luz para a região do vermelho do espectro visual.

Os sinais provenientes dos cones podem ser combinados de maneira que representem cor (crominância) e brilho (luminância) (NIXON; NIXON; AGUADO, 2012).

A entrada da luz no globo ocular se dá pela córnea, um tecido transparente que cobre toda a íris do olho. A luz, então, passa pela pupila e atinge o cristalino, que atua como uma lente de focalização, fazendo todos os raios convergirem em um ponto chamado retina. É na retina que os estímulos de luz são convertidos em impulsos eletroquímicos, que serão transmitidos ao cérebro pelo nervo ótico. No cérebro, o córtex visual recebe os impulsos dos dois olhos, faz o processamento e completa a sensação visual. A informação enviada pelos dois olhos, processada simultaneamente, nos dá a percepção de profundidade (ROSENFELD; LOGAN; EDWARDS, 2009; BICAS, 1997; FAIRCHILD, 2013; BHATTACHARYA, 2009; DAVIDOFF; JAIMES; ESPINOSA, 1989).

A Figura 7(a) ilustra os componentes do órgão *olho* e a Figura 7(b) identifica a localização dos fotossensores bastonetes e cones.

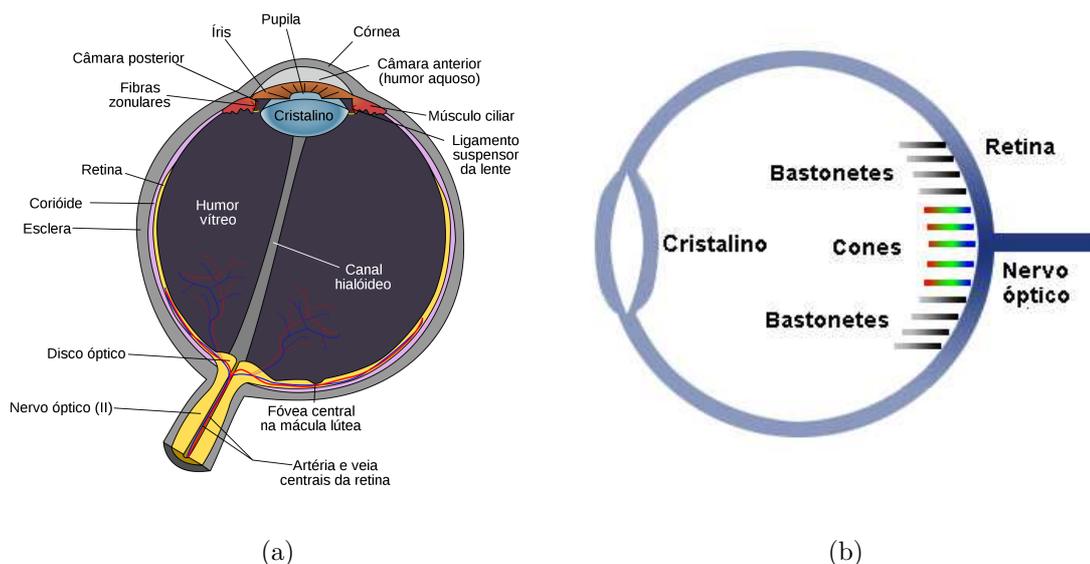


Figura 7 – Olho humano: principais componentes (a) e fotossensores do olho humano (b) adaptado de (SURI, 2008)

2.2.3 A cor

Os seres humanos interpretam certos comprimentos de onda de radiação eletromagnética como luz visível (Figura 8). Abaixo de 380nm estão os raios ultravioleta e acima de 780nm a radiação infravermelha. Luz refletida, transmitida ou emitida a partir de um objeto e viajando através do nosso sistema visual causa a sensação de cor. Além disso, a luz que ilumina o objeto pode ser interpretada como certa cor, dependendo da sua distribuição de energia espectral.

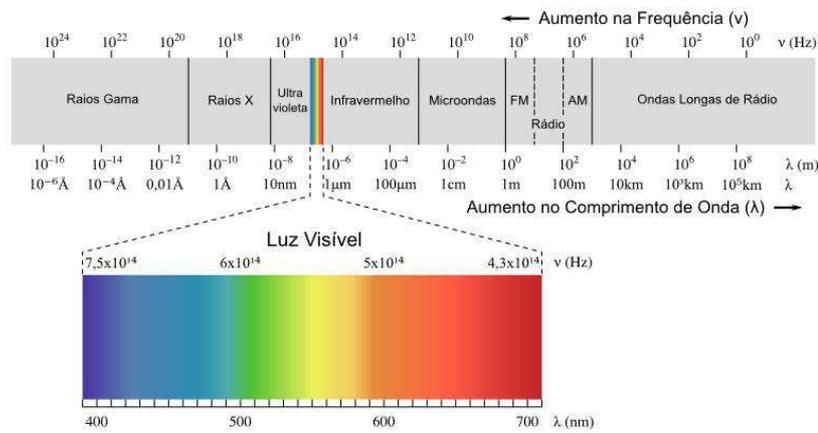


Figura 8 – Comprimento de ondas.

Fonte: <<http://www.infoescola.com/fisica/espectro-eletromagnetico/>>

A Figura 9 especifica o espectro visível em detalhes.

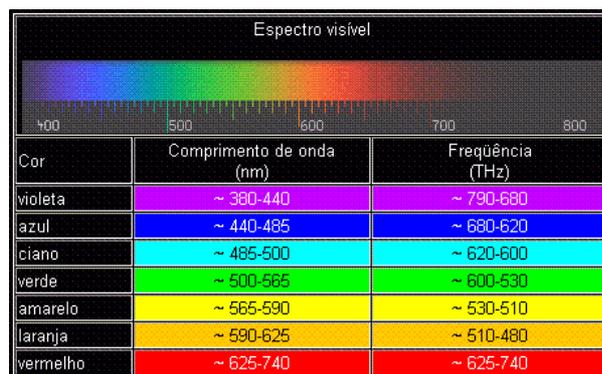


Figura 9 – Relação entre cor, comprimento de onda e frequência.

Fonte: <<http://fisicomaluco.com/wordpress/2009/02/25/por-que-o-branco-e-a-soma-de-todas-as-cores-e-quando-misturamos-todas-as-tintas-o-resultado-e-negro/>>

A percepção da cor é o resultado da interação entre o estímulo físico, os receptores no olho humano sentem o estímulo, o sistema neural e o cérebro são responsáveis por

comunicar e interpretar os sinais detectados pelo olho. Isso envolve claramente vários fenômenos: físico, neural, e os cognitivos, que devem ser entendidos de modo a compreender a visão de cores completamente (SHARMA; BALA, 2014).

Ao longo da história tem havido abordagens diferentes para um melhor entendimento da cor e da visão de cores, dependendo do fenômeno que se queira explicar. Isaac Newton analisou o espectro e realizou extensos estudos de fenômenos de cor como expressões de processos físico-ópticos. A teoria de três cores de Young-Helmholtz e a teoria de cores oponentes de Ewald Hering vislumbram diferentes aspectos da percepção de cores. Com a ajuda de James C. Maxwell, que investigou o trivariância de combinações de cores, a teoria de três cores, eventualmente, tornou-se reduzida a uma teoria de três receptores. A teoria de três receptores tornou-se mais bem-sucedida fornecendo uma base teórica para o sistema da *Comission Internationale de l'Eclairage* – CIE XYZ e uma tecnologia avançada de cores (HURVICH; JAMESON, 1949; GULRAJANI, 2010; YOUNG, 1967; PARRAMAN, 2010).

O sistema de cores CIE XYZ, é conhecido pelo seu esquema de cromaticidade apresentado na Figura 10.

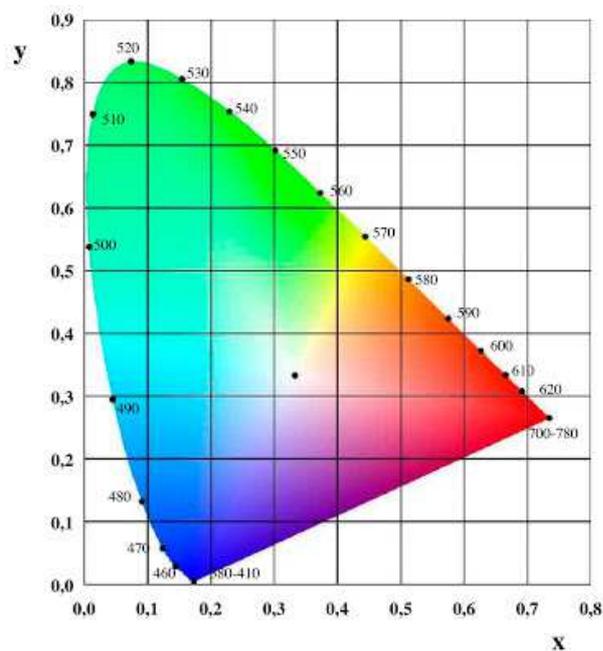


Figura 10 – Diagrama de cromaticidade.

Fonte: <<http://www.ebah.com.br/content/ABAAAgQQAL/74169-televisao-sistemas-video-01?part=2>>

No sistema, X , Y e Z representam cada um dos valores absolutos da mistura de cores das três primárias necessárias para a equiparação com cada uma das cores espectrais.

Os valores de x , y e z representam as coordenadas de cromaticidade e são obtidos pelas fórmulas:

$$x = \frac{X}{X + Y + Z}, \quad y = \frac{Y}{X + Y + Z} \quad \text{e} \quad z = \frac{Z}{X + Y + Z}. \quad (2.5)$$

Na representação gráfica do diagrama da Figura 10, as informações são representadas em x , y e Y . As coordenadas x e y são os coeficientes correspondentes às quantidades relativas de dois das três cores primárias e a da terceira, z , é obtida por diferença, uma vez que $x + y + z = 1$, ou seja, $z = 1 - x - y$. Essas três coordenadas correspondem às proporções de cada uma das três cores primárias para constituir cada cor espectral. Desta forma, as cores têm informações nas três dimensões, enquanto o branco e o preto estão apenas no eixo Y , que representa o nível de luminância (KAISER; BOYNTON, 1996).

Os cones são responsáveis pela visão de cores. Os três tipos de cones são designados por S, M, e L, os quais são sensíveis aos comprimentos de onda, curto, médio e longo, respectivamente. De acordo com um conjunto fixo de condições de observação, a resposta a esses cones pode ser modelada com precisão por um sistema linear definido pelas sensibilidades espectrais dos cones. Se a distribuição espectral da luz incidente sobre a retina é dado por $f(\lambda)$, onde λ representa comprimento de onda (estamos ignorando quaisquer variações espaciais na luz neste momento), as respostas dos três cones podem ser modeladas como um vetor com três componentes, representados por:

$$C_i = \int_{\lambda_{\max}}^{\lambda_{\min}} S_i f(\lambda) d\lambda \quad i = 1, 2 \text{ e } 3 \quad (2.6)$$

onde $S_i(\lambda)$ indica a sensibilidade do i -ésimo cone, e λ_{\max} , λ_{\min} denotam o intervalo de comprimentos de onda fora do qual todas as sensibilidades são zero. Como indicado anteriormente, no ar ou vácuo, esta região visível do espectro electromagnético é especificada pela região de comprimento de onda entre 380nm e 780nm. Assim, o mecanismo de resposta de cones corresponde a uma projeção do espectro para o espaço gerado por três funções de sensibilidade. Este espaço é chamado de subespaço visual humano (SHARMA; BALA, 2014).

Cada cone é sensível à luz em um determinado comprimento de onda e as zonas de sensibilidade dos três tipos de cones estão sobrepostas nas Figuras 11(a) e 11(b), onde são representadas as curvas de sensibilidade para cada um dos tipos de cones.

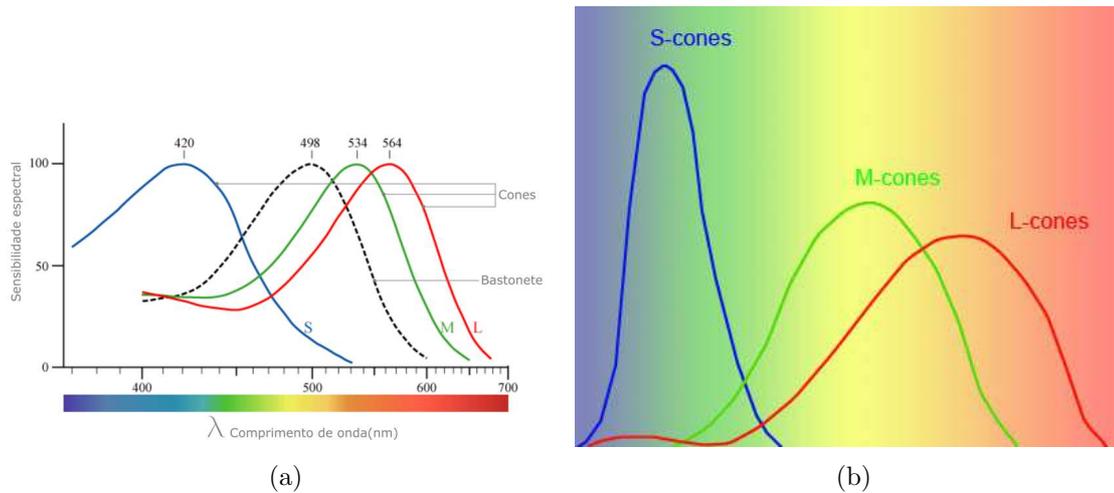


Figura 11 – Comprimento de ondas dos cones (a) e zonas de sensibilidade dos cones (b).

Fontes: (a) <http://corisectelmo.blogspot.com.br/2010_11_01_archive.html>
 (b) <<http://armazemdotelescopio.com.br/loja/index.php/artigos/21-conteudo-astronomia-iniciantes/225-como-ver-cores-em-nebulosas-e-outros-objetos>>

Os três sensores têm sensibilidades de pico na frequência de luz de 580 nm para o vermelho, 540nm para o verde, e 450nm para o azul. A luz, em qualquer comprimento de onda no espectro visível de 380nm a 780nm vai excitar uma ou mais desses três tipos de sensores. Nossa percepção de qual cor nós estamos vendo é determinada pela combinação de sensores que estão excitado e o quanto estão. No entanto, a intensidade da luz observada de um determinado objeto depende de ambos, intensidade e distribuição espectral da luz que ilumina, e da distribuição espectral da reflexibilidade do objeto (MENDOZA; DEJMEK; AGUILERA, 2006). A sensação de cor pode ser especificada com base nas respostas dos cones e é a base de toda a colorimetria.

A CIE padronizou curvas de ponderação da distribuição de energia espectral (DEP) para calcular os três valores XYZ (triestímulo) e descrever uma cor. Outros espaços ou sistemas de cores foram concebidos como padrões para facilitar a especificação de cores em determinadas aplicações (impressão, computação gráfica, percepção, etc.) (FEITOSA-SANTANA et al., 2006).

Exemplos de sistemas: RGB, CMY, CMYK, HSB ou HSV, HSL.

Os três componentes vermelho (R), verde (G) e azul (B) geram um espaço de cores conhecido como o espaço RGB. Essas definições são usadas em sistemas de visualização, tais como câmeras fotográficas, tubos de raios catódicos (CRT), telas de cristal líquido (LCD), variação do cristal líquido TFT (*Thin-film transistor*) e plasma. No entanto, como se derivada das curvas espectrais, não existe um único vermelho, verde ou

azul. Claramente, a soma das três cores primárias não permite produzir todas as cores, no sentido que a combinação linear dos três impulsos não pode gerar todas as possíveis distribuições espectrais.

Se em vez da luz são usados pigmentos, e se a estes são atribuídas cores primárias, se elas absorvem uma única cor primária aditiva, assim, as cores primárias subtrativas são ciano (o pigmento absorve o vermelho), magenta (absorve verde) e amarelo (absorve o azul), e suas misturas produzem como cores secundárias subtrativos ao vermelho, verde e amarelo. A mistura das três cores primárias subtrativas produz preto. As três componentes ciano (C), magenta (M) e amarelo (Y) geram o espaço de cor CMY. Esse espaço, na prática, é complementado pelo canal preto (K), para reduzir a utilização de corantes para produzir a cor preta, e para compensar o fato de a produção de cores primárias perfeitas não ser realizável e, por conseguinte, sua mistura não produz o preto ideal. CMYK é o nome que é designado para esse espaço de cores, utilizado na indústria de impressão (CHENG et al., 2001).

Particularmente para caracterizar os atributos perceptuais da cor, pelo sistema visual humano, são atribuídas três características (KUEHNI, 2012):

1. matiz: (em inglês *hue*) relacionado com a frequência dominante do espectro de luz incidente ou o comprimento de onda dominante numa mistura de várias ondas de luz;
2. saturação: relacionada com a pureza da frequência dominante ou a quantidade de luz branca misturada com o matiz;
3. brilho: descritor subjetivo, corresponde à noção de acromática da intensidade da luz.

O matiz e a saturação, quando tomados juntos, são chamados de crominância e, portanto, uma cor pode ser caracterizada pelo seu brilho e crominância.

O cubo de cor RGB fica dentro do espaço de cor CIE XYZ e os modelos HSV e HSL estão dentro do cubo RGB.

Modelos voltados para o *hardware*: não intuitivos – não se referem a conceitos de matiz, saturação e brilho (BASS et al., 2001) são:

- RGB, usado com monitores CRT cor;
- CMY (ciano, magenta e amarelo) impressão a cores;

- CMYK (ciano, magenta, amarelo e preto) impressão a cores;
- YIQ, sistema de cores em transmissão de TV.

Modelos voltados para o usuário (percepção humana) (BASS et al., 2001) são:

- HSV (matiz, saturação e valor), também chamado HSB;
- HSL (matiz, saturação e luminosidade);
- o sistema de Munsell;
- Lab CIE.

Mendoza, Dejmek e Aguilera (2006) utilizam os sistemas de cores RGB e HSV para estudar superfícies curvas de bananas e pimentões vermelhos, Wu e Sun (2013) ressaltam as características advindas das câmeras que registram RGB e a proximidade do HSV com a percepção humana das cores.

Arivazhagan et al. (2010) utilizam HSV em 15 tipos de frutas para obter atributos perceptivos de cor em que um canal contém a informação de luminância e os outros dois contêm informação de crominância. A representação HSV é frequentemente escolhida pelas suas propriedades invariantes. O matiz (tonalidade) é invariante sob a orientação de um objeto com respeito à direção de iluminação e de câmara e, portanto, mais adequado para a recuperação do mesmo.

Algumas técnicas, baseadas em cor para inspeção de frutos de características extraídas, são em vermelho, verde e azul (RGB), ou matiz, saturação e volume (HSV) de imagens, acompanhados de outros recursos, por exemplo, tamanho e textura (LI; CAO; GUO, 2009) e (HAIDAR; DONG; MAVRIDIS, 2012).

A maioria das câmeras capturam e representam as imagens com valores de vermelho, verde e azul e convertendo RGB para outros espaços de cor, como HSV, para analisar a maturidade dos frutos, em que as cores vermelha e verde são essenciais. Desse modo desprezam a cor azul, induzindo a utilização dessa cor como fundo (HAIDAR; DONG; MAVRIDIS, 2012).

Ukirade (2014) aplicou o sistema de cor HSV para melhorar imagens de tomates em análise de maturidade, ROUKHE et al. (2013) abordam o uso do sistema HSV, para frutos em cachos, por considerar o melhor espaço de cor para quantificação de data de validação do fruto e maturidade. Além disso, nessa abordagem apresenta as vantagens de estar insensível à rotação, dimensionamento e translação. Para Zheng, Sun e Zheng

(2006) e Manjunath et al. (2001), o espaço de cor HSV é desenvolvido para fornecer uma representação intuitiva da cor e para aproximar a forma em que os seres humanos percebem e manipulam a cor. RGB para o HSV é uma transformação não linear, mas reversível.

Ong e Punzalan (2014) compararam RGB e HSV quanto à efetividade em extração de características de cor. Mostraram que é mais fácil observar e classificar cores em *cluster* no modelo de cores HSV do que no modelo de cores RGB. E existe uma correlação direta entre o nível de concentração e cores digitais em ambos os modelos, variando os níveis de concentração de soluções de corantes verdes.

Priya, Bhumesh e Monisha (2012) e Khairunniza-Bejo e Kamarudin (2011) utilizaram o modelo HSV para classificação de mangas pela propriedade de invariância à iluminação.

2.2.4 A formação da imagem

O sistema visual humano é um mecanismo neurobiológico, natural, de interface com o ambiente que através dos olhos possibilita uma estrutura de recepção da luz refletida ou emanada pelo objeto e transformada em sinais elétricos que são enviados ao cérebro através do nervo ótico e lá são interpretados como imagens. A interpretação das imagens no cérebro compõe o sentido da visão.

No olho de forma reduzida, os raios que passam através do ponto nodal (N) são, não refratados, e passam direto para a retina (Figura 12). A imagem na retina (ab) é formada do objeto AB, sendo invertida e reduzida. Esta imagem é psicologicamente re-invertida no córtex cerebral. O verdadeiro tamanho da imagem é também estimado no córtex cerebral (BHATTACHARYA, 2009).

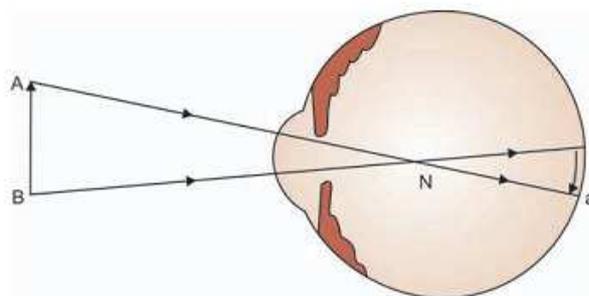


Figura 12 – Formação da imagem na retina.

Da modelagem matemática do mundo físico é sabido que a luz refletida de um ponto de uma superfície pode ser descrita como uma função da luz nele incidente e da

reflectância desse ponto. Pretende-se agora estabelecer como tal função compõe o que vem a ser uma imagem.

Uma imagem pode ser definida como uma função de intensidade luminosa $f(x, y)$ em que o valor ou amplitude de f definido sobre um ponto genérico de coordenadas espaciais (x, y) dá a intensidade (brilho) da imagem naquele ponto.

A função imagem é caracterizada por dois componentes: a quantidade de luz incide na cena observada, também chamada iluminância, e a quantidade de luz refletida pelos objetos presentes na cena, também chamada reflectância; assim a função $f(x, y)$ pode ser representada por (GONZALEZ; WOODS, 2000; PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

$$f(x, y) = E_V \rho(x, y) \quad (2.7)$$

para $0 < f(x, y) < \infty$, $0 < E_V(x, y)$ e $0 < \rho(x, y) < 1$, onde $E_V(x, y)$ é a luminância no ponto de coordenadas (x, y) e $\rho(x, y)$ é a reflectância no ponto de coordenadas (x, y) .

A integração de quatro fatores: iluminação, ponto de visão, reflectância da superfície e orientação da superfície é a responsável pela formação da imagem. A reflectância da superfície de um objeto é determinada pelas características da superfície, como a textura e a cor do material e a iluminância pela fonte de luz.

2.3 Imagens digitais

Um caso particular da função imagem é a função imagem digital. Nesta, os argumentos e o valor da função são sempre inteiros. Para realizar o processo de formação da imagem digital a partir da imagem contínua, utiliza-se a ferramenta matemática da função delta Ballard e Brown (1982, p. 17-22). Tal função aplicada sobre um ponto p pode ser definida como:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \delta(p) dp = 1, \quad (2.8)$$

onde:

$$\delta(p) = \begin{cases} 0, & \text{quando } p \neq 0 \\ \infty, & \text{quando } p = 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

Com a aplicação desta ferramenta matemática nas dimensões usuais, ou seja, a multiplicação da imagem bidimensional pela função $\delta(x)$ também bidimensional, pode-se obter um conjunto de amostras dessas imagens, gerando uma imagem discreta. Destaque-se que neste caso $p \in Z^2$.

A modelagem do mundo físico através da imagem discreta, como proposto, possibilita uma forma finita de representação de grandezas contínuas. Contudo, devido ao processo de digitalização, diversos problemas são introduzidos no universo do mapeamento mundo-imagem, tais como amostragem, quantização, conceito de distância entre pontos, etc.

2.3.1 Amostragem e quantização

A imagem discreta ou digital é uma aproximação da imagem contínua e podemos expressar da seguinte forma:

$$f(x, y) \approx \begin{bmatrix} f(0, 0) & f(0, 1) & \dots & f(0, N - 1) \\ f(1, 0) & f(1, 1) & \dots & f(1, N - 1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M - 1, 0) & f(M - 1, 1) & \dots & f(M - 1, N - 1) \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Onde $f(x, y)$ é aproximada por amostras de igual espaçamento, na forma de uma matriz $M \times N$, em que cada elemento é uma quantidade discreta.

Dessa forma, estabelecem-se dois conceitos da imagem digital: amostragem que é a discretização do domínio da imagem (usualmente das coordenadas espaciais da imagem), e quantização, que é a digitalização das amplitudes (ou imagens) da função imagem (NALWA, 1993).

A amostragem da imagem envolve dois pontos de destaque: o intervalo espacial de amostragem e o padrão espacial dos pontos de amostragem. No primeiro tópico, usualmente o problema pode ser reduzido a uma curva de resolução da imagem versus custo computacional. Evidentemente, buscam-se utilizar imagens que preservem a fidelidade da visão humana, com a menor resolução espacial possível. Claramente, intervalos de amostragem excessivamente grandes comprometerão o resultado final da imagem observada, levando ao problema computacional da subamostragem da imagem contínua, fazendo com que uma superfície suave, tipicamente, apareça “dentada”.

De forma a adotar um critério para o problema da amostragem, faz-se uso do teorema da amostragem de Shannon (SHANNON, 2001) que, em sua essência, define como deve ser uma amostragem mínima para garantir a representatividade da imagem, ou seja, um sinal no domínio de banda $[-B, B]$ do espaço de frequências, sendo B um número real e F_a a frequência de amostragem, a qual está relacionada com o intervalo de

amostragem Δx na direção de x , dada por:

$$F_a = \frac{1}{\Delta x}. \quad (2.11)$$

O teorema estabelece que o sinal pode ser totalmente reconstruído a partir de um conjunto de amostras, se

$$\Delta x \leq \frac{1}{2B} \quad (2.12)$$

ou ainda, se

$$F_a \geq 2B. \quad (2.13)$$

O limite $1/(2B)$ é conhecido como limite de Nyquist.

O padrão espacial dos pontos de amostragem no plano da imagem são representadas por pontos, pode-se definir como a menor unidade de particionamento da imagem: o *pixel* (composição de *picture element*). Em relação à forma do *pixel*, define-se um padrão espacial no qual o plano da imagem é estabelecido. Tal padrão define um conjunto finito de células sobre as quais o nível de cor é constante. Embora o formato mais comum do gradeamento seja o retangular, outros padrões podem ser assumidos, tais como o triangular ou o hexagonal.

A quantização envolve a problemática de com quantos níveis de intensidade uma dada imagem será mapeada. Novamente, a discretização impõe um compromisso entre a eficiência computacional dos sistemas e a visualização das imagens. Particularmente no domínio dos trabalhos com cores, uma baixa quantização implica a perda de informações importantes do mundo físico.

A representação em níveis de cinza permite constituir um conjunto de 2^I tons de cinza, onde I é um número inteiro positivo, geralmente de valor oito, permitindo 256 níveis. Quanto maior o número I mais nuances de cinza o sistema será capaz de captar. A Figura 13 expressa matricialmente a imagem em tons de cinza (MAHENDRAN, 2012).

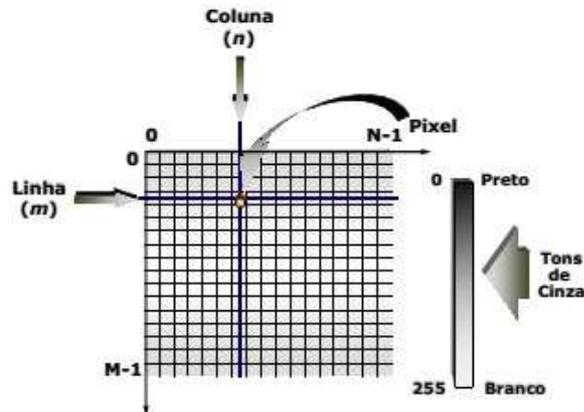


Figura 13 – Representação da imagem digital em níveis de cinza.

Em uma imagem discreta com $M \times N$ *pixels*, onde M é a largura e N é o comprimento da representação matricial e cada pixel pode representar 2^I tons de cinza, temos:

$$b = N \times M \times 2^I \quad (2.14)$$

sendo b é o número de *bits* necessários para armazenar esta imagem no formato digital.

A aquisição dessas imagens monocromáticas é feita de forma mais simples, já que não é necessário considerar os diferentes comprimentos de onda. Também, diversos sistemas de visão computacional não necessitam das informações de cores para funcionarem adequadamente. Entretanto, quando a cor é uma característica importante, o modelo monocromático não é mais adequado. Então é necessário utilizar modelo em que são considerados diversos comprimentos de onda, nesse caso, será um conjunto de vetores tridimensionais pertencentes ao espaço de cores RGB. Com isto, a quantidade de bits necessária para armazenar a imagem discreta resultará da equação:

$$b = 3 \times N \times M \times 2^I \quad (2.15)$$

onde b é o tamanho da imagem em *bits*, M é a largura, N é o comprimento e cada componente do espaço de cores pode representar 2^I tons de cores.

2.3.2 Histograma

O traçado do número de vezes em que se repete um dos níveis de cinza, de uma imagem monocromática, ou dos níveis de cores, do modelo RGB, em imagens coloridas, chama-se histograma e traz informações para uma análise estatística do comportamento da distribuição da quantização da imagem. O histograma de cor pode ser construído para

qualquer tipo de espaço de cor, embora o termo seja mais frequentemente usado para espaços tridimensionais, como RGB ou HSV (MAHENDRAN, 2012).

Os histogramas são elementos fundamentais no processo de limiarização de imagens em segmentação para caracterizar regiões. Picos nos histogramas indicam regiões com pixels com características similares. O histograma, Figura 14, apresenta a vantagem de ser invariante à translação e à rotação dos elementos em relação ao eixo perpendicular à imagem. Também, o histograma sofre pouca alteração quando rotacionado em relação aos outros eixos, quando os elementos estão parcialmente ocultos ou quando a distância entre a câmera e os elementos é variável (SWAIN; BALLARD, 1991).

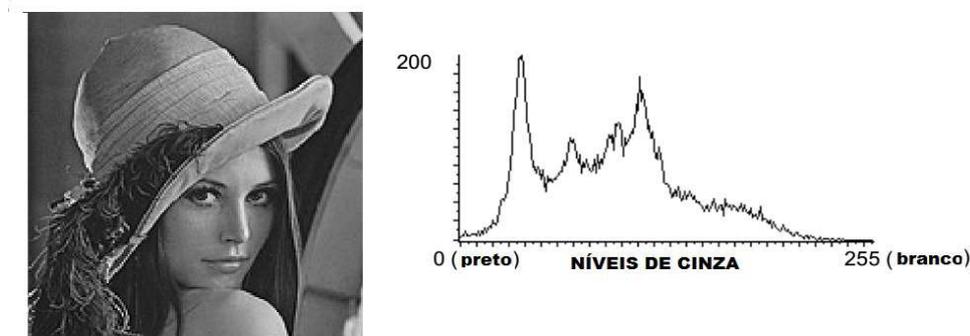


Figura 14 – Histograma em escala de cinza.

2.3.3 Entropia de uma imagem

A entropia ou incerteza mede a quantidade de informação transferida e quanto maior for o valor da entropia mais informação estará associada. O princípio fundamental da teoria da informação estabelece que a geração pode ser modelada como um processo aleatório, assim, uma imagem é resultante desse tipo de processo (SHANNON, 2001).

A imagem tem a probabilidade π de um pixel assumir um valor de intensidade i , $i = 0, 1, \dots, L_{\max}$, a distribuição dos níveis de intensidade pode ser transformada em uma função densidade de probabilidade, visualizada por um histograma normalizado, da seguinte forma:

$$p_i = \frac{n_i}{n}, \quad (2.16)$$

onde n_i o número de *pixels* de intensidade i , n é o número total de *pixels* na imagem e o $\sum_{i=0}^{L_{\max}} p_i = 1$.

A entropia H é calculada como:

$$H = - \sum_{i=0}^{L_{\max}} p_i \log(p_i) \quad (2.17)$$

A entropia de uma imagem é uma medida positiva e, quando a base do logaritmo for dois, a unidade resultante é dada em bits. Quando todos os *pixels* têm a mesma intensidade, a entropia é zero e é máxima quando tem a mesma quantidade de *pixels* para todas as intensidades (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

2.3.4 Imagem em movimento

A imagem em movimento é representada pela inclusão de uma terceira componente na representação digital, o tempo, então cada matriz de *pixels* ou quadro é construída em determinado tempo t . A percepção humana visualiza uma razão de 16 quadros por segundo de forma contínua. Portanto, o nosso sistema de visão enxerga um contínuo temporal de imagens bidimensionais projetadas na retina. Aplicando os mesmos princípios de amostragem, temos que discretizar o tempo para termos um número finito de imagens em um determinado período (POYNTON, 1996).

A imagem, além da resolução espacial (tamanho do quadro) e da resolução fotométrica (profundidade de cor – bits de representação de cor) apresenta a resolução temporal (frequência de quadros por segundo) para expressar vídeos em formato digital.

A necessidade de compressão em vídeos é devido ao tamanho da representação digital que alcança valores altos para armazenamento. Existem vários formatos, porém o AVI (*Audio Video Interleave*) e o MPEG (*Moving Picture Experts Group*) são os mais utilizados (WATKINSON, 2001). Uma esquematização da representação é apresentada na Figura 15.

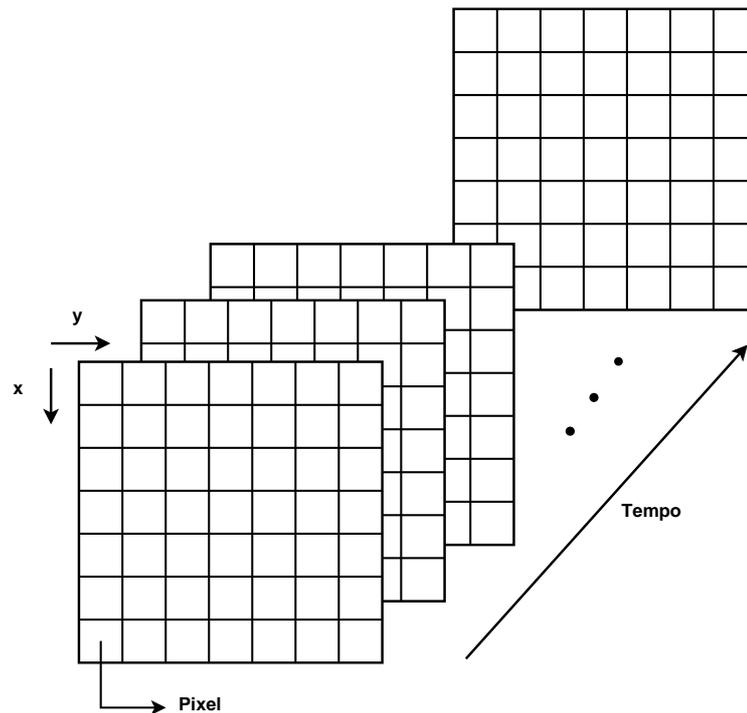


Figura 15 – Representação da imagem digital em resolução temporal.

2.4 Componentes de um sistema de visão computacional

2.4.1 Aquisição da imagem e pré-processamento da imagem no domínio do espaço

As câmeras digitais e de vídeo são ferramentas poderosas para aquisição de imagem e de cor. No entanto, existem alguns problemas que são importantes a considerar como reprodução e medida da cor. A maioria das câmeras fotográficas digitais de cor utilizadas para aplicações técnicas, emprega uma única matriz de elementos sensíveis à luz em um *Chip* CCD, com uma matriz de filtro que permite ver alguns elementos vermelho (R), alguns verde (G) e algum corante azul (B), cuja relativa intensidade pode ser ajustada manualmente ou automaticamente por um função chamada “equilíbrio de brancos”. Tais câmeras dedicam metade dos elementos a sensibilidade verde e um quarto para cada um dos elementos vermelho e azul, simulando a visão humana que é mais sensível a parte verde do espectro. Assim, uma imagem digital a cores é representado no modelo RGB com três componentes por *pixel*, no intervalo 0-255, e convencionalmente armazenados usando oito *bits* por componente de cor. Essas três imagens de intensidade (R, G e B) são, portanto, combinadas eletronicamente para produzir uma imagem digital em cor (RUSS, 2010) .

A iluminação é um elemento fundamental na aquisição da imagem e na formação do espectro de ondas refletidas pela cena, e a definição do tipo de lâmpada a ser utilizada é determinante. A composição espectral da luz incidente depende principalmente das fontes de iluminação e não pode ser facilmente ajustada. Tubos de iluminação fluorescente são usados principalmente para aquisição de imagem na parte visível do espectro. As lâmpadas fluorescentes, com controlador, foram utilizadas para dar a iluminação mais uniforme e estável. Portanto, as luzes fluorescentes são recomendadas para iluminação contínua em sistemas de visão computacional (SUN, 2011).

Suas únicas desvantagens são uma tendência para a cintilação e intensidade global, por fornecer luz difusa, o nível de luz será insuficiente se alguém estiver usando uma câmera de estado sólido e a parte que estiver sendo observada for muito pequena, ou a abertura da lente é pequena. As lâmpadas fluorescentes são úteis para as grandes áreas de iluminação (ZEUCH, 2000).

O Pré-processamento é uma etapa importante da visão computacional, uma vez que visa melhorar a imagem adquirida como um meio para facilitar a fase de segmentação por meio da remoção de distorções e ruídos sem a adição de mais informações para o conteúdo da imagem. Pré-processamento envolve técnicas para realçar contrastes, eliminar o ruído e isolar as regiões de interesse e pode ser realizado manualmente ou automaticamente, dependendo de cada sistema (GOMES; LETA, 2012).

A alteração do Histograma é uma das mais usadas ferramentas neste estágio, uma vez que o histograma permite um gráfico para visualizar a distribuição de matizes dos pixels da imagem, o que torna possível observar e modificar as características de contraste e os níveis de iluminação da imagem.

2.4.2 Segmentação

Segmentar consiste, na realidade, em dividir a imagem em diferentes regiões que serão posteriormente analisadas em busca de informações. Cada *pixel* de uma imagem pode estar em uma de duas regiões, ou pertencente ao objeto de interesse ou ao fundo da imagem. A imagem obtida neste caso é composta por apenas duas regiões, fundo e objeto. A remoção do fundo através de um método de subtração é uma das segmentações de imagem que são mais utilizadas. Nesse caso é subtraído a imagem de fundo a partir da imagem original e em condições de limite, tal como explicado na equação abaixo (LI;

WANG; GU, 2002).

$$g(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{se } |f(x, y) - b(x, y)| \leq T \\ f(x, y), & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (2.18)$$

Aqui, $g(x, y)$ é a imagem sem fundo, $f(x, y)$ é a imagem original, $b(x, y)$ é a imagem de fundo e T é o limiar. A técnica de segmentação permite particionamento da imagem em regiões homogêneas, que podem ter determinados atributos comuns, tais como: níveis de cinza, valores médios, formas e texturas (FILHO; VITORELLO; BINS, 1997).

Egmont-Petersen, Ridder e Handels (2002) demonstraram que a segmentação de imagens e detecção de objeto pode ser realizada por uma abordagem baseada em *pixel* ou baseada em característica. A abordagem baseada em *pixels* fornece o classificador com valores de todas as informações pertinentes. Uma abordagem baseada em característica necessariamente comprime as informações de uma vizinhança em um vetor de características salientes.

Zheng, Sun e Zheng (2006) afirmam que as técnicas de segmentação de imagem desenvolvidas para avaliação da qualidade dos alimentos poderiam ser divididas em quatro abordagens filosóficas diferentes: baseadas em região, à base de limiar, de gradiente e segmentação baseada em classificação. Eles ainda acrescentam que a maioria dos aplicativos usam limiarização e métodos baseados em região.

2.4.3 Descritores

Os descritores ou parâmetros de interesse na imagem são características extraídas da segmentação da imagem que nos permitem categorizar ou classificar um determinado objeto. As propriedades desejáveis de um descritor são (Serrano et al. (2003)):

- mecanismo preciso para o cálculo ou obtenção do descritor;
- velocidade: tempo de obtenção;
- independência: quando obtiver mais de um, não devem estar correlacionados;
- confiabilidade: objetos de uma mesma classe devem ter valores próximos;
- capacidade discriminante: tem valores claramente diferenciados para classes distintas.

A maturação, tamanho, peso, forma, cor, presença de manchas e doenças, presença ou ausência de haste na fruta, presença de sementes e o seu conteúdo de açúcar são

algumas das características que um processo de inspeção por imagem precisa descrever para caracterizar uma classe de frutas ou vegetais. Para tanto, medidas que expressem esses recursos precisam ser parametrizadas na forma de descritores (CUBERO et al., 2011).

Descritores, como volume, peso e forma expressam o que chamamos de calibre, o qual define o processo de embalagem, e intensidade de cor são instrumentos utilizados em uma grande quantidade de trabalhos de visão computacional para representar características de interesse em classificar frutas e vegetais, tais como, Buzera et al. (2008), Ganiron-Jr (2014), Sivakumar, Jiang e Yahia (2011), Schulze et al. (2012). Estimativa do tamanho da fruta é útil no planejamento operacional de embalagem, transporte e comercialização (KHOJASTEHNASH; OMID; TABATABAEEFAR, 2010).

A forma da fruta manga não é uma simples esfera ou ovóide (ao contrário, há exemplo da fruta laranja), de tal modo que a projeção 2D da imagem do fruto pode tomar várias formas, e a cor da pele da fruta pode variar. Assim, a tarefa de reconhecimento da manga por imagem é um pouco mais difícil do que a de, por exemplo, o reconhecimento de laranjas maduras (PAYNE et al., 2013).

O número de *pixels* é um descritor que é utilizado para descrever calibre, como expresso nos trabalhos de Teoh e Syaifudin (2007), Jarimopas e Jaisin (2008), (AL-OHALI, 2011) e Seng e Mirisae (2009).

2.4.4 Classificação

Classificar objetos de interesse dentre um número finito de categorias ou classes é o objetivo de um sistema de visão computacional. Os objetos de interesse são chamados, genericamente, de padrões. Para realizar a classificação é necessário encontrar medidas e características inerentes a cada, classe que possam ser usadas para diferenciar um objeto do outro, a estas características chamamos atributos ou descritores.

A classificação pode ser dividida em dois tipos: supervisionada e não supervisionada. A supervisionada consiste em utilizar amostras conhecidas de cada classe para encontrar um classificador de forma que ele possa ser utilizado posteriormente para rotular objetos desconhecidos. O processo de geração do classificador através de amostras conhecidas é chamado treinamento (STANGE; NETO, 2010; DUDA; HART; STORK, 2012).

Seja X uma matriz contendo a informação referente à quantificação da expressão de p descritores para n objetos, na qual cada elemento x_{ij} representa o nível de expressão do j -ésimo descritor para o i -ésimo objeto (observação). Para cada objeto tem-se

$x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})$ e y_i , onde y_i identifica o grupo a que pertence o objeto. Na classificação supervisionada pretende-se treinar classificadores numa amostra de modelação, (treinamento) $L = \{(x_1, y_1), \dots, (x_{nL}, y_{nL})\}$, na qual nL é a dimensão da amostra de modelação e utilizá-las para classificar novas amostras, denominadas amostras de validação ou teste $T = x_1, \dots, x_{nT}$ com dimensão nT .

O classificador logístico (de entropia máxima) é um modelo de regressão em que as variáveis de resposta são as classes ou categorias permitindo que dois ou mais resultados discretos possam ser modelados. Isto constitui um modelo que é usado para prever as probabilidades dos diferentes resultados possíveis de uma variável dependente categoricamente distribuída, dado um conjunto de variáveis independentes (o qual pode ser de valor real, categórico-valorizado etc.) (SHARMA; KAUR, 2013).

Com os objetos classificados é preciso testar a eficiência da classificação, o que pode ser feito através de testes em amostras cujas classes são conhecidas. Este conjunto de amostras é chamado de conjunto de testes. Uma forma de analisar a performance do reconhecimento é a matriz de confusão (ou matriz de erros), que representa as amostras pertencentes em cada classe e as classes para as quais foram atribuídas (CONGALTON; GREEN, 2008).

2.5 Aspectos gerais da manga *Palmer*

O fruto da mangueira é uma drupa bastante variável em termos de tamanho, peso (de poucas gramas à aproximadamente dois quilos), forma (reniforme, ovada, oblonga, arredondada, cordiforme) e cor (diversas tonalidades de verde, amarelo e vermelho). Em geral, a cor do fruto está associada a cor da raque. A casca é coriácea, macia, envolve a polpa, de cor amarela (várias tonalidades), mais ou menos fibrosa (de acordo com a variedade) e de sabor variado. No interior da polpa encontra-se o caroço ou semente, que é fibroso e apresenta formas similares, mas tamanhos diferentes nas variedades cultivadas (JOSE, 1992, p. 15).

A *Palmer* apresenta porte médio, vigor moderado e produção regular. Os frutos são grandes (15 cm de comprimento, até 900g), de forma alongada, e cor laranja amarelada com laivos vermelho-brilhante, Figura 16 . A polpa tem pouca fibra, é firme e com aroma suave. A semente é monoembriônica e de tamanho médio (cerca de 10% do peso do fruto). A maturação é tardia e tem aceitação crescente no mercado interno (JOSE, 1992, p. 20).

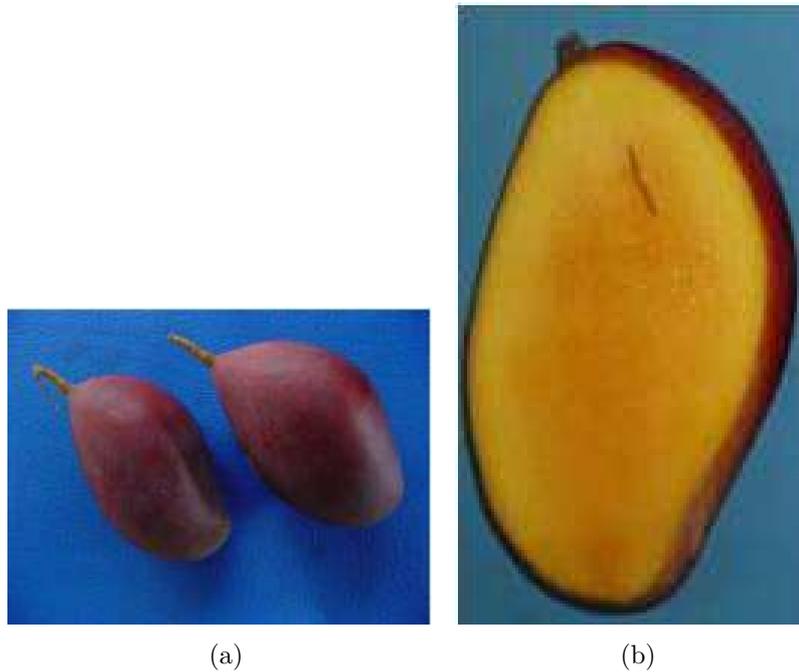


Figura 16 – Manga *Palmer* (a) e corte transversal da manga *Palmer* (b).

Fonte: <http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/Agencia22/AG01/arvore/AG01_76_24112005115223.html>

No que se refere à diversificação na produção de manga para exportação, pode-se dizer que o Brasil possui capacidade para executar esta atividade sem grandes transtornos para o setor produtivo, já que possui alta tecnologia. Neste contexto, a variedade Palmer deve ser uma das priorizadas, pois é uma manga muito valorizada por consumidores de alto poder aquisitivo no mercado interno. Entre essas variedades consideradas pelos distribuidores como de tipo prêmio, as ovóides alargadas como a *Palmer* proveniente do Brasil se destacam (ARAÚJO; GARCIA, 2011).

A embalagem mais utilizada é a caixa de papelão. O peso líquido exigido é de 4 a 5kg, dependendo do mercado de destino. O tamanho da fruta depende do mercado e é determinado pela quantidade de manga que cabe em uma caixa. As especificações para uma caixa com 4kg, conforme Yahia (1999), são:

- 6 frutos de 666 gramas ou 12 frutos de 330 gramas;
- 8 frutos de 500 gramas ou 14 frutos de 290 gramas;
- 10 frutos de 400 gramas ou 16 frutos de 250 gramas.

Tem sido amplamente conhecido que existem muitos parâmetros que podem ser utilizados para determinar as fases de maturidade da manga (PEACOCK et al., 1986).

Estes incluem idade, tamanho, cor da pele, firmeza e cheiro. A manga é um fruto climatérico, o que significa que as suas alterações bioquímicas internas ocorrem durante a respiração e que podem ainda sofrer novas alterações após ter sido colhida. Os estádios de maturação estão associados ao processo de classificação, devido a distância do local de consumo, mecanismo de transporte e preferência do consumidor.

Segundo Botton (1992), o estágio inadequado de maturação fisiológica é uma das maiores causas de perdas, ou baixa qualidade de mangas brasileiras que chegam à Europa por via marítima.

A casca da manga se inicia com uma tonalidade verde oliva, passa a verde clara brilhante, e posteriormente, aparece coloração entre amarela ou vermelha arroxeadada, dependendo da cultivar (BOURLEGAT, 2007). O desenvolvimento da cor da casca da manga ao longo do seu amadurecimento é classificado em cinco estágios de acordo com a escala proposta pela Embrapa (EMBRAPA, 2004), sendo: 1 – totalmente verde; 2 – 75% verde e 25% roxa; 3 – 50% vermelho arroxeadado e 50% verde, 4 – 25% verde e 75% vermelho; 5 – 25% amarela e 75% vermelha. Filgueiras H. A. C (2000) recomendam 1 e 2 para o transporte marítimo, até 3 por meio aéreo e, 4 e 5 via terrestre para os mercados locais.

2.6 Análise sensorial de características de frutas

A análise sensorial é de grande importância por avaliar a aceitabilidade mercadológica e a qualidade do produto. É por meio dos órgãos dos sentidos que se procedem tais avaliações, e, como são executadas por pessoas, é importante um criterioso preparo do ambiente, das amostras e da aplicação do processo para se evitar influências de fatores psicológicos, de senso comum ou provenientes de conceitos pré-formados (TEIXEIRA, 2009). O tato e a visão são os sentidos mais exigidos para a seleção e classificação de frutas, pois incorporam aparência, textura e dimensão.

No perfil sensorial das frutas, em especial, a cor e o tamanho tem grande impacto na decisão de compra dos consumidores (GÖSSINGER et al., 2009). Assim, a cor da manga e o tamanho serve como um bom indicador da qualidade do produto. Mathooko et al. (2013) utilizou-se de avaliadores não treinados, contudo para treinamento de classificadores é interessante que sejam avaliadores habilitados, em função do processo de aprendizagem.

A avaliação da análise sensorial de frutas por humanos é precedida de uma preocupação que é a confiabilidade no processo, correspondente à consistência com que dois (ou mais) avaliadores julgam os mesmos dados, usando os mesmos critérios (BAILEY; BROWN, 1999) em um determinado tempo (STEMLER, 2004).

Uma medida consensual é o coeficiente kappa (COHEN, 1960). Esta estatística

corrige a percentagem de concordância estimada, levando em consideração a quantidade de acordo com o que poderia ser esperado por chance. Landis e Koch (1977) fornecem diretrizes para a interpretação do kappa, com valores de 0,0-0,2 indicando ligeiro acordo; 0,21-0,40 indicando acordo justo; 0,41-0,60 indicando concordância moderada; 0,61 e 0,80 indicando um acordo substancial e 0,81 para 1,0 indicando concordância quase perfeita ou perfeita. No entanto, a utilização destes pontos de cortes qualitativos é debatida. Krippendorff (2012) fornece uma interpretação mais conservadora sugerindo que as conclusões devem sofrer ponderações para as variáveis com valores inferiores a 0,67. Conclusões plausíveis podem ser feitas para valores entre 0,67 e 0,80, e conclusões definitivas para valores acima de 0,80. A principal vantagem do coeficiente kappa é que ele é útil quando o percentual de concordância estatística é inflado artificialmente. A principal desvantagem é que a estatística pode ser um pouco difícil de interpretar.

3 Material e Métodos

3.1 O Experimento

3.1.1 Caracterização do experimento

Na região do Vale do São Francisco, mais especificamente, no projeto irrigado senador Nilo Coelho, Lote 1, PA III, Bairro Zona Rural, Casa Nova/BA, encontra-se o setor de embalagem da AGROBRÁS, o qual recebe de 40 a 45 toneladas/ano da manga *Palmer*, resultante de uma área de 55ha de plantio, com um período de colheita de março a junho. Nesse espaço foi realizado o processo de coleta e filmagem das mangas, a Figura 17 ilustra parte do plantio dessa fazenda, próxima ao local do experimento.



Figura 17 – Plantação de mangas *Palmer* na AGROBRÁS - Casa NovaBA.

As mangas *Palmer* foram coletadas pelo processo de amostragem a partir do qual de cada contentor ingressante no setor de triagem do *Packing house*, Figura 18, extraía-se uma manga, processo realizado pelo menos 100 vezes, com descarte das mangas danificadas (antracnose, cochonilha, queimadura solar, germinação, dano mecânico, mancha escura e outros), de tal modo que foi coletada uma amostra de 100 mangas. A quantidade estipulada foi de acordo com do tempo de ocupação do pessoal técnico, pois o sistema produtivo não foi interrompido.



Figura 18 – Contentor de mangas enviadas do campo para o *Packing house*(AGROBRÁS).

A amostra foi preparada higienicamente para poder adentrar ao setor de seleção e classificação, isolada por controle fitossanitário e conduzida para a máquina de escovação, Figura 19, que antecede a esteira seletiva. O processo de filmagem foi realizado nessa plataforma a uma distância vertical de 21cm, por um intervalo de no mínimo 5 segundos e de no máximo 10 segundos, por uma câmera Nikon Coolpix S6100, sensor CCD, zoom ótico grande angular de 7x (28 a 196mm), 16 megapixels de resolução espacial, filmes de 680x480, formato AVI. A iluminação utilizada foi a do ambiente, constituída de quatro grades de fluorescente de quatro lâmpadas de 40W, perfazendo, aproximadamente, cada grade, um ângulo de 45º da plataforma. Das 100 imagens obtidas, apenas 80 foram adequadas para esse estudo.



Figura 19 – Plataforma de filmagem com mangas *Palmer* no *Packing house* da AGROBRÁS.

O coordenador técnico do setor disponibilizou 5 embaladores (selecionadores e classificadores) de maior experiência, número esse também em razão da disponibilidade do efetivo que atuava no momento, para conduzir o processo de inspeção (aplicação de formulário de avaliação), de forma distinta, numa esteira e separada por uma bancada de contentores. Em seguida, 53 mangas foram destinadas a constituírem o subconjunto de

treinamento e as 27 restantes ao subconjunto de teste, respectivamente, para o processo de aprendizagem do modelo de classificação e para a avaliação do modelo.

3.1.2 Avaliação do processo de inspeção

A análise de concordância dos avaliadores é feita pela estatística kappa, que representa a razão da proporção de vezes que os avaliadores concordam com a proporção máxima de vezes que eles poderiam concordar, descrita em Siegel (1975, p. 313–325), da seguinte forma:

$$\kappa = \frac{P(A) - P(E)}{1 - P(E)}, \quad (3.1)$$

onde $P(A)$ é a proporção que os k avaliadores concordam e $P(E)$ é a proporção de vezes que esperaríamos que eles concordassem devido ao acaso. A completa concordância conduz $\kappa = 1$, se não há concordância então $\kappa = 0$.

A proporção de mangas atribuídas a j -ésima categoria é $p_j = C_j/Nk$, C_j é o número de vezes que uma manga é atribuída para a j -ésima categoria, N número de mangas. Se os avaliadores fazem seus julgamentos aleatoriamente, a proporção esperada em cada uma das m categorias seria p_j^2 , e

$$P(E) = \sum_{j=1}^m p_j^2. \quad (3.2)$$

A concordância entre os avaliadores, concernente a i -ésima manga, é a proporção do número de pares para os quais há concordância no conjunto dos possíveis pares de atribuições. Para a i -ésima manga este valor é

$$S_i = \frac{\sum_{j=1}^m \binom{n_{ij}}{2}}{\binom{k}{2}} = \frac{1}{k(k-1)} \sum_{j=1}^m n_{ij}(n_{ij} - 1). \quad (3.3)$$

A proporção total de concordância é a média da Equação 3.3 ao longo de todas as mangas categorizadas (exportação ou mercado interno):

$$P(A) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i = \left[\frac{1}{Nk(k-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m n_{ij}^2 \right] - \frac{1}{k-1}. \quad (3.4)$$

A concordância κ é testada para verificar se o valor observado foi maior do que o valor esperado devido ao acaso. Apesar da distribuição de κ ser complexa, podemos usar aproximação por uma distribuição normal média 0 e variância 1. Nesse caso,

$$Var(K) \approx \frac{2}{Nk(k-1)} \frac{P(E) - (2k-3)[p(E)]^2 + 2(k-2) \sum p_j^3}{[1-p(E)]^2}. \quad (3.5)$$

Portanto a estatística,

$$z = \frac{K}{Var(K)} \quad (3.6)$$

para testar a hipótese $H_0 : \kappa = 0$ e $H_1 : \kappa > 0$.

3.2 Segmentação e identificação dos descritores

3.2.1 Cor e segmentação

Geralmente, o espaço de cor aplicado na classificação do produto é o padrão RGB, que pode ser obtido rapidamente utilizando sinais de saída gerados pelos sensores de câmera CCD (MENDOZA; DEJMEK; AGUILERA, 2006; KANG, 1997). O espaço HSV é o preferido em alimentos porque esse espaço de cores representa efetivamente as cores naturalmente percebida por humanos, perceptivelmente uniformes e sua tonalidade é invariante sob a orientação do um objeto com respeito à iluminação e direção da câmera (QUEVEDO; AGUILERA; PEDRESCHI, 2010; PATHARE; OPARA; AL-SAID, 2013; DRIMBAREAN; WHELAN, 2001). Portanto, ele foi utilizado neste trabalho para avaliar a cor da manga durante o processo.

Uma das representações mais usuais para as cores é a utilização da escala de 0 a 255, bastante encontrada na computação pela conveniência de se guardar cada valor de cor em 1 *byte* (8 *bits*). Assim, Branco - RGB (255,255,255); Vermelho - RGB (255;0;0); Verde - RGB (0;255;0); Azul - RGB (0;0;255) e Preto - RGB (0;0;0).

O matiz H é a representação a ser utilizada da cor que representa a sua intensidade em coordenadas polares e a transformação do RGB para o HSV é expressa nas Equações 3.7; 3.8 e 3.9 (TIAN, 2009).

$$V = m \quad (3.7)$$

$$S = \frac{m-n}{m} \quad (3.8)$$

$$H = \begin{cases} 60(6 + (G - B)/(m - n)), & R = m \\ 60(2 + (B - R)/(m - n)), & G = m \\ 60(4 + (R - G)/(m - n)), & B = m, \end{cases} \quad (3.9)$$

com $m = \max(R, G, B)$; $n = \min(R, G, B)$. Onde, H varia de 0° a 360° , S de 0 a 1 e V de 0 a 255.

O matiz foi normalizado para a escala de 0° a 360° para ter a representação em 1 *byte* (8 *bits*) e depois transformar para o intervalo de -90 a 90 para visualizar de forma contínua quando da construção do histograma. O descriptor cor da manga é representado pela proporção de vermelho no histograma do matiz, que refletirá a predominância ou não, na casca da manga, da cor vermelha. O percentual dessa característica é importante para classificá-la na categoria tipo exportação(1) ou mercado interno(0).

A segmentação da imagem para obter a definição do objeto em estudo utilizou da projeção do vetor de coordenadas RGB, em seu cubo de cores, em relação à diagonal, que representa os tons de cinza, ilustrado na Figura 20, cor que representa pela aproximação o fundo da imagem com a finalidade de definir um limiar para separar a manga do fundo da imagem, como mostra a Figura 21.

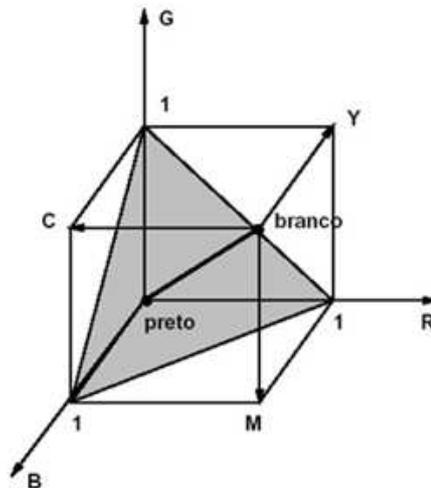


Figura 20 – Representação do cubo de cores RGB e diagonal tons de cinza.



Figura 21 – Imagem da manga *Palmer* tendo ao fundo a cor cinza.

O vetor $\vec{v} = r \vec{e}_R + g \vec{e}_G + b \vec{e}_B$ de coordenadas RGB é projetado para $\vec{d} = \frac{1}{\sqrt{3}}(\vec{e}_R + \vec{e}_G + \vec{e}_B)$, o vetor diagonal unitário do sistema de eixos RGB. Logo, pelo produto interno entre \vec{d} e \vec{v} , temos que:

$$\vec{v} \cdot \vec{d} = v \cos(\theta) \quad (3.10)$$

onde $v = \|\vec{v}\| = \sqrt{r^2 + g^2 + b^2}$. Por conseguinte

$$\frac{r + g + b}{\sqrt{3}} = v \cos(\theta) \quad , \quad (3.11)$$

ou

$$\frac{r + g + b}{\sqrt{3}} = \cos(\theta) \sqrt{r^2 + g^2 + b^2}. \quad (3.12)$$

A Equação 3.12 pode ser escrita como:

$$1 - \text{sen}^2(\theta) = \frac{(r + g + b)^2}{3(r^2 + g^2 + b^2)} \quad (3.13)$$

e finalmente

$$3(r^2 + g^2 + b^2)\text{sen}^2(\theta) = 3(r^2 + g^2 + b^2) - (r + g + b)^2 \quad . \quad (3.14)$$

Os pixels das imagens da manga têm ao fundo predominantemente cores de tons de cinza (valor baixo de $\sin(\theta)$), e então a parte direita da Equação 3.14 é usada como balizador do limiar empírico (L) de definição da região que caracteriza a imagem da manga: se

$$3(r^2 + g^2 + b^2) - (r + g + b)^2 < L, \quad (3.15)$$

os *pixels* têm sua intensidade de cor alterada para branco, caso contrário, sua cor é mantida.

3.2.2 Calibre (tamanho/peso)

O descritor calibre proposto para representar a relação tamanho/peso, que expressa a condição de embalagem, de 4 a 18 mangas por caixa, é o número de *pixels* distintos na imagem (todos os quadros), isto é, a cada quadro é contabilizado os pixels visíveis e não repetidos e dessa forma é obtido o total de *pixels* que expressam o calibre. A correlação entre esse descritor e o calibre identificado pelos avaliadores foi realizada com uso do coeficiente de correlação de Spearman ρ_s , descrito em Siegel (1975, p. 266–276) da seguinte forma:

$$D_i = X_i - Y_i. \quad (3.16)$$

Onde X_i e Y_i são postos respectivamente referindo-se ao número de *pixels* e calibre ordenados, para a manga i , e D_i é a diferença dos postos e, por similaridade ao coeficiente momento-produto de Pearson, temos:

$$r_s = \frac{\sum x^2 + \sum y^2 - \sum d^2}{2\sqrt{\sum x^2 \sum y^2}} \quad (3.17)$$

onde $x = X_i - \bar{X}$ e $y = Y_i - \bar{Y}$ são as médias dos escores e

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N d_i^2}{N^3 - N}. \quad (3.18)$$

O valor de ρ_s varia de -1 a 1, tendo zero como condição de não associação. A verificação quanto à significância do valor de ρ_s é feita pela estatística:

$$t_{(n-2)} = \rho_s \sqrt{\frac{N-2}{1-\rho_s^2}}, \quad (3.19)$$

onde $t_{(n-2)}$ tem distribuição t -student com $n - 2$ graus de liberdade e as hipóteses teste são $H_0 : \rho_s = 0$ e $H_1 : \rho_s \neq 0$

3.3 Classificação supervisionada

O processo de aprendizagem do classificador é feito com o conjunto de descritores definidos como de treinamento, extraído do experimento, sendo utilizado para obtenção dos parâmetros de modelagem.

3.3.1 Classificador logístico

Desde a sua introdução em anos de 1940, a regressão logística foi amplamente utilizada em diversas áreas de conhecimento para relacionar um conjunto de variáveis independentes exploratórias, a uma única variável resposta dicotômica como no caso atual do descritor cor, ou politômica como no caso do calibre, possibilitando sua utilização na classificação de imagens digitais (JR; LEMESHOW, 2004)

Em ambos os casos temos uma única variável exploratória (proporção de pixels vermelho para cor, e número de pixels distintos em todos os quadros para calibre), onde a função logística é dada por

$$\pi(x) \equiv E(y|x) = \frac{1}{1 + \exp\{-(\beta_0 + \beta_1 x)\}} \quad (3.20)$$

O ajuste deste modelo pelo método da máxima verossimilhança não tem solução analítica e pode ser efetuado com métodos iterativos, como por exemplo por método de Newton–Raphson (PRESS et al., 1992), ou pelo método Monte Carlo Markov Chain (MCMC) (STOSIC, 2009).

No caso do descritor cor existe mais um parâmetro intrínseco, o limiar ℓ da matiz abaixo do qual os pixels são considerados como “vermelho”, que também deveria ser ajustado pelo conjunto de treinamento. Neste caso, o método MCMC tornou se mais flexível que outros métodos iterativos tradicionais.

3.3.1.1 Classificador logístico dicotômico

3.3.1.1.1 Estimação

A técnica Monte Carlo Markov Chain (MCMC) foi introduzida na área de física estatística (METROPOLIS et al., 1953) como ferramenta para identificar as configurações correspondentes ao mínimo da energia livre para sistemas das partículas com interação

mútua, e adiante tem sido utilizada em várias outras áreas de pesquisa para abordar problemas que exigem minimização (ou equivalente, maximização) de alguma função objetivo (STOSIC, 2009). No contexto do trabalho atual, a técnica MCMC “annealing” (resfriamento lento) é utilizada para encontrar os parâmetros do modelo logístico que melhor expliquem a distribuição de cores das imagens das mangas destinadas ao mercado interno, e para exportação, com o objetivo de classificação supervisionada.

A filosofia do MCMC consiste em criar um processo dinâmico iterativo que explora o espaço dos parâmetros em busca do mínimo global da função objetivo. No caso atual, a fração $0 < x < 1$ de *pixels* declarados como “vermelho” é determinada em relação ao limiar ℓ , e a função de probabilidade logística Equação 3.21 pode ser escrita como

$$\pi(x) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{x(\ell) - x_0}{c}\right)} \quad , \quad (3.21)$$

onde os parâmetros x_0 (posição) e c (escala) são ajustados para maximizar a log-verosimilhança do modelo 3.21 para amostra de treinamento, através da técnica MCMC. Para cada ℓ , cada escolha dos parâmetros x_0 e c representa uma “configuração” com negativo da log-verosimilhança

$$NL(\ell, x_0, c) = -\ln \prod_{i=1}^N \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{x_i(\ell) - x_0}{c}\right)} \quad . \quad (3.22)$$

Para garantir a reversibilidade do processo iterativo, a dinâmica MCMC implementa o Princípio da Balança Detalhada:

$$P(A)W(A \rightarrow B) = P(B)W(B \rightarrow A) \quad , \quad (3.23)$$

onde $P(A)$ é a probabilidade de encontrar o sistema em configuração A , e $W(A \rightarrow B)$ é a probabilidade de transição de A para B .

Com cada configuração A pode ser associada a probabilidade (fator de Boltzmann)

$$P(A) = \frac{e^{-\frac{NL_A - NL_0}{T}}}{Z} \quad , \quad (3.24)$$

onde $T \in \mathfrak{R}^+$ é um parâmetro de desordem (correspondente à temperatura), NL_0 é o mínimo global da função objetivo (correspondente ao máximo da log-verosimilhança, não conhecido), e

$$Z = \sum_A e^{-\frac{NL_A - NL_0}{T}} \quad (3.25)$$

é o fator de normalização (função de partição).

Finalmente, para a probabilidade de transição entre duas configurações A e B pode ser adotada a escolha do Metropolis et al. (1953)

$$W(A \rightarrow B) = \min\left(1, \frac{P(A)}{P(B)}\right) \quad , \quad (3.26)$$

que satisfaz Equação 3.23.

Para as atuais escolhas a Equação 3.24 e a Equação 3.26, a probabilidade de transição torna-se

$$W(A \rightarrow B) = \min \left(1, e^{-\frac{NL_A - NL_B}{T}} \right) \quad , \quad (3.27)$$

e conseqüentemente só é necessário o conhecimento da diferença entre os valores NL_A e NL_B . A sequência das configurações *aceitas* representa uma Cadeia de Markov, pelo fato de que a probabilidade de transição entre duas configurações não depende dos passos anteriores. A implementação desta dinâmica leva as configurações em vizinhança do mínimo da função objetivo, na escala correspondente ao parâmetro de desordem T .

A implementação do algoritmo começa com uma escolha arbitrária dos parâmetros x_0 e c (configuração inicial A , com valor da função objetivo NL_A). Em seguida, os parâmetros x_0 e c são aleatoriamente modificados para construir uma nova configuração teste B . O valor correspondente da função objetivo NL_B é calculado, e a nova configuração é aceita com probabilidade dada pela Equação 3.27. Este procedimento é repetido até que o critério de convergência seja atingido (como, por exemplo, número de passos ou estabilidade do valor da função objetivo). A técnica Simulated Annealing (resfriamento lento, que garante encontrar o mínimo global da função objetivo), começa com um alto valor de T , que fica sucessivamente reduzido (geralmente por um fator multiplicativo $\tau < 1$).

3.3.1.2 Classificador logístico politômico ordinal

3.3.1.2.1 Estimação

A regressão logística para resposta ordinal é descrita por Agresti (2013), Kleinbaum (2002) e Marôco (2011) da seguinte forma: a variável de resposta calibre (Y) é observada em categorias ordenadas com a variável independente (X), sendo o número de *pixels* distintos na imagem e a regressão logística, nesse caso, se baseia no uso da probabilidade acumulada de Y .

$$P(Y \leq k|x) = \pi_1(x) + \dots + \pi_k(x), k = 1, \dots, K. \quad (3.28)$$

Onde π_k é a probabilidade do calibre de valor k para um valor da variável x .

Os modelos cumulativos são definidos por meio da escolha da função de distribuição. Uma escolha comum é a função de distribuição logística:

$$F(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} = \frac{1}{1 + \exp[-(\alpha_k + \beta_1 X_1)]} \quad (3.29)$$

Porém, a presença de cada β_i no modelo para cada X_i dificulta o processo de modelagem e nesse caso se propõe que os β_i sejam homogêneos, ou seja, que o efeito da variável independente seja igual para todas as categorias e assim β é constante.

A transformação *logit* aplicada para as probabilidades acumuladas é:

$$\text{logit}[P(Y \leq k)] = \ln \left[\frac{P(Y \leq k)}{1 - P(Y \leq k)} \right] = \ln \left[\frac{\pi_1 + \dots + \pi_k}{\pi_{k+1} + \dots + \pi_K} \right] = \alpha_k + \beta x, k = 1, 2, \dots, K-1. \quad (3.30)$$

A variação da probabilidade em função de X é igual para todas as categorias, estando apenas deslocada horizontalmente por um fator constante $(\alpha_k - \alpha_{k+d})/\beta$, a razão de chances acumuladas é dada por:

$$OR_k = \frac{P(Y \leq k|x = x + d)/P(Y > k|x = x + d)}{P(Y \leq k|x = x)/P(Y > k|x = x)} = \exp[-d\beta] = \frac{1}{\exp[d\beta]} \quad (3.31)$$

O ajuste do modelo ordinal é feito iterativamente com o método da máxima verossimilhança. Uma vez que o modelo pressupõe que as curvas de probabilidade das $K - 1$, categorias da variável dependente, são iguais para todas as categorias e são calculada de forma cumulativa, a função de verossimilhança é:

$$\begin{aligned} L &= \prod_{i=1}^n \left[\prod_{k=1}^K (P(Y \leq k|x_i) - P(Y \leq k-1|x_i)^{Y_{ki}}) \right] \\ &= \prod_{i=1}^n \left[\prod_{k=1}^K \left(\frac{1}{1 + \exp[-(\alpha_k + \beta x_i)]} - \frac{1}{1 + \exp[-(\alpha_{k-1} + \beta x_i)]} \right) \right] \end{aligned} \quad (3.32)$$

Onde Y_{ki} registra a classe dicotômica (" $\leq k$ " vs. " $> k$ ") da variável Y para a manga i .

3.3.1.2.2 Teste de homogeneidade

O modelo de regressão ordinal assume que a influência das variáveis independentes sobre a *logit* é igual para todas as categorias. Para avaliar esse pressuposto é então necessário testar:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{j-1}$$

$$H_1 : \exists j, l : \beta_j \neq \beta_l \quad (j \neq l; j, l = 1, \dots, j-1)$$

A estatística de teste é a razão de verossimilhança de dois modelos ordinais, o primeiro assumindo que os β_i são iguais, e o segundo que possam ser diferentes. A estatística teste é

$$X_{LP}^2 = -2LL_{H_1} - (-2LL_{H_0}) = -2L_n \left[\frac{L_{H_1}}{L_{H_0}} \right] \sim \chi_{(k-2)p}^2 \quad (3.33)$$

onde p é o número de variáveis explicativas do modelo.

3.3.2 Estatísticas da qualidade do modelo

As avaliações da qualidade do ajustamento e do modelo podem ser feitas por diversas medidas e testes como descrevem Jr e Lemeshow (2004) e Menard (2009), porém os mais usuais são o teste da razão de verossimilhança, estatística de Wald e Qui-quadrado de Pearson.

3.3.2.1 Razão de verossimilhança

Para o logístico dicotômico, o numerador da equação Equação 3.34 representa a verossimilhança do modelo só com intercepto, ou sob hipótese H_0 , e o denominador corresponde à verossimilhança do modelo completo, ou sob hipótese H_1 .

$$G = -2 \ln \left[\frac{\binom{n_1}{n}^{n_1} \binom{n_0}{n}^{n_0}}{\prod_{i=1}^n \hat{\pi}_i^{y_i} (1 - \hat{\pi}_i)^{(1-y_i)}} \right] \quad (3.34)$$

onde, n_1 e n_0 representam os quantitativos observados, nas respectivas categorias, no total de observações e $\hat{\pi}_i$ corresponde à estimação probabilidade da observação i e y_i ao valor de resposta da categoria da observação i .

Para o logístico ordinal,

$$G^2 = \sum_i \sum_j n_{ij} \log \frac{n_{ij}}{\hat{\mu}_{ij}} \quad (3.35)$$

onde $\hat{\mu}_{ij} = n_i \hat{\pi}_j$, $j = 1, \dots, k$.

A estatística G tem distribuição Qui-quadrado com $(p - q)$ graus de liberdade e as hipóteses teste são:

$$H_0 = \beta_q = \beta_{q+1} = \beta_{q+2} + \dots + \beta_{p_1} = 0 \text{ e } H_1 = \text{diferente de } H_0$$

3.3.2.2 Estatística de *Wald* e intervalo de confiança

Os parâmetros são individualmente avaliados no modelo pela estatística de *Wald* que é expressa por:

$$Wald = \left(\frac{\hat{\beta}_i}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_i}} \right)^2 \quad (3.36)$$

onde $\hat{\sigma}$ é o erro padrão da estimativa e o parâmetro $\beta_i, i = 1, 2, \dots$ será testado sob as hipóteses:

$H_0 : \beta_i = 0$ e $H_1 : \beta_i \neq 0$, e W tem distribuição χ^2 com um grau de liberdade.

O intervalo de confiança para os parâmetros é baseado na estatística do teste de *Wald* para sua significância. Os limites de um intervalo de $100(1 - \alpha)\%$ de confiança são:

$$\hat{\beta}_i \pm z_{1-\alpha/2} \hat{\sigma}(\hat{\beta}_i) \quad (3.37)$$

3.3.2.3 Estatística de Pearson

A estatística de *Pearson* é uma medida que representa os resíduos padronizados do ajuste e tem distribuição assintótica qui-quadrado com número de observações menos número de parâmetros:

$$Pearson\chi^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(y_i - \hat{\pi}_i)^2}{\hat{\pi}_i(1 - \hat{\pi}_i)} \quad (3.38)$$

onde $\hat{\pi}_i$ corresponde à estimação probabilidade da observação i e y_i ao valor de resposta da categoria da observação i . A estatística de *Pearson* tem distribuição Qui-quadrado com o número de graus de liberdade igual ao número de observações menos o número de parâmetros. As hipóteses testes são:

$H_0 =$ modelo se ajusta aos dados e $H_1 =$ modelo não se ajusta aos dados.

3.4 Regra de Classificação

A classificação baseada em regra é oriunda de um processo de treinamento de classificadores em que cada regra está associada a um classificador (PORNPRASIT; NATWICHAI; SRISUNGSITTISUNTI, 2012). O classificador logístico dicotômico está associado ao descritor cor e o classificador politômico está associado ao descritor calibre. Em ambos

o processo de classificação será realizado pelo sistema, baseado em regras definidas, pelo esquema da Figura 22:

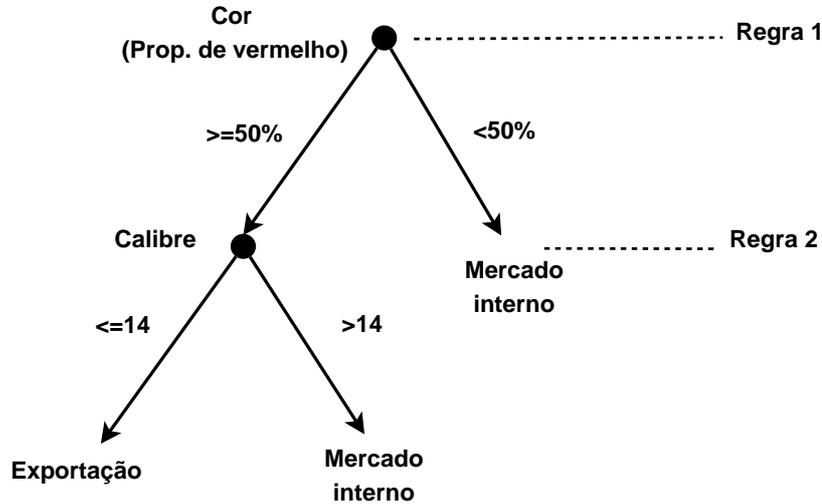


Figura 22 – Regras da classificação de Manga *Palmer* para diferentes mercados.

3.4.1 Avaliação da classificação

Uma matriz multidimensional pode ser construída com os possíveis resultados de uma classificação de um conjunto de objetos teste, Tabela 3, onde a diagonal reflete os quantitativos de objetos classificados corretamente, e fora da mesma significa classificação incorreta. Essa matriz é chamada de confusão ou de erros. Uma medida da avaliação, utilizada para representar a intensidade do classificador, é a razão entre o número de objetos classificados de forma correta, por meio de um modelo de classificação, dividido pelo total de objetos, essa medida é chamada de acurácia (MAZUCHELI, 2008).

Tabela 3 – Matriz de confusão

Verdade	Classificação				Total
	1	2	...	c	
1	x_{11}	x_{12}	...	x_{1c}	x_{1+}
2	x_{21}	x_{22}	...	x_{2c}	x_{2+}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
c	x_{c1}	x_{c2}	...	x_{cc}	x_{c+}
Total	x_{+1}	x_{+2}	...	x_{+c}	n

Acurácia,

$$AC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c x_{ii} \quad (3.39)$$

4 Resultados e discussão

Os resultados apresentados a seguir abordam a metodologia apresentada e as características peculiares do material empregado, como condições naturais do experimento, abordagem sensorial dos avaliadores e referencial profissional e mercadológico da AGRO-BRÁS.

4.1 Concordância entre avaliadores

Os avaliadores tiveram seus julgamentos sintetizados, resultantes da aplicação do formulário de inspeção, em 80 exemplares de manga, onde é descrito o calibre e a categoria de classificação das mangas, extraídos aleatoriamente do processo de produção, em tempo real, e analisado. Um subconjunto de 53 mangas servirão de entrada no processo de treinamento dos classificadores, Tabela 4, e outro de 27, Tabela 5, servirão de entrada no processo de classificação.

Tabela 4 – Descrição do julgamento pelos avaliadores do subconjunto de treinamento quanto calibre e categoria da manga *Palmer*

Manga	Aval. 1		Aval. 2		Aval. 3		Aval. 4		Aval. 5		Moda	
	Cal.	Cat.	Cal.	Cat.								
1	6	1	6	1	6	1	6	1	6	1	6	1
2	9	1	9	1	9	0	9	1	9	0	9	1
3	6	1	7	1	6	1	6	1	7	1	6	1
4	6	1	7	1	6	1	6	1	7	1	6	1
5	10	1	9	1	10	1	10	1	10	1	10	1
6	7	1	7	1	7	1	6	1	7	1	7	1
7	7	1	7	1	6	1	6	1	7	1	7	1
8	6	1	7	1	6	1	6	1	7	1	6	1
9	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1
10	11	1	9	1	12	1	10	1	12	1	12	1
11	10	1	10	1	10	1	9	1	10	1	10	1
12	8	1	8	1	9	0	8	0	8	1	8	1
13	8	1	8	1	9	1	9	1	9	1	9	1

14	5	1	6	1	6	1	6	1	6	1	6	1
15	7	0	7	1	8	1	8	1	8	0	8	1
16	9	1	9	1	9	1	9	0	10	1	9	1
17	9	1	9	1	9	1	9	1	8	1	9	1
18	7	1	8	1	9	1	8	0	8	0	8	1
19	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1
20	9	0	9	1	9	1	9	0	9	1	9	1
21	8	1	9	1	8	1	8	1	9	1	8	1
22	9	1	8	1	9	1	9	1	9	1	9	1
23	8	1	8	1	9	1	8	1	8	1	8	1
24	12	0	12	0	12	0	12	0	11	0	12	0
25	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0
26	10	0	9	1	10	0	10	0	10	0	10	0
27	14	0	14	0	12	0	14	0	14	0	14	0
28	12	0	12	1	12	0	12	0	12	0	12	0
29	10	0	9	0	9	0	10	0	10	0	10	0
30	12	0	12	0	12	0	12	0	12	1	12	0
31	10	1	10	0	9	0	10	0	10	0	10	0
32	12	0	11	0	11	0	12	0	12	0	12	0
33	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0
34	14	0	13	0	14	1	13	1	14	0	14	0
35	12	0	10	0	12	0	11	0	12	0	12	0
36	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0
37	14	0	13	0	14	0	14	0	14	0	14	0
38	12	0	11	0	12	0	12	0	12	0	12	0
39	14	1	14	0	14	0	14	0	14	0	14	0
40	12	0	12	0	12	0	11	0	12	0	12	0
41	14	1	14	1	4	0	14	0	14	0	14	0
42	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0
43	12	0	11	0	11	0	12	0	12	0	12	0
44	12	0	12	0	12	0	12	0	12	1	12	0
45	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0
46	12	0	11	0	12	0	12	0	12	0	12	0
47	12	0	11	0	11	0	11	1	11	0	11	0
48	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0
49	14	0	14	0	15	0	14	0	14	0	14	0
50	10	0	9	0	9	0	9	0	10	0	9	0

51	10	0	10	0	10	1	10	0	10	0	10	0
52	10	0	10	0	10	0	10	0	10	0	10	0
53	10	0	9	0	10	0	9	0	9	0	9	0

*Aval.=Avaliador, Cal.=Calibre e Cat.=Categoria.

Tabela 5 – Descrição do julgamento pelos avaliadores do subconjunto de teste, quanto calibre e categoria da manga *Palmer*

Manga teste	Aval. 1		Aval. 2		Aval. 3		Aval. 4		Aval. 5		Moda	
	Cal.	Cat.	Cal.	Cat.								
1	9	1	9	1	9	0	9	1	9	0	9	1
2	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1
3	6	1	6	1	6	1	5	1	6	1	6	1
4	6	1	7	1	6	1	6	1	7	1	6	1
5	5	1	6	1	6	1	5	1	6	0	6	1
6	6	1	7	1	6	1	6	1	7	1	6	1
7	10	1	10	1	9	1	10	1	10	1	10	1
8	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1
9	6	1	6	1	10	1	6	1	6	1	6	1
10	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1
11	12	1	12	1	12	1	12	1	16	1	12	1
12	8	1	7	1	7	1	7	1	8	1	7	1
13	9	0	9	0	9	0	9	0	11	0	9	0
14	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0
15	9	0	10	1	9	0	9	0	9	0	9	0
16	12	0	12	0	14	0	12	0	12	0	12	0
17	9	0	9	1	9	0	9	0	9	0	9	0
18	9	0	10	0	10	0	9	0	9	0	9	0
19	12	0	12	0	12	0	12	0	12	1	12	0
20	12	1	12	0	9	0	12	0	12	0	12	0
21	10	0	11	0	11	0	10	0	10	0	10	0
22	10	0	10	0	10	0	10	0	10	0	10	0
23	12	0	13	0	12	1	12	1	12	0	12	0
24	12	0	10	0	12	0	11	0	12	0	12	0
25	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0	12	0
26	12	0	13	0	12	0	12	0	12	0	12	0

27 12 0 11 0 12 0 12 0 12 0 12 0

*Aval.=Avaliador, Cal.=Calibre e Cat.=Categoria.

A homogeneidade da inspeção realizada pelos avaliadores, tanto para o conjunto de treinamento como para o de teste, foi verificada através do coeficiente de concordância Kappa (κ) que mede o nível de similaridade entre as inspeções. O calibre e a categoria foram ambos significativos, tendo sido vista uma maior concordância na categorização do que no calibre, como pode ser visto na Tabela 6, o que é plausível em virtude do calibre ser um descritor mais sensível à percepção humana.

Tabela 6 – Valores dos coeficientes de concordância (κ - kappa) para calibre e categorias nos subconjuntos treinamento e teste para manga *Palmer*.

Itens	Treinamento			Teste		
	κ	z	p -valor	κ	z	p -valor
Calibre	0,6	33	0	0,61	24,1	0
Categoria	0,7	16,1	0	0,76	12,5	0

A utilização da própria linha de produção, nas condições de trabalho atual, propiciou um ambiente natural, no ritmo de inspeção aos que os avaliadores já estão acostumados, conduzindo, dessa forma, a resultados que refletem a seleção hoje existente.

Como sugere Landis e Koch (1977), os valores do índice de concordância obtidos são de uma homogeneidade substancial, no estudo de Narendra e Hareesha (2010), sobre influência da embalagem e a textura da batata frita junto ao consumidor, resultado moderado de 0,51, demonstrando que uniformidade em percepção sensorial é muito dependente da habilidade e da experiência.

4.2 Extração dos descritores

O processo de tratamento da imagem com a identificação do objeto em estudo ocorre com a segmentação das imagens para possibilitar a extração das características de interesse.

A Figura 23 retrata a segmentação empírica da imagem com a identificação da manga, após retirada da cor ao fundo para obtenção dos descritores.



Figura 23 – Segmentação da imagem da manga *Palmer*.

Os descritores número de *pixels* distintos e proporção de vermelho, obtidos respectivamente pela soma dos *pixels* distintos e pela proporção da intensidade de cor do espectro vermelho, na área do histograma do matiz (*hue*) e no total de quadros da imagem da manga, são apresentados para os subconjuntos de treinamento e teste, respectivamente, nas Tabelas 7 e 8.

Tabela 7 – Valores dos descritores número de pixels e proporção de vermelho do subconjunto de treinamento para manga *Palmer*

Manga	Moda Cat.	Moda Cal.	Num. de pixels	Prop. de vermelho
1	1	6	116533	0,998075
2	1	9	78353	0,885627
3	1	6	90756	0,998804
4	1	6	98761	0,992543
5	1	10	69953	0,886008
6	1	7	87363	0,95803
7	1	7	76419	0,999832
8	1	6	96988	0,985554
9	1	9	55312	0,966824
10	1	12	89620	0,999782
11	1	10	96361	0,999792
12	1	8	82719	0,999826
13	1	9	109286	0,999836
14	1	6	103103	0,999733
15	1	8	91308	0,999047
16	1	9	89901	0,999669
17	1	9	107680	0,999325
18	1	8	98780	0,998597

19	1	9	91131	0,999669
20	1	9	98051	0,999921
21	1	8	84927	0,999815
22	1	9	96228	0,999113
23	1	8	86729	0,999584
24	0	12	53643	0,582714
25	0	12	58685	0,094613
26	0	10	63855	0,316439
27	0	14	75917	0,035775
28	0	12	50955	0,367408
29	0	10	69365	0,479915
30	0	12	48398	0,434377
31	0	10	60074	0,426586
32	0	12	51442	0,455848
33	0	12	71403	0,131187
34	0	14	44690	0,081277
35	0	12	61455	0,443848
36	0	12	84857	0,166527
37	0	14	63254	0,37103
38	0	12	67766	0,36142
39	0	14	46617	0,597508
40	0	12	75734	0,289208
41	0	14	55153	0,10979
42	0	12	52285	0,327178
43	0	12	57337	0,456012
44	0	12	63012	0,058171
45	0	12	68848	0,170147
46	0	12	90330	0,264948
47	0	11	71856	0,627449
48	0	12	90049	0,326955
49	0	14	78270	0,181508
50	0	9	54941	0,378501
51	0	10	60847	0,468995
52	0	10	56694	0,14182
53	0	9	62071	0,282158

Tabela 8 – Valores dos descritores número de pixels e proporção de vermelho do subconjunto de teste para manga *Palmer*

Manga	Moda Cat.	Moda Cal.	Num. de pixels	Prop. de vermelho
1	1	9	79564	0,990145
2	1	9	79603	0,824833
3	1	6	114699	0,937293
4	1	6	90542	0,99896
5	1	6	110843	0,998218
6	1	6	98547	0,992678
7	1	10	87657	0,999337
8	1	9	80554	0,972687
9	1	6	100891	0,999998
10	1	9	86957	0,997654
11	1	12	58452	0,998969
12	1	7	88533	0,985382
13	0	9	84623	0,482474
14	0	12	57754	0,15343
15	0	9	79975	0,289756
16	0	12	72365	0,034472
17	0	9	82478	0,365278
18	0	9	84789	0,398768
19	0	12	49568	0,444789
20	0	12	58903	0,398756
21	0	10	52879	0,449078
22	0	10	68907	0,275649
23	0	12	52908	0,097851
24	0	12	62786	0,467839
25	0	12	79475	0,196748
26	0	12	66738	0,426789
27	0	12	68508	0,384679

O Matiz (*hue*) oriundo da transformada das componentes RGB e o seu respectivo histograma foram obtidos por algoritmo em linguagem de programação C. O processo de obtenção da proporção também no mesmo código utiliza-se da identificação de um limiar para o matiz que maximize a log-verossimilhança da função de entropia máxima, logística

dicotômica, para as categorias exportação e mercado interno. Os valores de máxima log-verossimilhança e do limiar (Hue) são, respectivamente, $5,36e-06$ e 43° .

A necessidade de obtenção de um limiar (*threshold*) que possibilite a discriminação entre as categorias é visualizada na Figura 24, do histograma do matiz de manga para exportação e para mercado interno.

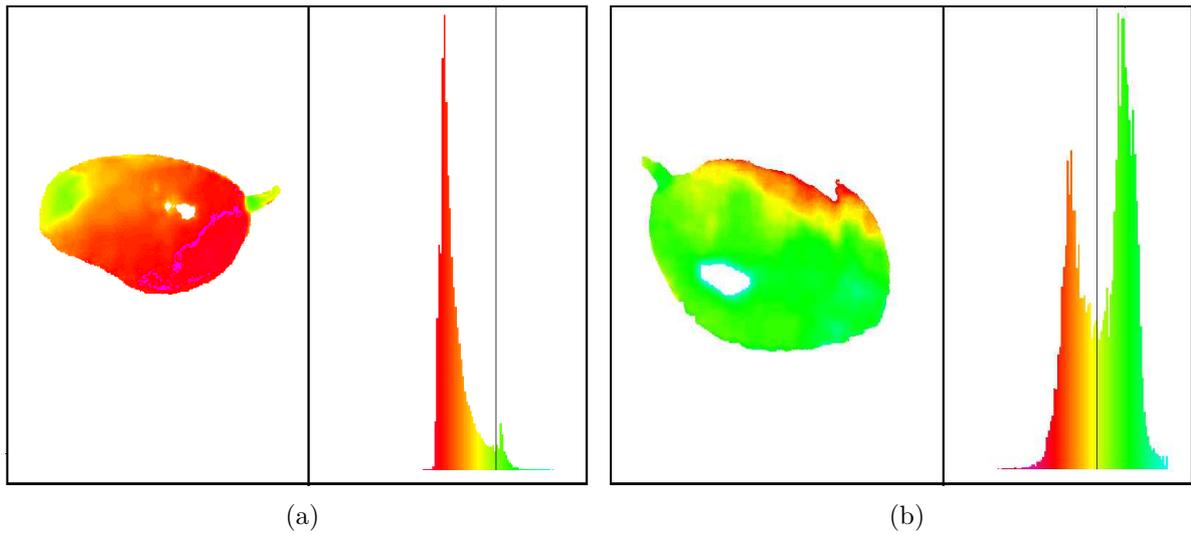


Figura 24 – Histograma do matiz da manga *Palmer* para exportação (a) e mercado interno (b).

Os histogramas apresentam as regiões de cores que predominam e distinguem as categorias, sendo visível que uma área maior do espectro do vermelho é uma característica da exportação e de verde do mercado interno.

A representação do calibre pelo número de pixels distintos na imagem expressando uma relação peso/tamanho é significativa, quando avaliamos a associação desses parâmetros pelo coeficiente de correlação de postos de Spearman. Verificamos ser significativa a condição de associação para os conjuntos de manga de treinamento e teste, Tabela 9.

Tabela 9 – Coeficiente de correlação de Spearman

Conjunto	ρ_S	p -valor
Treinamento	-0,63	5,025e-07
Teste	-0,71	2,789e-05

A dispersão dessa representação é expressa nas Figuras 25 e 26, respectivamente, para treinamento e teste. São possíveis observar, em ambas, uma associação do tipo inversa, ou seja à medida que o calibre aumenta diminui o número de *pixels*.

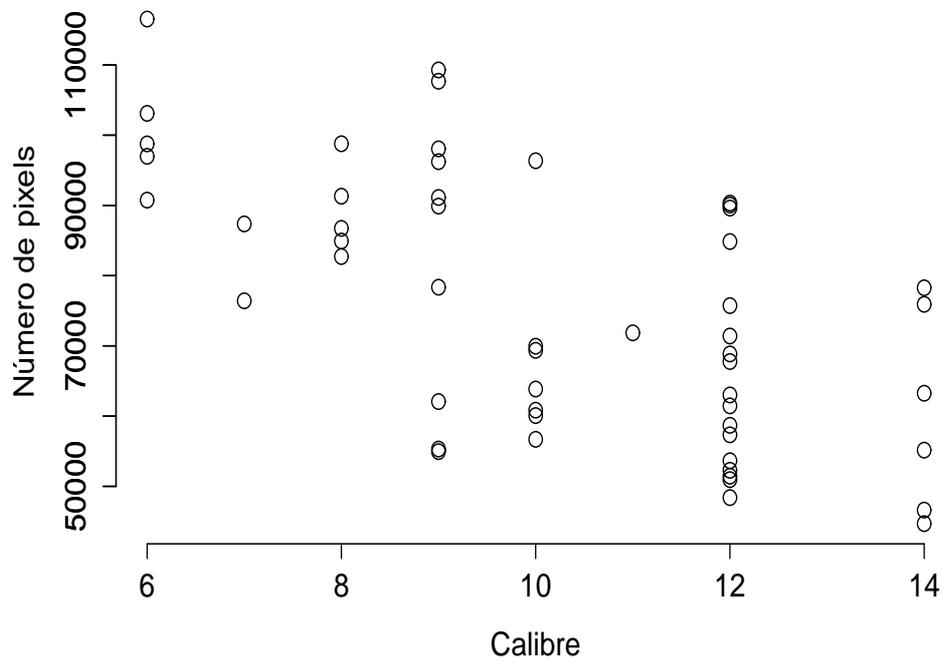


Figura 25 – Dispersão do número de pixels por calibre de manga *Palmer* no conjunto de treinamento.

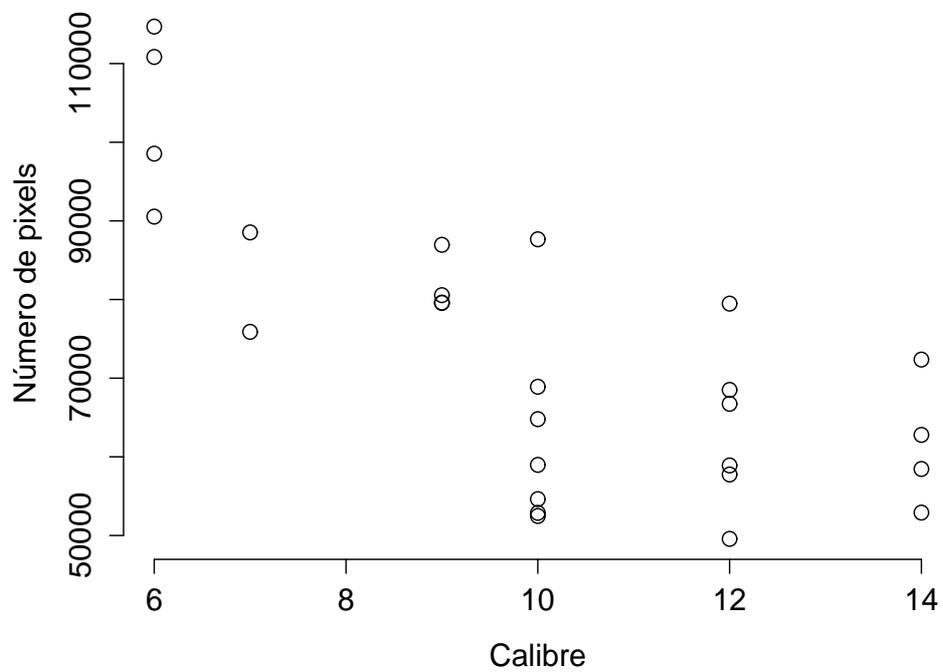


Figura 26 – Dispersão do número de pixels por calibre de manga *Palmer* no conjunto de teste.

Os trabalhos de Atencio et al. (2009), Khoje e Bodhe (2013), Charoenpong et al. (2004) e Atencio e Sánchez (2009) utilizaram métodos mais complexos para obtenção

dessas características. Galiev e Lisafina (2013) discute sobre a dificuldade de se medir o volume e peso de manga para embalagem e apresenta como um problema ainda em aberto.

4.3 Classificador logístico

4.3.1 Classificador logístico dicotômico

A categorização identificada pelos avaliadores como uma variável nominal, exportação (representado por 1) e mercado interno (representado por 0), e representado pelo descritor proporção de vermelho, foi modelado pela regressão logística com os valores obtidos na Tabela 7 para o conjunto de treinamento.

O ajuste do modelo utilizou a técnica de simulação *simulated annealing*, de convergência global com algoritmo em linguagem de programação C, obtendo significância do modelo pelo teste da razão de verossimilhança na Tabela 10.

Tabela 10 – Resumo do teste da razão de verossimilhança

Model	-2log Likelihood	χ^2	Graus de lib.	<i>p</i> -valor
Intercepto	64,5790			
Final	0,000488	64,578	1	0,0001

Para as estimativas dos parâmetros, intervalos de confiança, e estatística de Wald descritas na Tabela 11, ambas foram significativas pelo intervalo de confiança. O parâmetro *c* é muito próximo de zero, o que demonstra que a banda de separação dos grupos é muito pequena.

Tabela 11 – Estimativas dos parâmetros, intervalos de confiança e estatística de Wald do modelo logístico

	Estimativa	Erro padrão	Wald	Graus de liberdade	<i>p</i> -valor	Inter. de conf. (95%)	
						Lim. Inf.	Lim. Sup.
x_0	0,7514	0,048513	239,895	1	0	0,66647	0,84846
<i>c</i>	0,01369	0,001379	98,554	1	0	0,000603	0,02029

Os valores observados, a curva de ajuste e a equação do modelo são visualizados na Figura 27, onde observamos uma perfeita discriminação dos grupos.

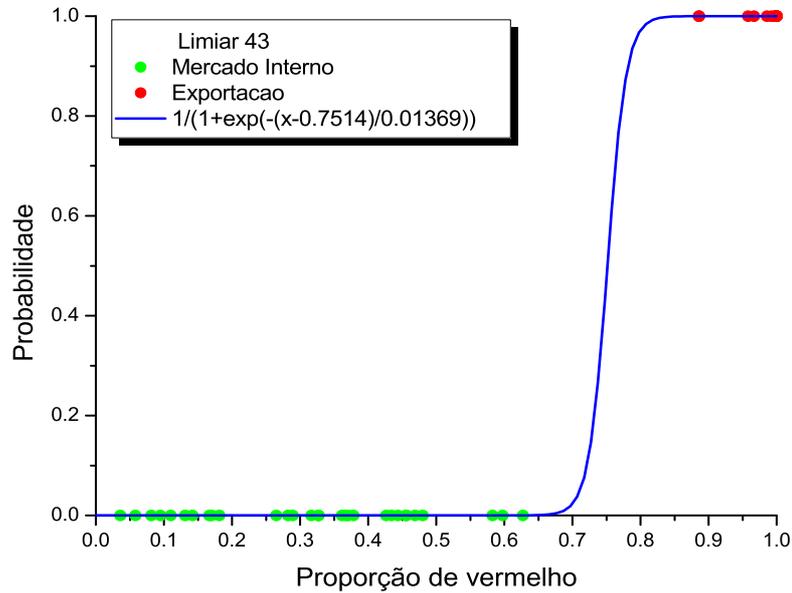


Figura 27 – Representação dos valores ajustados e observados no modelo logístico dicotômico para manga *Palmer*.

Observa-se uma nítida distinção das categorias, evidenciando que a sigmoide ajustada reflete a variação existente nas proporções que caracterizam cada uma delas.

A qualidade do ajuste foi analisada através da estatística qui-quadrado de Pearson que obteve valor 0,000244, com um grau de liberdade e p -valor de 0,987537, o que é não significativo para a hipótese de o modelo ajustado ser adequado.

4.3.2 Classificador logístico politômico ordinal

O calibre identificado pelos avaliadores por uma variável ordinal numa escala de 6 a 14, e representado pelo descritor número de *pixels* distintos em todos os quadros, foi modelado pela regressão logística ordinal com os valores obtidos na Tabela 7 para o conjunto de treinamento. No ajuste do modelo utilizou o *software* SPSS (v 20; IBM Inc., Chicago); a Tabela 12 mostra a significância do modelo logístico ordinal pela razão de verossimilhança.

Tabela 12 – Resumo do teste da razão de verossimilhança

Model	-2log Likelihood	χ^2	Graus de lib.	p -valor
Intercepto	194,765			
Final	169,719	25,046	1	0

A qualidade do ajuste foi analisada através da estatística qui-quadrado de Pearson que obteve valor 306,226 com 363 graus de liberdade e p -valor de 0,986, o que é não significativo para a hipótese de o modelo ajustado ser adequado.

Para as estimativas dos parâmetros, intervalos de confiança, e estatística de Wald descritas na Tabela 13, todos os parâmetros foram significativos tanto pela estatística de Wald quanto pelos intervalos de confiança. Os parâmetros α_i estimados correspondem aos níveis de calibre de 6 a 12 utilizados do espectro do conjunto de treinamento.

Tabela 13 – Estimativas dos parâmetros, intervalos de confiança e estatística de Wald do modelo logístico ordinal

	Estimativa	Erro padrão	Wald	Graus de liberdade	p -valor	Inter. de conf. (95%)	
						Lim. Inf.	Lim. Sup.
α_1	-8,635	1,549	31,089	1	0	-11,670	-5,600
α_2	-8,196	1,509	29,311	1	0	-11,126	-5,211
α_3	-7,371	1,442	26,120	1	0	-10,198	-4,544
α_4	-6,093	1,325	21,151	1	0	-8,689	-3,496
α_5	-5,330	1,259	17,932	1	0	-7,796	-2,863
α_6	-5,229	1,251	17,474	1	0	-7,681	-2,777
α_7	-3,016	1,154	6,827	1	0,009	-5,279	-0,754
β	-7,579e-005	1,659e-005	20,881	1	0	0	-4,328e-005

A premissa de homogeneidade dos declives, chamado de chances proporcionais, ou seja, de um único parâmetro β foi testado, Tabela 14, e mostrou-se não significativo, o que implica a condição de aceite aos pressupostos.

Tabela 14 – Resumo do teste de homogeneidade

Model	-2log Likelihood	χ^2	Graus de lib.	p -valor
Hip. Nula	169,719			
Geral	165,858	3,861	6	0,696

A equação do modelo ajustado é descrita da seguinte forma:

$$P(Y \leq k) = \frac{1}{1 + \exp\{-[\alpha_k - (7,579e - 005)num. pixels]\}}, \quad k = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 \quad (4.1)$$

As probabilidades estimadas para cada calibre em razão do número de *pixels*, Figura 28, é calculada para todo o conjunto teste e revela que os calibres 6 e 12 tem altas probabilidades quando, respectivamente, possuem valores grandes e pequenos de *pixels* e que para os de 8, 9 e 10, possuem valores próximos, o que sugere uma possível dificuldade de mangas com calibres medianos serem identificadas pelos avaliadores.

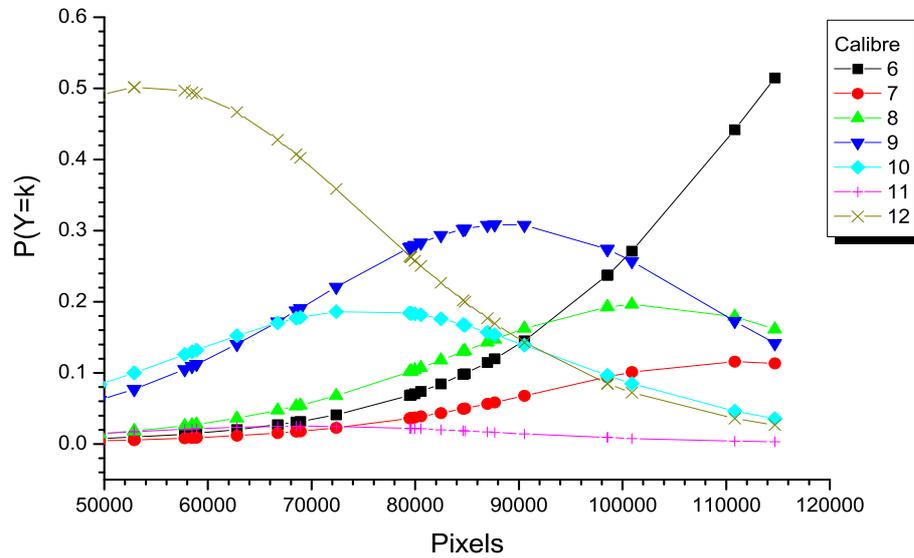


Figura 28 – Probabilidades estimadas para os diferentes tipos de calibres da manga *Palmer* em função do número de pixels.

4.4 Avaliação da classificação

O processo de avaliação da classificação que utiliza modelos de entropia máxima se mostraram satisfatórios, tanto para a utilização do descritor proporção de vermelho, que apresenta uma acurácia de 100%, como pode ser visto na Tabela 15, quanto ao número de *pixels*, que apresenta uma acurácia de 78%, obtido com os dados da Tabela 16.

Tabela 15 – Descritores observados e ajustados quanto ao conjunto teste para manga *Palmer*

Manga teste	Prop. de vermelho	Num. de pixels	Observados		Ajustados	
			Cat.	Cal.	Cat.	Cal.
1	0,990145	79564	1	9	1	9
2	0,824833	79603	1	9	1	9
3	0,937293	114699	1	6	1	6
4	0,99896	90542	1	6	1	9
5	0,998218	110843	1	6	1	6
6	0,992678	98547	1	6	1	6
7	0,999337	87657	1	10	1	9
8	0,972687	80554	1	9	1	9
9	0,999998	100891	1	6	1	6
10	0,997654	86957	1	9	1	9
11	0,998969	58452	1	12	1	12
12	0,985382	98533	1	7	1	9
13	0,482474	84623	0	9	0	9
14	0,15343	57754	0	12	0	12
15	0,289756	79975	0	9	0	9
16	0,034472	72365	0	12	0	12
17	0,365278	82478	0	9	0	9
18	0,398768	84789	0	9	0	9
19	0,444789	49568	0	12	0	12
20	0,398756	58903	0	12	0	12
21	0,449078	52879	0	10	0	12
22	0,275649	68907	0	10	0	12
23	0,097851	52908	0	12	0	12
24	0,467839	62786	0	12	0	12
25	0,196748	79475	0	12	0	9
26	0,426789	66738	0	12	0	12
27	0,384679	68508	0	12	0	12

*Prop.= Proporção, Num = número, Cal.=Calibre e Cat.=Categoria.

Tabela 16 – Matriz de confusão da classificação dos calibres de manga *Palmer*

Calibre	6	7	8	9	10	11	12	Total linha
6	4	0	0	1	0	0	0	5
7	0	0	0	1	0	0	0	1
8	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	8	0	0	0	8
10	0	0	0	1	0	0	2	3
11	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	1	0	0	9	10
Total coluna	4	0	0	12	0	0	11	27

A Tabela 15 apresenta os valores obtidos pelos descritores através do processo

de modelagem. Os valores indicam que a definição por exportação ou mercado interno pela característica predominância de vermelho é bastante discriminante, enquanto o calibre, por suas condições visuais de identificação sensorial, apresenta uma discriminação satisfatória.

Os trabalhos apresentados por Razak et al. (2012), Vélez-Rivera et al. (2014), Payne et al. (2013), Nagle et al. (2012), Chalidabhongse, Yimyam e Sirisomboon (2006) e Khoje e Bodhe (2013) apresentam acurácia variando de 60 a 97%, com as mais variadas características e com abordagens mais complexas.

5 Contribuições e trabalhos futuros

Os trabalhos científicos sempre deixam um legado, visto por muitos como uma contribuição. Particularmente pode ser visto como um processo construtivo em que cada um deles coloca um tijolo em uma grande edificação (conhecimento) e como esse processo é contínuo, temos ainda muitos trabalhos futuros por realizar.

5.1 Contribuições do trabalho

O presente trabalho promoveu uma análise inicial no processo de seleção e classificação da manga *Palmer* na região do Vale do São Francisco, na perspectiva de contribuir na construção de um sistema completo de automação por visão computacional e, que sob essa ótica, os primeiros passos foram realizados com a obtenção de descritores ou indicadores simples para caracterizar as variantes do complexo de embalagem, bem como a identificação de classificadores de máxima informação, implementados em uma linguagem científica de fácil acesso.

Muito, ainda, precisa ser feito para a obtenção desse sistema com a fruta manga e, em especial, para a variedade *Palmer*, em todo o mundo, e não apenas no Brasil. Porém, uma contribuição já se iniciou com esse e com outros trabalhos.

5.2 Trabalhos futuros

Na busca da construção de um sistema de seleção e classificação por visão computacional para identificação e escolha da manga *Palmer*, várias operacionalidades precisam ainda ser respondidas. A sequência abaixo reflete um espectro dessas indagações, mesmo não tendo a intenção de esgotá-las por completo, sendo algumas:

- ampliar as características externas estudadas para doenças, forma, texturas, manchas, danos físicos, etc.;
- estudar características internas relacionadas ao grau de maturação do fruto, danos mecânicos, fisiológicos, etc.;
- realizar outros tipos e formas de classificação e compará-los com o proposto;

- analisar as vantagens competitivas e custo/benefício do sistema de visão computacional aplicado na seleção e classificação das mangas para o mercado interno e externo;
- estudar questões operacionais de luminosidade e de sensores eletro-ópticos;
- estudar o sincronismo entre a detecção de características e a classificação, e compará-los com o processo manual estabelecendo um percentual mínimo de eficiência com rentabilidade;
- desenvolver a maquinaria para operacionalizar o sistema de visão computacional de alta eficiência.

Referências Bibliográficas

- ABF. **Anuário brasileiro de fruticultura**. [S.l.]: Editora Gazeta, p. 136., 2014.
- AGRESTI, A. **Categorical data analysis**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2013.
- AL-OHALI, Y. Computer vision based date fruit grading system: Design and implementation. **Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences**, Elsevier, v. 23, n. 1, p. 29–36, 2011.
- ARAÚJO, J. L. P.; GARCIA, J. L. L. **Caracterização do mercado de manga na União Europeia**. [S.l.]: Embrapa Semiárido – Boletim de Pesquisa de Desenvolvimento, 2011. 38 p.
- ARAÚJO, J. L. P.; GARCIA, J. L. L. Estudo do mercado de manga na união européia. **Embrapa Semiárido-Artigo em periódico indexado (ALICE)**, Revista Econômica do Nordeste, Fortaleza, v. 43, n. 2, p. 289-308, 2012., 2012.
- ARIVAZHAGAN, S. et al. Fruit recognition using color and texture features. **Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences**, Citeseer, v. 1, n. 2, p. 90–94, 2010.
- ARIVU, C. V. G.; PRAKASH, G.; SARMA, A. S. S. Online image capturing and processing using vision box hardware: Apple grading. **International Journal of Modern Engineering Research (IJMER)**, v. 2, p. 639–634, 2012.
- ATENCIO, P. et al. Modelo visual automatico para la clasificacion y medida de calidad de fruto: Caso mangifera indica l. **DYNA**, 2006, Revista DYNA, v. 76, n. 160, p. 317–326, 2009.
- ATENCIO, P. S.; SÁNCHEZ, G. Enfoque geométrico para la estimación del peso del fruto mango de azúcar mediante procesamiento digital de imágenes. **Revista Avances en Sistemas e Informática**, Universidad Nacional de Colombia, v. 6, n. 3, p. 111–118, 2009.
- BAILEY, K.; BROWN, J. Learning about language assesment: Dilemmas, decisions, and directions & new ways of classroom assesment. **Learning**, v. 4, n. 2, 1999.
- BALLARD, D. H.; BROWN, C. M. Computer vision. **Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ**, p. 1–63, 1982.
- BASS, M. et al. **Handbook of optics**. [S.l.]: McGraw-Hill, 2001. 24.1-25.18 p.
- BAXES, G. A. **Digital image processing: principles and applications**. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 1994. 7 p.

- BHATTACHARYA, B. **Textbook of Visual Science and Clinical Optometry**. 1. ed. [S.l.]: JJaypee Brothers, 2009.
- BICAS, H. E. A. Morfologia do sistema visual. **Medicina (Ribeirão Preto. Online)**, v. 30, n. 1, p. 7–15, 1997.
- BLASCO, J.; ALEIXOS, N.; MOLTÓ, E. Machine vision system for automatic quality grading of fruit. **Biosystems Engineering**, v. 85, n. 4, p. 415–423, 2003.
- BOTTON, C. d. Avaliação da qualidade de mangas transportadas por via marítima chegando na europa pelo porto de roterdã, holanda. **Revista Brasileira de Fruticultura, Cruz das Almas**, v. 14, n. 2, p. 121–125, 1992.
- BOURLEGAT, P. O. B. L. **Simulação do transporte de mangas irradiadas para exportação**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2007.
- BRECHT, J. K. **Manual de práticas para o melhor manejo pós colheita da manga**. [S.l.], 2011.
- BUZERA, M. et al. Techniques of analysing the colour of produces for automatic classification. In: IEEE. **Intelligent Engineering Systems, 2008. INES 2008. International Conference on**. [S.l.], 2008. p. 209–214.
- CARVALHO, J. M.; MIRANDA, D. L. As exportações brasileiras de frutas: um panorama atual. In: **Anais do Congresso Brasileiro de Economia e Sociologia Rural**. [S.l.: s.n.], 2009.
- CEPEA. **Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada - ESALQ/USP**. 2014. Disponível em: <http://cepea.esalq.usp.br/pib>. Acessado em: 11/09/2014.
- CHALIDABHONGSE, T.; YIMYAM, P.; SIRISOMBOON, P. 2D/3D vision-based mango's feature extraction and sorting. In: IEEE. **Control, Automation, Robotics and Vision, 2006. ICARCV'06. 9th International Conference on**. [S.l.], 2006. p. 1–6.
- CHAROENPONG, T. et al. Volume measurement of mango by using 2d ellipse model. In: IEEE. **Industrial Technology, 2004. IEEE ICIT'04. 2004 IEEE International Conference on**. [S.l.], 2004. v. 3, p. 1438–1441.
- CHEN, P. Quality evaluation technology for agricultural products. In: **Proceedings of the international conference on agricultural machinery engineering**. [S.l.: s.n.], 1996. v. 1, p. 12–15.
- CHENG, H. D. et al. Color image segmentation: advances and prospects. **Pattern recognition**, Elsevier, v. 34, n. 12, p. 2259–2281, 2001.
- CHITARRA, M. I. F.; CHITARRA, A. B. **Pós-colheita de frutos e hortaliças: fisiologia e manuseio**. [S.l.]: Esal/Faepe Lavras, 1990.
- CHOUDHURY, M. M.; COSTA, T. S. Perdas na cadeia de comercialização da manga. **Embrapa Semi-Árido. Documentos**, 2004.

- COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. **Learning**, v. 20, p. 37–46, 1960.
- COLOMBO, E. **OPTICA FISICA BASICA: estruturada alrededor de concepto de coherencia luminosa**. [S.l.]: Universidad Nacional de Tucuman - UNT, 1991.
- CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. [S.l.]: CRC press, 2008.
- CUBERO, S. et al. Advances in machine vision applications for automatic inspection and quality evaluation of fruits and vegetables. **Food and Bioprocess Technology**, Springer, v. 4, n. 4, p. 487–504, 2011.
- DAVIDOFF, L. L.; JAIMES, J. A. P.; ESPINOSA, V. A. C. **Introducción a la Psicología**. [S.l.]: McGraw-Hill México, 1989. 100–104 p.
- DIMARZIO, C. A. **Optics for Engineers**. [S.l.]: Crc Press, 2011. 361–392 p.
- DRIMBAREAN, A.; WHELAN, P. F. Experiments in colour texture analysis. **Pattern recognition letters**, Elsevier, v. 22, n. 10, p. 1161–1167, 2001.
- DU, C.-J.; SUN, D.-W. Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation. **Trends in Food Science & Technology**, v. 15, n. 5, p. 230–249, 2004.
- DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. G. **Pattern classification**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2012.
- EGMONT-PETERSEN, M.; RIDDER, D. de; HANDELS, H. Image processing with neural networks - a review. **Pattern recognition**, Elsevier, v. 35, n. 10, p. 2279–2301, 2002.
- EMBRAPA, E. B. d. P. A. **Sistemas de Produção de Manga**. 2004. Disponível em: <<http://sistemasdeproducao.cnptia.embrapa.br/FontesHTML/Manga/CultivodaMangueira/colheita.htm>>.
- FAIRCHILD, M. D. **Color appearance models**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2013. 1–16 p.
- FEITOSA-SANTANA, C. et al. Espaço de cores. **Psicologia USP**, SciELO Brasil, v. 17, n. 4, p. 35–62, 2006.
- FENG, G.; QIXIN, C. Study on color image processing based intelligent fruit sorting system. In: IEEE. **Intelligent Control and Automation, 2004. WCICA 2004. Fifth World Congress on**. [S.l.], 2004. v. 6, p. 4802–4805.
- FILGUEIRAS H. A. C, e. a. **Frutas do Brasil: Manga Pos-colhieta**. [S.l.]: EMBRAPA Agroindustria Tropical, Fortaleza, 2000. 22-25 p.
- FILHO, R. A.; VITORELLO, Í.; BINS, L. S. Application of image merging, segmentation and region-classification techniques as a new approach for the detailed thematic mapping of soil-vegetation assemblages. **Brazilian Journal of Geology**, v. 27, n. 2, p. 207–210, 1997.

- FUKUDA, S. et al. Modelling the relationship between peel colour and the quality of fresh mango fruit using random forests. **Journal of Food Engineering**, Elsevier, v. 131, p. 7–17, 2014.
- GALIEV, S. I.; LISAFINA, M. Numerical optimization methods for packing equal orthogonally oriented ellipses in a rectangular domain. **Computational Mathematics and Mathematical Physics**, Springer, v. 53, n. 11, p. 1748–1762, 2013.
- GALVÃO, A. S. S. **Potencial frutícola do Vale do São francisco**. 2004. I conferência brasileira sobre arranjos produtivos locais.
- GANIRON-JR, T. U. Size properties of mangoes using image analysis. **International Journal of Bio-Science and Bio-Technology**, v. 6, n. 2, p. 31–42, 2014.
- GOMES, J. F. S.; LETA, F. R. Applications of computer vision techniques in the agriculture and food industry: a review. **European Food Research and Technology**, Springer, v. 235, n. 6, p. 989–1000, 2012.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de imagens digitais**. [S.l.]: Edgard Blucher, 2000. 15–21 p.
- GÖSSINGER, M. et al. Consumer's color acceptance of strawberry nectars from puree. **Journal of Sensory Studies**, Wiley Online Library, v. 24, n. 1, p. 78–92, 2009.
- GULRAJANI, M. **Colour measurement: principles, advances and industrial applications**. [S.l.]: Elsevier, 2010. 3–18 p.
- GUNASEKARAN, S. **Nondestructive Food Evaluation: Techniques to Analyze Properties and Quality**. [S.l.: s.n.], 2000. (Food Science and Technology). ISBN 9780824704537.
- Haidar, A.; Dong, H.; Mavridis, N. Image-based date fruit classification. In: IEEE. **Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops (ICUMT), 2012 4th International Congress on**. [S.l.], 2012. p. 357–363.
- HAMMAD, A.; KASSIM, F. Colour vision properties for peel of mango's fruit: An approach to objective of total pigments assessment: RGB, CMY and total pigments relations mathematical guide. p. 55–60, 2013.
- HELENE, O.; HELENE, A. F. Alguns aspectos da óptica do olho humano. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, Scielo, v. 33, n. 3, p. 3312, 2011.
- HURVICH, L. M.; JAMESON, D. Helmholtz and the three-color theory: An historical note. **The American Journal of Psychology**, JSTOR, p. 111–114, 1949.
- JAHNE, B. **Computer vision and applications: a guide for students and practitioners**. [S.l.]: Academic Press, 2000.
- JÄHNE, B.; HAUSSECKER, H.; GEISSLER, P. **Handbook of computer vision and applications**. [S.l.: s.n.], 1999. 12–40 p.

- JALI, E.; GOLNABI, H.; JAFARI, R. Vision analysis for small size object imaging and grading. **Iranian Physical Journal**, v. 2, n. 4, p. 11–16, 2009.
- JARIMOPAS, B.; JAISIN, N. An experimental machine vision system for sorting sweet tamarind. **Journal of Food Engineering**, v. 89, n. 3, p. 291–297, 2008.
- JOSE, A. R. S. **Manga: produção e comercialização**. [S.l.]: UESB-DFZ, 1992. 15 p.
- JR, D. W. H.; LEMESHOW, S. **Applied logistic regression**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2004.
- KAISER, P. K.; BOYNTON, R. M. Human color vision. 1996.
- KANDI, S. G. Automatic defect detection and grading of single-color fruits using hsv (hue, saturation, value) color space. **Journal of Life Sciences**, v. 4, n. 7, p. 39–45, 2010.
- KANG, H. R. **Color technology for electronic imaging devices**. [S.l.]: SPIE press, 1997.
- KANG, S.; EAST, A.; TRUJILLO, F. Colour vision system evaluation of bicolour fruit: A case study with ‘b74’ mango. **Postharvest Biology and Technology**, Elsevier, v. 49, n. 1, p. 77–85, 2008.
- KHAIRUNNIZA-BEJO, S.; KAMARUDIN, S. Chokanan mango sweetness determination using hsb color space. In: IEEE. **Computational Intelligence, Modelling and Simulation (CIMSIM), 2011 Third International Conference on**. [S.l.], 2011. p. 216–221.
- KHOJASTEHNASH, M.; OMID, M.; TABATABAEEFAR, A. Development of a lemon sorting system based on color and size. **African Journal of Plant Science**, v. 4, n. 4, p. 122–127, 2010.
- KHOJE, S.; BODHE, S. Comparative performance evaluation of size metrics and classifiers in computer vision based automatic mango grading. **International Journal of Computer Applications**, Citeseer, v. 61, n. 9, p. 1–7, 2013.
- KLEINBAUM, D. **Logistic regression: a self-learning text**/David G. Kleinbaum, Mitchel Klein, with contributions by Erica Rihl Pryor. [S.l.]: New York, NY: Springer, 2002.
- KODAGALI, J. A.; BALAJI, S. Computer vision and image analysis based techniques for automatic characterization of fruits—a review. **International Journal of Computer Applications**, v. 50, n. 6, 2012.
- KOPEIKA, N. S. **A system engineering approach to imaging**. [S.l.]: SPIE press, 1998. 107–132 p.
- KRIPPENDORFF, K. **Content analysis: An introduction to its methodology**. [S.l.]: Sage, 2012.
- KUEHNI, R. G. **Color: An introduction to practice and principles**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2012. 26–78 p.

- LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, JSTOR, p. 159–174, 1977.
- LEE, H.-C. **Introduction to color imaging science**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2005. 13-144 p.
- LI, C.; CAO, Q.; GUO, F. A method for color classification of fruits based on machine vision. **WSEAS Transactions on Systems**, v. 8, n. 2, p. 312–321, 2009.
- LI, Q.; WANG, M.; GU, W. Computer vision based system for apple surface defect detection. **Computers and electronics in agriculture**, Elsevier, v. 36, n. 2, p. 215–223, 2002.
- LIMING, X.; YANCHAO, Z. Automated strawberry grading system based on image processing. **Computers and Electronics in Agriculture**, Elsevier, v. 71, p. S32–S39, 2010.
- MAHENDRAN, R. Application of computer vision technique on sorting and grading of fruits and vegetables. **Journal of Food Processing & Technology**, 2012.
- MANGO. **Maturity & ripeness guide**. 2010. Disponível em: <http://www.mango.org/sites/default/files/download/MangoAcessado> em: 11/09/2014.
- MANJUNATH, B. S. et al. Color and texture descriptors. **Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 11, n. 6, p. 703–715, 2001.
- MARÔCO, J. **Análise estatística com o SPSS Statistics**. [S.l.]: ReportNumber, Lda, 2011.
- MARTINELLI, O.; CAMARGO, J. A cadeia de frutas frescas no âmbito das configurações produtivas globais. **Revista Econômica do Nordeste—REN**, v. 33, n. 2, p. 255–276, 2002.
- MATHOOKO, F. M. et al. Evaluation of physical and sensory quality attributes of three mango varieties at three stages of ripeness, grown in lower eastern province of Kenya-part 1. 2013.
- MAZUCHELI, J. Algumas medidas do valor preditivo de um modelo de classificação. **Rev. Bras. Biom**, v. 26, n. 2, p. 83–91, 2008.
- MCCLUNEY, W. R. **Introduction to radiometry and photometry**. [S.l.]: Artech House Publishers, 2014. 1–62 p.
- MENARD, S. **Logistic regression: From introductory to advanced concepts and applications**. [S.l.]: Sage Publications, 2009.
- MENDOZA, F.; DEJMEK, P.; AGUILERA, J. M. Calibrated color measurements of agricultural foods using image analysis. **Postharvest Biology and Technology**, Elsevier, v. 41, n. 3, p. 285–295, 2006.
- METROPOLIS, N. et al. Equation of state calculations by fast computing machines. **The Journal of Chemical Physics**, v. 21, n. 6, p. 1087–1092, 1953.

- MIZUSHIMA, A.; LU, R. An image segmentation method for apple sorting and grading using support vector machine and otsu's method. **Computers and Electronics in Agriculture**, Elsevier, v. 94, p. 29–37, 2013.
- NAGLE, M. et al. **Non-Destructive Mango Quality Assessment Using Image Processing: Inexpensive Innovation For The Fruit Handling Industry**. [S.l.]: September, 2012.
- NALWA, V. S. **A guided tour of computer vision**. [S.l.]: Addison-Wesley Reading, MA, 1993.
- NARENDRA, V.; HAREESHA, K. Prospects of computer vision automated grading and sorting systems in agricultural and food products for quality evaluation. **International Journal of Computer Applications**, v. 1, n. 4, p. 1–9, 2010.
- NIXON, M.; NIXON, M. S.; AGUADO, A. S. **Feature extraction and image processing for Computer Vision**. [S.l.]: Academic Press, 2012. 4–12 p.
- ONG, P. M. B.; PUNZALAN, E. R. Comparative analysis of rgb and hsv color models in extracting color features of green dye solutions. 2014.
- PARRAMAN, C. **Colour coded**. [S.l.]: The centre for fine print research university of the West of Englan, 2010. 296 p.
- PATHARE, P. B.; OPARA, U. L.; AL-SAID, F. A.-J. Colour measurement and analysis in fresh and processed foods: a review. **Food and Bioprocess Technology**, Springer, v. 6, n. 1, p. 36–60, 2013.
- PAYNE, A. B. et al. Estimation of mango crop yield using image analysis–segmentation method. **Computers and Electronics in Agriculture**, Elsevier, v. 91, p. 57–64, 2013.
- PEACOCK, B. et al. Influence of harvest maturity of mangoes on storage potential and ripe fruit quality. **ASEAN Food J**, v. 2, p. 99–101, 1986.
- PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. **Análise de imagens digitais: princípios, algoritmos e aplicações**. [S.l.]: Thomson Learning, 2008. 13–15 p.
- PORNPRASIT, R.; NATWICHAI, J.; SRISUNGSITTISUNTI, B. Mango fruit quality prediction using associative classification rules. **International Journal of Computer Applications**, v. 57, n. 16, 2012.
- POYNTON, C. A. **A technical introduction to digital video**. [S.l.]: J. Wiley, 1996.
- PRESS, W. H. et al. **Numerical Recipes in C (2Nd Ed.): The Art of Scientific Computing**. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 1992. ISBN 0-521-43108-5.
- PRIYA, R. J.; BHUMESH, S.; MONISHA, P. Classification of mangoes by object features andvcontour modeling. **Machine Vision and Image Processing (MVIP)**, p. 164–168, 2012.

- QUEVEDO, R.; AGUILERA, J.; PEDRESCHI, F. Color of salmon fillets by computer vision and sensory panel. **Food and Bioprocess Technology**, Springer, v. 3, n. 5, p. 637–643, 2010.
- RAFIQ, A. et al. Application of computer vision system in food processing - A Review. **Journal of Engineering Research and Applications**, v. 3, p. 1197–1205, 2013.
- RAJI, A.; ALAMUTU, A. Prospects of computer vision automated sorting systems in agricultural process operations in Nigeria. International Commission of Agricultural Engineering, 2005.
- RAO, P. S.; RENGANATHAN, S. New approaches for size determination of apple fruits for automatic sorting and grading. **Iranian Journal of Electrical and Computer Engineering**, ELECTRICAL ENG. RES. INST. JAHAD, v. 1, n. 2, 2002.
- RAZAK, T. R. B. et al. Mango grading by using fuzzy image analysis. In: **International Conference on Agricultural, Environment and Biological Sciences**. [S.l.: s.n.], 2012.
- RELF, C. G. **Image acquisition and processing with LabVIEW**. [S.l.: s.n.], 2003.
- RIQUELME, M. et al. Olive classification according to external damage using image analysis. **Journal of Food Engineering**, Elsevier, v. 87, n. 3, p. 371–379, 2008.
- ROSENFELD, M.; LOGAN, N.; EDWARDS, K. H. **Optometry: science, techniques and clinical management**. [S.l.]: Elsevier Health Sciences, 2009. 1–69 p.
- ROUKHE, A. et al. Sorting dates fruit bunches based on their maturity using camera sensor system. **Journal of Theoretical & Applied Information Technology**, v. 56, n. 3, 2013.
- RUSS, J. C. **The image processing handbook**. [S.l.]: CRC press, 2010.
- SAAD, F. S. A. et al. Bio-inspired vision fusion for quality assessment of harumanis mangoes. In: IEEE. **Intelligent Systems, Modelling and Simulation (ISMS), 2012 Third International Conference on**. [S.l.], 2012. p. 317–324.
- SADEGAONKAR, D. V. D.; WAGH, M. K. H. Quality inspection and grading of mangoes by computer vision & image analysis. **Journal of Engineering Research and Applications**, v. 3, p. 1208–1212, 2013.
- SCHULZE, K. et al. Application of an equation for size-mass-correlation for nam dokmai mangoes for automated sorting processes. In: **International science conference on “sustainable land use and rural development in mountain areas”**, University of Hohenheim, Stuttgart. [S.l.: s.n.], 2012. p. 16–18.
- SENG, W. C.; MIRISAEE, S. H. A new method for fruits recognition system. In: IEEE. **Electrical Engineering and Informatics, 2009. ICEEI’09. International Conference on**. [S.l.], 2009. v. 1, p. 130–134.
- SERRANO, J. F. V. et al. Visión por computador. **Recuperado el**, v. 16, 2003.

- SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review**, ACM, v. 5, n. 1, p. 3–55, 2001.
- SHARMA, G.; BALA, R. **Digital color imaging handbook**. [S.l.: s.n.], 2014. 2-47 p.
- SHARMA, P.; KAUR, M. Classification in pattern recognition: A review. **International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering**, v. 3, n. 4, 2013.
- SIEGEL, S. **Estatística não-paramétrica para as ciências do comportamento**. [S.l.]: McGraw-Hill São Paulo, 1975.
- SILVA, J. d. S.; SANTOS, R. et al. Comportamento dos preços da manga exportada do Brasil: 2004-2012. **Embrapa Semiárido-Artigo em periódico indexado (ALICE)**, Organizações Rurais & Agroindustriais, Lavras, v. 15, n. 3, p. 370-380., 2013.
- SINGH, M.; KAUR, G.; KAUR, S. Machine vision: An upcoming realm. **WHERE IS “HE, WHO CAN” TEACH?**, p. 186, 2004.
- SIRISATHITKUL, Y.; THUMPEN, N.; PUANGTONG, W. Automated chokun orange maturity sorting by color grading. **Walailak Journal of Science and Technology (WJST)**, v. 3, n. 2, p. 195–205, 2011.
- SIVAKUMAR, D.; JIANG, Y.; YAHIA, E. M. Maintaining mango (*Mangifera indica* L.) fruit quality during the export chain. **Food Research International**, Elsevier, v. 44, n. 5, p. 1254–1263, 2011.
- SPREER, W.; MÜLLER, J. Estimating the mass of mango fruit (*Mangifera indica*, cv. chok anan) from its geometric dimensions by optical measurement. **Computers and electronics in agriculture**, Elsevier, v. 75, n. 1, p. 125–131, 2011.
- STANGE, R. L.; NETO, J. J. Reconhecimento de padrões em classificadores – comparação de técnicas e aplicações. In: **4º Workshop de Tecnologia Adaptativa**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 63–67.
- STEMLER, S. E. A comparison of consensus, consistency, and measurement approaches to estimating interrater reliability. 2004.
- STOSIC, B. D. Pairwise clustering using a monte carlo markov chain. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 388, n. 12, p. 2373 – 2382, 2009.
- SUN, D. W. **Computer vision technology for food quality evaluation**. [S.l.]: Academic Press, 2011.
- SURI, J. S. **Image modeling of the human eye**. [S.l.]: Artech House, 2008. 1-9 p.
- SWAIN, M. J.; BALLARD, D. H. Color indexing. **International journal of computer vision**, Springer, v. 7, n. 1, p. 11–32, 1991.
- TEIXEIRA, L. V. Análise sensorial na indústria de alimentos. **Revista do Instituto de Laticínios Cândido Tostes**, v. 64, n. 366, p. 12–21, 2009.

TEOH, C.; SYAIFUDIN, A. M. Image processing and analysis techniques for estimating weight of chokanan mangoes. **Journal of Tropical Agriculture and Food Science**, v. 35, n. 1, p. 183, 2007.

TIAN, C. A computer vision-based classification method for pearl quality assessment. In: IEEE. **Computer Technology and Development, 2009. ICCTD'09. International Conference on**. [S.l.], 2009. v. 2, p. 73–76.

UKIRADE, N. S. Color grading system for evaluating tomato maturity. **International Journal of Research in Management, Science & Technology**, v. 2, n. 1, p. 41–45, 2014.

VÉLEZ-RIVERA, N. et al. Computer vision system applied to classification of “manila” mangoes during ripening process. **Food and Bioprocess Technology**, Springer, v. 7, n. 4, p. 1183–1194, 2014.

WANITCHANG, P. et al. Non-destructive maturity classification of mango based on physical, mechanical and optical properties. **Journal of Food Engineering**, Elsevier, v. 105, n. 3, p. 477–484, 2011.

WATKINSON, J. **An introduction to digital video**. [S.l.]: Taylor & Francis, 2001.

WU, D.; SUN, D.-W. Colour measurements by computer vision for food quality control—a review. **Trends in Food Science & Technology**, Elsevier, v. 29, n. 1, p. 5–20, 2013.

YAHIA, E.-H. M. **Postharvest handling of mango**. [S.l.], 1999.

YAMAMOTO, K. et al. On plant detection of intact tomato fruits using image analysis and machine learning methods. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 14, n. 7, p. 12191–12206, 2014.

YIMYAM, P. et al. Physical properties analysis of mango using computer vision. In: **Proceeding of ICCAS**. [S.l.: s.n.], 2005.

YOUNG, T. **On the theory of light and colors**. [S.l.]: Readex Microprint Corporation, 1967.

ZEUCH, N. **Understanding and applying machine vision, revised and expanded**. [S.l.]: CRC Press, 2000. 416 p.

ZHENG, C.; SUN, D. W.; ZHENG, L. Recent developments and applications of image features for food quality evaluation and inspection—a review. **Trends in Food Science & Technology**, Elsevier, v. 17, n. 12, p. 642–655, 2006.

Anexos

ANEXO A – Formulário de avaliação de descritores da manga Palmer

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA
AGROBRÁS - PESQUISA
FORMULÁRIO DE AVALIAÇÃO DE DESCRITORES DA MANGA PALMER

Avaliador: _____

Bancada: _____

Marque com um X nos quadros abaixo em relação a cada pergunta:

1) Qual o calibre da manga:

4	5	6	7	8	9	10	11	12	13

14	15	16	17	18

2) Classificação da Manga (cor):

EXPORTAÇÃO	MERCADO INTERNO