

# CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE FRUTAS POR ANÁLISE DE IMAGEM – O CASO DA MANGA TOMMY ATKINS

J. N. Carvalho, E. C. Gurjão, M. E. R. M. C. Mata, M. E. M. Duarte

**Abstract** - Determination of fruit quality in the agricultural industry is mostly performed by evaluating the physical properties of these products. The accuracy and speed in determining aspects which are difficult to interpret is a major challenge of industrial automation. This paper presents a method for standardization, inspection and classification of fruits from image, estimating their approximate maturity. The Tommy Atkins mango is to be used as pilot study.

**Keywords** - Classification of fruits, ripeness, computer vision and image analysis.

## I. INTRODUÇÃO

AS frutas, assim como outros produtos agrícolas, estão sujeitas a danos e perdas ao longo de todas as fases de sua produção; porém, é na pós-colheita que se concentram os maiores prejuízos, que são devidos principalmente ao processamento, embalagem, manuseio e transporte inadequados, além de técnicas de conservação incipientes. Tudo isso pode vir a produzir alterações mecânicas, fisiológicas ou patológicas, degradando a qualidade do produto [1].

Dentre os processos da pós-colheita, a seleção e classificação de frutas vêm merecendo especial atenção, afinal, esse é o processo que decide se determinado produto está ou não com a qualidade exigida pelo consumidor. Nesse contexto, a avaliação precisa e rápida do estado de maturação dos produtos na indústria de alimentos representa indubitavelmente, uma das questões críticas neste setor, em virtude dos altos custos do tempo, exigidos por este processo [2]. Na tentativa de resolver esse problema, duas heurísticas básicas são adotadas: aumentar o efetivo de pessoal ou aplicar tecnologias de automação. O alto custo dessas tecnologias tem representado um obstáculo para o setor, simplesmente porque esta tecnologia não está ao alcance das pequenas e médias empresas dedicadas a esta indústria. Dessa forma, sistemas de baixo custo para análise de imagens, aplicados

à classificação e seleção de frutos, podem vir a representar um diferencial na balança da competitividade desse exigente mercado. Esses sistemas são constituídos de métodos de análise não invasivos, ou seja, são muito adequados para ser utilizado na indústria alimentar. No processamento da manga, a seleção obedece a critérios definidos em padrões nacionais e internacionais que determinam as exigências para o mercado. No processo de exportação existente no Brasil, a manga não possui uma classificação específica, sendo suas características “ditadas” pelo importador; não obstante, a coloração característica da fruta deve ser feita selecionando frutas de cores semelhantes no processo de embalagem [19]. Os padrões definem ainda a correlação entre o estado de maturação e as cores da casca [3], [4]; alguns incluem ainda a avaliação das cores da polpa, não sendo considerados no presente trabalho, por se tratar de um procedimento destrutivo.

## II. OBJETIVOS

Este trabalho apresenta um método baseado em inspeção visual automática para a classificação de mangas da variedade Tommy Atkins (*Mangifera indica* L.) em padrões previamente definidos, através da avaliação da cor da casca. Um mecanismo de aprendizagem de máquina cria uma generalização dos modelos dos padrões de classificação a partir de exemplos apresentados, e utiliza essas generalizações para classificar novas amostras.

Um mecanismo elementar para inserção e utilização de padrões comerciais a partir de valores pré-estabelecidos também está incluído.

Técnicas de análise de imagem e computação gráfica são utilizadas para reduzir o tempo de processamento (throughput).

## III. REFERENCIAL TEÓRICO

### III.1 ETAPAS DO PROCESSAMENTO DE IMAGENS

O processamento de imagens envolve invariavelmente as seguintes tarefas (Fig. 1) [5]:

A *Aquisição de dados* é simplesmente a disponibilização da imagem na forma digital para a entrada do sistema.

O *pré-processamento* consiste na utilização de técnicas de computação gráfica, como transformações lineares e não lineares, que permitem ajustes de contraste, remoção de ruído, seleção de regiões de interesse,

---

J. N. Carvalho, Universidade Federal da Paraíba (UFPB), Rio Tinto, Paraíba, Brasil, [joelson@dce.ufpb.br](mailto:joelson@dce.ufpb.br)

E. C. Gurjão, Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), Campina Grande, Paraíba, Brasil, [ecandeia@dee.ufcg.edu.br](mailto:ecandeia@dee.ufcg.edu.br)

M. E. R. M. C. Mata, Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), Campina Grande, Paraíba, Brasil, [mmata@deag.ufcg.edu.br](mailto:mmata@deag.ufcg.edu.br)

M. E. M. Duarte, Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), Campina Grande, Paraíba, Brasil, [elita@deag.ufcg.edu.br](mailto:elita@deag.ufcg.edu.br)

reamostragem dos pixels em uma nova escala, extração de características de imagem para segmentação, etc.

A *segmentação* de imagens permite separar a imagem em regiões disjuntas através de critérios relevantes para a aplicação. Pode-se, por exemplo, separar um objeto de interesse do resto dos pixels da imagem separando-a em duas regiões distintas. A saída da segmentação pode ser a fronteira do objeto com seu exterior.

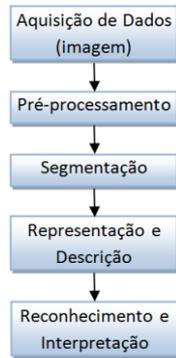


Figura 1. Etapas do processamento de imagens

A *representação* consiste das várias formas de armazenar o conjunto resultante da segmentação. Esta representação da imagem contém informações sobre a forma e a topologia dos objetos. Os processos de descrição e de representação, visam a extração de características ou propriedades que possam ser utilizadas na discriminação dos objetos em classes, características essas que se baseiam geralmente em atributos numéricos.

O *reconhecimento* associa um identificador (ou rótulo) a cada objeto segmentado, enquanto a *interpretação* associa um significado a objetos segmentados ou a um conjunto desses.

### III.2 PADRÃO DE CORES CIE-RGB

Em 1931, o CIE ("Commission Internationale de l'Eclairage") adotou um sistema de representação do espaço de cores, que é constituído por três cores denominadas primárias – Vermelho, Verde e Azul. Os valores dessas cores no espectro visível são, respectivamente: 435,8 nm, 546,1 nm e 700 nm [17]. Esse padrão é denominado CIE-RGB, mais conhecido por RGB [6].

O modelo de espaço de cores RGB é provavelmente o mais usado entre os modelos de cores e é baseado na teoria tricromática da cor, de Thomas Young e Hermann Von Helmholtz (1773-1829), cujo princípio é o de que diversos efeitos cromáticos são obtidos pela projeção da luz branca através dos filtros vermelho, verde e azul e pela superposição de círculos nas cores projetadas [7].

O espaço de cores RGB pode ser representado pela figura geométrica denominada de "cubo das cores", como apresentado na Fig. 2.

Assim, cada cor pertencente ao sistema RGB, pode ser identificada por uma tripla ordenada (R, G, B) de números inteiros, onde cada elemento possui valor entre 0 e 255.

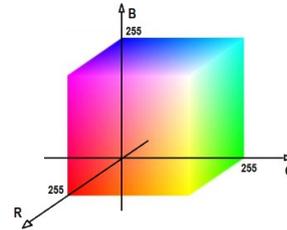


Figura 2. O cubo de cores RGB (abstração dos autores)

### III.3 PADRÃO DE CORES CIE-HSL

Derivado do padrão RGB, o modelo de cores HSL também foi definido pelo CIE e consiste em decompor a cor de acordo com os seguintes critérios fisiológicos:

- Matiz ou tonalidade (H, *hue*), correspondendo à percepção da cor;
- Saturação (S, *saturation*), descrevendo a pureza da cor;
- Luminosidade (L, *lightness*), indicando a quantidade de luz da cor, ou seja o seu aspecto claro ou sombrio.

A representação gráfica do modelo HSL é formada por dois cones cuja soma dos eixos é 1,0 (normalizado), e cujas bases são coincidentes, como mostra a Fig. 3 [6].

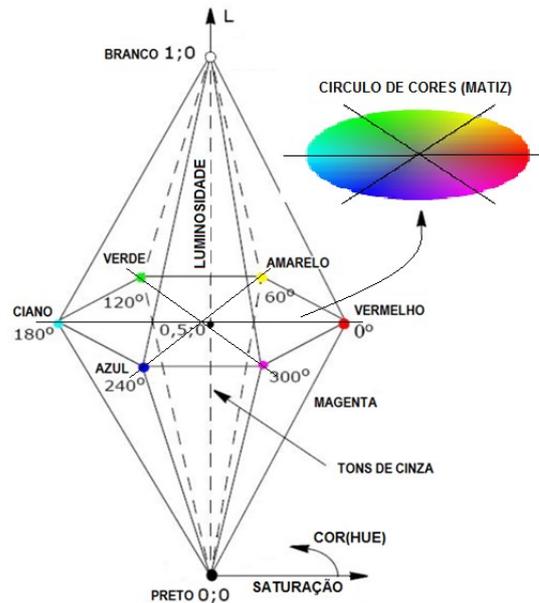


Figura 3. Abstração do cone e do círculo de cores do padrão HSL (adaptado pelos autores com base em [5]).

O matiz é determinado pelos pontos no círculo da borda das duas bases comuns aos cones,

A saturação também é normalizada, e varia de 0 a 1, conforme a distância ao eixo do cone. Quanto mais próxima da borda externa, maior a saturação da cor.

A luminosidade também varia de 0 (preto) a 1 (branco) ao longo do eixo comum aos dois cones, onde se encontra a escala de cinza.

Os matizes puros são encontrados no plano onde a luminosidade é igual a 0,5 (junção dos cones) e a saturação é igual a 1.

As cores puras primárias são defasadas em 120° entre si, enquanto as secundárias são defasadas em 60° das primárias.

O modelo HSL é um modelo de representação dito “natural”, ou seja, próximo da percepção fisiológica da cor pelo olho humano, ao contrário do modelo RGB, que é facilmente implementado em máquinas, mas de difícil utilização pelos seres humanos, visto que não se percebe naturalmente a cor como uma composição das três cores básicas, apesar de ser possível identificar com facilidade as cores básicas primárias (vermelho, verde e azul) e secundárias (amarelo, ciano e magenta) [6].

O modelo RGB pode ser convertido para o padrão HSL; dessa maneira, a tarefa de comparação de cores se dará utilizando apenas um valor (H), ao invés dos três componentes RGB. Além disso, as informações de saturação e brilho podem ser utilizadas separadamente.

### III.4 DESCRITORES DE COR

Existem várias formas de representar uma imagem; as representações devem ter a capacidade de inscrever em algum meio, a informação contida na imagem, para que possa ser posteriormente recuperada e utilizada. Quando se utiliza a cor como característica para a representação de imagens, as formas contidas nas imagens são abstraídas. Apesar dessa perda de informação, torna-se possível analisar aspectos relevantes que envolvem as cores presente numa imagem, independentemente da posição física do objeto no espaço.

A cor é uma das características mais amplamente utilizadas em sistemas de análise de imagens por ser relativamente independente quanto ao tamanho, orientação e resolução da imagem e é computacionalmente menos cara quando comparada a outros descritores [8].

### III.5 HISTOGRAMAS

Para representar a cor de um determinado objeto em uma imagem, diferentes espaços de cores, como o RGB e o HSL podem ser empregados. As imagens são formadas por um grande número de pontos coloridos indivisíveis (pixels) e a disposição desses pontos forma a imagem. Um *histograma de cor* é a representação da distribuição quantitativa de cores em uma imagem, e é construído a partir da contagem dos pixels de cada cor diferente em um determinado espaço de cor. Os histogramas podem ser definidos em  $R^2$  ou  $R^3$ .

A construção de um histograma se baseia na construção de diversas regiões de cores, uma para cada cor

presente na imagem, dentro de um determinado espaço de cores. Em seguida, efetua-se o somatório da ocorrência de uma cor na imagem, incrementando a cada vez, as regiões de cores. Enfim, o histograma nada mais é do que um gráfico que tem num dos seus eixos a representação numérica das cores de um sistema ou espaço, e no outro a quantidade de pontos para cada cor que uma determinada imagem contém. Dentre os descritores de cor, o Histograma é de longe o mais largamente utilizado em recuperação de imagens [9].

Os histogramas cumprem a tarefa de *representação da informação*, no sistema de processamento de imagens.

### III.6 CLASSIFICAÇÃO E SISTEMAS DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA

A *classificação* permeia a quase totalidade das nossas atividades, principalmente as tarefas relacionadas à resolução de problemas; *classificar* é o processo de separar indivíduos, coisas e fenômenos, tomando como base algumas de suas características comuns. Os sistemas de aprendizagem utilizam mecanismos de classificação como base para sua operação. A classificação para um sistema desse tipo é o processo de atribuir a uma informação recebida (entrada do sistema) um nome que designa a classe à qual pertence. Esse processo implica em estabelecer uma *descrição* para essas classes. Como as classes se apresentam de formas diferentes dependendo do uso ou aplicação à que são submetidas, essas descrições poderão ser realizadas de várias formas.

Para que um sistema classificador possa atribuir a uma determinada entidade uma classe, se faz necessário que essa classe já tenha sido previamente definida. A definição das classes pode ser feita de várias formas [16]; uma delas é definir a classe a partir da soma ponderada de características relevantes do seu domínio. Para isso, isola-se um conjunto de características relevantes para o domínio da tarefa, constituindo um conjunto  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ , onde cada elemento  $C_i$ , com  $i = \{1, 2, \dots, n\}$  representa o valor de um parâmetro relevante. Associa-se a cada  $C_i$  um valor  $p_i$  (discreto ou contínuo), como um peso que exprime a existência ou a importância da característica associada. Pode-se então definir uma classe como sendo uma função de avaliação sobre essas características, ou seja:

$$f(C) = \sum_{i=1}^n C_i p_i.$$

O número  $n$  representa a quantidade de elementos utilizados no conjunto de características.

### III.7 APRENDIZAGEM INDUTIVA

A aprendizagem indutiva é caracterizada pelo uso da indução nos processos de classificação. As técnicas ou métodos de indução a serem utilizadas para a construção de classes dependem da maneira como estão descritas

essas classes.

A *Aprendizagem a partir de Exemplos*, também chamada *Aquisição de Conceitos*, é um tipo de sistema de aprendizagem indutiva, que identifica caracterizações de alguns objetos (situações, processos, etc.) pré-classificados por um instrutor (humano ou não) em uma ou mais classes. A hipótese induzida pelo sistema pode ser caracterizada como uma regra de reconhecimento conceitual, de forma que se um objeto for reconhecido por esta regra, então esse objeto pertence à classe ou conceito respectivo [10], [16].

Os parâmetros utilizados na aprendizagem ou na definição de padrões cumprem a tarefa de *reconhecimento* no processamento de imagens. A aprendizagem desses parâmetros pode ainda ser realizada de maneira adaptativa; a adaptabilidade sugere a capacidade de modificação do conjunto de regras aprendidas em resposta à entrada de novos objetos com diferentes características submetidos durante o processo de aprendizagem, ou mesmo autoajustes no conjunto de parâmetros.

### III.8 PADRÕES COMERCIAIS DE CORES PARA A MANGA

A utilização de padrões de cores para selecionar frutas pelas cores da casca é aplicada tanto para determinar a maturação da fruta, quanto para atender a critérios mais subjetivos, como a estética.

No caso da avaliação da maturação, os padrões são definidos em níveis, que indicam a aparência da fruta em determinado estágio de seu desenvolvimento. O estado de maturação de uma fruta não é um fenômeno linear, e mais, pode ser modificada e ter sua relação aparência x tempo modificada, com o uso de técnicas agrícolas de aceleração e retardo do amadurecimento; como a imagem da fruta também é afetada por essas técnicas, a indicação do estado (e não do tempo) de maturação a partir da imagem da fruta torna-se possível.

## IV. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os padrões são geralmente estabelecidos pelo comprador, que dita os critérios de avaliação. Um desses padrões está descrito em [11]; ele estabelece faixas de cobertura cromática para a manga Tommy Atkins, divididas em cinco níveis que vão da fruta totalmente verde, passando por faixas intermediárias de maturação, até a fruta madura, como mostra a Fig. 4.

Existem várias escalas de cores para a casca para diferentes variedades de manga; alguns desses padrões são adotados para uso comercial em vários países [12], [13].

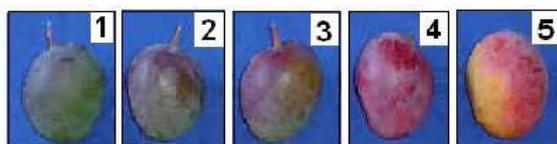


Figura 4. Conjunto de mangas associadas aos níveis do padrão Embrapa (Fonte: [11] disponibilizado p/ D. P. em www.cpsa.embrapa.br).

Este padrão define a sua função de pertinência como é mostrado na Tab. 1:

TABELA 1  
NÍVEIS DO PADRÃO EMBRAPA

NÍVEL	% COR	% COR	% COR
	VERDE	VERMELHO	AMARELO
1	100	-	-
2	75	25	-
3	50	50	-
4	25	75	-
5	-	-	25

Outro padrão para avaliação da maturidade da manga a partir da coloração da casca foi definido pela avaliação do percentual de cor vermelha na manga [14]; esse padrão denomina-se “Escala de Blush para coloração da casca (EBCC)”. A escala é enumerada de 1 a 5, de maneira similar ao padrão Embrapa, onde cada número corresponde a uma faixa percentual da cor vermelha, como mostra a Tab. 2.

TABELA 2  
NÍVEIS DA ESCALA EBCC

NÍVEL	% COR
	VERMELHA
1	0
2	0 - 25
3	25 - 50
4	50 - 75
5	75 - 100

A norma técnica NTC 5139 [15] é um padrão Colombiano para classificação da manga segundo seu estágio de maturação. Também define cinco níveis, sendo em sua essência, idêntico ao estabelecido pela Embrapa.

Embora os padrões acima apresentados sejam normas comerciais já estabelecidas e utilizadas, a interferência de fatores ambientais e nutricionais no desenvolvimento da casca das mangas pode não obedecer aos mesmos; isso é particularmente válido para a variedade Tommy Atkins. Por esse motivo, recomenda-se que os beneficiadores de manga adaptem sua própria escala de cores, com base na associação com outros indicadores de colheita [11], [2], [18], [19].

## V. CAPTURA DE IMAGENS

Para realizar a seleção de mangas utilizando como critério a cor da casca, torna-se necessário estabelecer um padrão de referência; esse padrão permitirá ao agente selecionador, realizar uma comparação para identificar a manga segundo critérios pré-estabelecidos. Esta comparação envolverá os componentes HS e L. Embora a componente L represente apenas o aspecto do Brilho, considera-se sua inclusão relevante, pois ao amadurecer,

os frutos perdem água e sua casca se torna mais opaca, influenciando esse parâmetro.

Uma vez que seja estabelecido o padrão, existirá o risco de erros humanos na seleção, porquanto a percepção de diferenças em escala de cores não é uma tarefa trivial, principalmente sem aparelhos de mensuração adequados. Isso realça a importância dos métodos automáticos de classificação.

### V.1 CAPTURA DE IMAGENS

O processo de classificação é iniciado com a captura de imagens da manga; duas imagens de cada amostra são necessárias, uma para cada lado da manga em estado de repouso, como mostra a Fig. 5.



Figura 5 – Imagens capturadas dos dois lados (A e B) de uma mesma manga.

Para capturar as imagens da manga, foi construída uma câmara escura, que proporciona um ambiente controlado, com iluminação adequada, distância da lente ao objeto invariável, posicionamento do objeto orientado pelo eixo (suporte em “V”), com uma câmera digital de média resolução (5,0 Mpixels). A Fig. 6 apresenta os aspectos externo e interno dessa câmara.



Figura. 6– Câmara para aquisição de imagens.

### V.2 CONVERSÃO DO ESPAÇO RGB EM HSL

As imagens capturadas possuem um sistema de representação de 8 bits (RGB), que é padrão da câmara digital utilizada. Como se deseja imagens com a representação no padrão HSL, uma conversão deve ser feita. Inicialmente, realiza-se a normalização das cores do espaço RGB, da seguinte maneira [5]:

Efetuando o somatório dos valores das componentes do espaço RGB, obtém-se:

$$\Delta = R + G + B$$

Em seguida, a normalização transforma cada valor RGB em uma fração pertencente ao intervalo [0,1]. Cada

componente de cor pode agora ser descrito da seguinte maneira:

$$r = \frac{R}{\Delta}, \quad g = \frac{G}{\Delta}, \quad b = \frac{B}{\Delta}$$

A componente Cor ( $H$ ) é dada por:

$$H = \begin{cases} \theta & \text{se } b \leq g \\ 360 - \theta & \text{se } b > g \end{cases}$$

Onde:

$$\theta = \cos^{-1} \left[ \frac{\frac{1}{2}[(r-g) + (r-b)]}{[(r-g)^2 + (r-b)(g-b)]^{1/2}} \right]$$

A componente Saturação ( $S$ ) é dada por:

$$S = 1 - \frac{3}{\Delta} [\min(r + g + b)]$$

Finalmente, a componente Luminosidade ( $L$ ) é dada por:

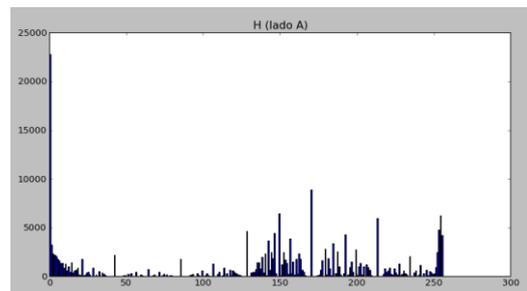
$$L = \frac{1}{3}(r + g + b)$$

Agora os valores estão convertidos para o espaço HSL.

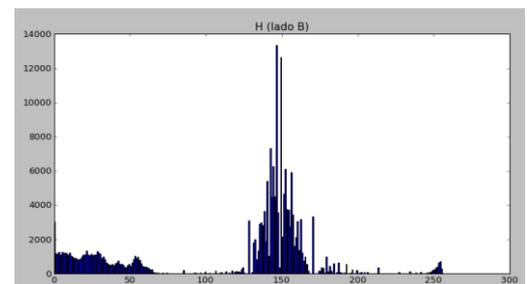
### V.3 HISTOGRAMAS DAS IMAGENS

Os histogramas das imagens são obtidos individualmente, para cada componente do modelo, sendo descritos por matrizes que representam a imagem. Em cada ponto dessa matriz, encontra-se o valor HSL correspondente à cor do pixel na coordenada. Um gráfico representando os valores da componente H das imagens A e B da Fig. 5, bem como a soma dessas componentes, são mostradas na Fig. 7.

(a)



(b)



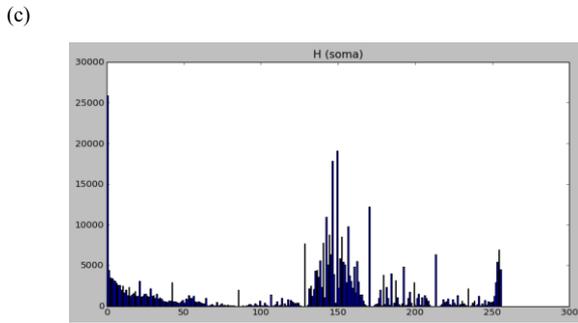


Figura 7. (a) Histograma da componente H da Fig. 5-A; (b) Histograma da componente H da Fig. 5-B; (c) Histograma soma da componente H das Figs. 7-A- e 7-B.

#### V.4 REDUÇÃO DO ESPECTRO DE CORES.

Com o objetivo de atenuar o custo de processamento, pode-se reduzir o espaço de varredura dos parâmetros HSL durante o cálculo dos histogramas. Isso pode ser feito porque o histograma incorpora todo o espectro de cores Fig. 8, e portanto, pode-se desprezar a faixa do espectro cuja cor (H) não seja observada em qualquer análise possível. Para o caso das mangas Tommy, as cores próximas do azul e do ciano podem ser obviamente descartadas, já que não são registradas em qualquer evento pós-colheita dessa fruta. Como a representação da imagem é um vetor, basta extrair dele os elementos cujos valores estejam próximo às referidas cores Fig. 9, resultando em um histograma reduzido, como mostra a Fig. 10. A não linearidade do eixo horizontal não prejudica a representação.

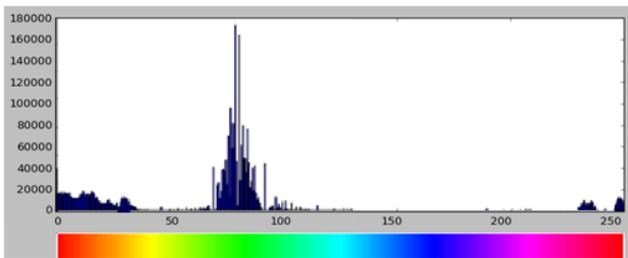


Figura 8. Histograma da imagem de um objeto, composto por todas as cores do espectro HSL.

Observando a Fig.8, pode-se verificar a irrelevância dos valores referentes às cores azul e ciano na distribuição de cores de uma manga Tommy Atkins.

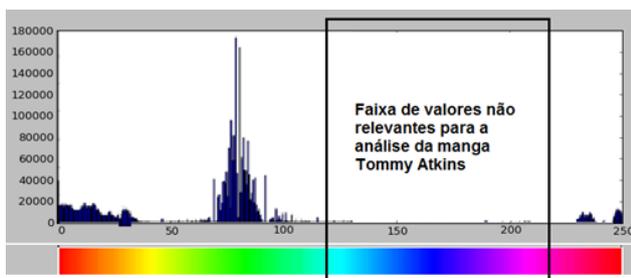


Figura 9. Faixa do espectro cujos valores não são relevantes para a análise.

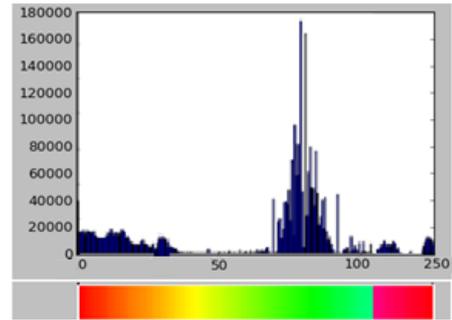


Figura 10. Histograma resultante da eliminação das cores próximas ao azul

Com isso, pode-se reduzir uma quantidade de tempo de processamento considerável, melhorando o desempenho do sistema de análise.

#### V.5 PERTINÊNCIA DE UMA AMOSTRA A UM PADRÃO

Para verificar o nível de uma determinada manga num determinado padrão, torna-se inicialmente necessário especificar o padrão. Isso é feito de maneira bastante objetiva, descrevendo os percentuais de cores do padrão e associando o valor do nível para cada percentual de cores. Considerando o padrão definido pela Embrapa, verifica-se que os níveis são definidos pelo percentual de cobertura de três cores: Verde, Vermelho e Amarelo. A avaliação consistirá na comparação do somatório de componentes de cada cor retirada do histograma da manga a ser classificada, a conversão desse resultado em percentuais de cobertura para cada cor e finalmente, a comparação com a tabela do padrão, com a indicação do respectivo nível.

TABELA 3  
VALOR ANGULAR DAS CORES VERMELHO, AMARELO E VERDE NO ESPECTRO HSL

ÂNGULO	COR
330°	Magenta-vermelho
360°/0°	Vermelho
30°	Vermelho-amarelo
60°	Amarelo
90°	Amarelo-verde
120°	Verde
150°	Verde-Ciano

O algoritmo do programa que permite informar ao sistema qual o padrão a ser utilizado, é apresentado no Anexo A – Fluxograma I.

O algoritmo que classifica uma manga, de acordo com o padrão informado, é mostrado no Anexo A - Fluxograma IIa, que associa o intervalo da cor dentro do espaço HSL às cores definidas no padrão, e completado no Anexo B - Fluxograma IIb, que identifica em qual nível do padrão estabelecido se encontra uma fruta, cujas imagens são fornecidas.

Percebe-se que a classificação através da informação do padrão a ser obedecido, não é de todo direta, pois deve ser levado em consideração o fato de que as imagens das frutas não apresentam cores puras apenas, mas uma grande quantidade de cores diferentes. A predominância de um determinado espectro de cor é o que deve ser considerado. Assim, não se pode descartar as cores não presentes no padrão, pois algumas dessas cores representam uma composição com uma das cores lá definidas. Veja na tabela 3, que entre duas cores diferentes, existem nuances que combinam essas cores.

Padrões desse tipo podem ainda ser definidos a partir de exemplos de amostras. Esta abordagem pode ser considerada um exemplo da aplicação da Aprendizagem de Máquina, num dos seus níveis mais elementares.

### V.6 CONSTRUINDO UM PADRÃO A PARTIR DE EXEMPLOS

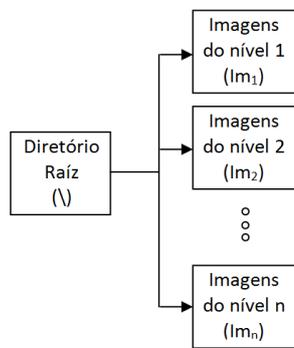


Figura 11 – Esquemas de diretórios para armazenar imagens dos frutos do padrão.

Além da possibilidade da utilização de um padrão de classificação já existente, o presente sistema permite a construção de um padrão definido pelo usuário. Para isso, o critério de classificação do padrão deve ser inicialmente estabelecido, de maneira que se possa identificar visualmente, um fruto pertencente a um dos níveis definidos no padrão. Assim, basta definir o número de níveis e submeter exemplares de frutos pertencentes a cada um dos níveis ao sistema. Um diretório será criado, com a criação de n subdiretórios, onde n é o número de níveis do padrão (Fig. 11); este algoritmo está apresentado no Anexo B – Fluxograma III.

Os algoritmos para definição do padrão, a partir de amostras de mangas é apresentado no Anexo B – Fluxograma IIb e no Anexo C – Fluxograma Va.

Os modos de operação do sistema são apresentados na Fig. 12 e na Fig. 13.

O modo manual classifica trivialmente as mangas de acordo com níveis e critérios fornecidos pelo usuário. A tarefa principal do sistema é identificar pelas imagens o nível ao qual pertence a fruta e inserir as imagens da mesma no diretório que representa esse nível.

No modo automático, o sistema constrói sua própria representação genérica dos níveis, a partir de imagens

inicialmente apresentadas ao sistema (entrada de treinamento); posteriormente, o sistema será capaz de identificar os níveis de novas amostras apresentadas ao mesmo (entrada de uso).

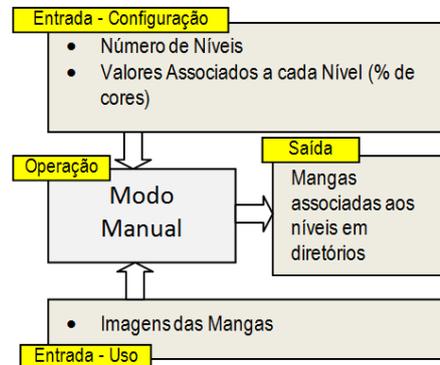


Figura 12 – Esquema funcional do sistema no modo manual.

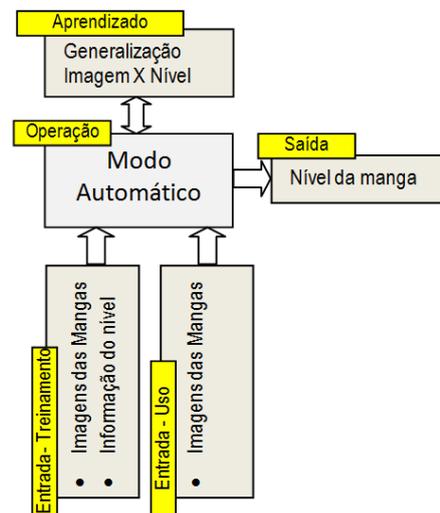


Figura 13 – Esquema funcional do sistema no modo automático.

### V.7 MÉTODO DE CLASSIFICAÇÃO

Uma vez estabelecido o padrão, este pode ser utilizado para classificar outros frutos, através da comparação com as imagens do mesmo. Isso é feito da seguinte maneira: inicialmente, é extraído o histograma médio das imagens (Fig. 14), de maneira que se obtenha n histogramas médios; um para cada nível do padrão. O algoritmo para esta tarefa é apresentado no fluxograma do Anexo IV.

O histograma médio é obtido com a soma de cada componente HSL das imagens, para os 256 diferentes matizes, dividindo os resultados pelo número de imagens.

O passo seguinte é realizar a comparação da imagem capturada da fruta a classificar e a comparação do seu histograma com os histogramas médios encontrados no passo anterior.

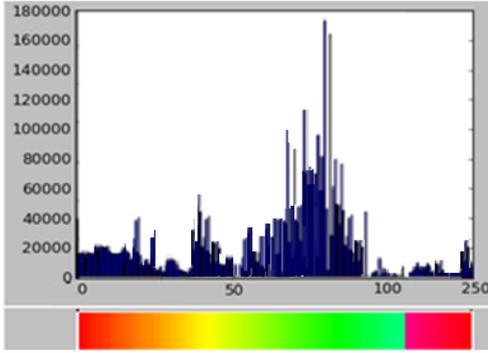


Figura 14 – Histograma médio extraído a partir de um certo número de amostras.

Inicialmente, as imagens dos lados da fruta são capturadas e seus respectivos histogramas são somados. O resultado da soma é então comparado a cada um dos histogramas médios extraídos dos diferentes níveis do padrão. Esta comparação é determinada através do cálculo da distância entre os valores de cada componente de H, S e L, e a função que minimiza a distância é definida pelo cálculo do erro médio quadrático, que deve ser encontrado para cada componente do espaço de cor, através das seguintes expressões:

a. Erro médio quadrático da componente H:

$$D_{ImH,MH} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=0}^{255} [imH(j) - MH(j)]^2}$$

b. Erro médio quadrático da componente S:

$$D_{ImS,MS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=0}^{255} [imS(j) - MS(j)]^2}$$

c. Erro médio quadrático da componente L:

$$D_{ImL,ML} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=0}^{255} [imL(j) - ML(j)]^2}$$

Uma vez obtida as distâncias pelo erro, os testes sobre as mesmas é realizado em cascata, ou seja: caso a comparação da componente H resulte numa igualdade, então a comparação se realiza sobre a componente S; de maneira similar, se a igualdade persistir, a comparação se realizará sobre a componente L.

O algoritmo do Anexo C – Fluxograma Va, mostra como a comparação é realizada.

Finalmente, deve-se encontrar a distância mínima entre a imagem e os  $n$  níveis do padrão. Este procedimento está descrito no algoritmo do Anexo D – Fluxograma Vb.

Pode-se inferir que, quanto maior o número de mangas apresentadas ao sistema, melhor a precisão da decisão do mesmo.

## V.8 ESPECIFICIDADES DO SISTEMA

O sistema desenvolvido possui as seguintes características:

- É não destrutivo, ou seja, as frutas não são danificadas para a análise.
- Utiliza Histogramas para representar a informação.
- Emprega o paradigma de aprendizagem de máquina a partir de exemplos, criando generalizações de objetos para os níveis dos padrões.
- Emprega o erro médio quadrático como medida de distância (peso da função de aprendizagem).
- A adaptabilidade se verifica no ajuste dos histogramas médios; cada uma das características dos frutos apresentados na entrada reajusta o histograma médio para reconhecer objetos da classe (nível do padrão).
- Utiliza as três componentes do sistema de cores HSL para decisão, o que o torna mais próximo das percepções visuais humanas.
- Evita o pré-processamento, com a avaliação de cores, ignorando formas, além de utilizar um ambiente controlado para aquisição de imagens, com foco fixo, fundo homogêneo e alinhamento mecânico do objeto.
- Filtra o espectro de cores dos histogramas, otimizando o tempo de resposta.
- Permite a construção de padrões através da técnica de aprendizagem por exemplos; a aprendizagem se dá através da construção de um histograma de referência para cada nível e um peso que indica a distância entre um objeto e seu nível, empregando o método do erro quadrático médio.
- Evita a indecisão, através da utilização em cascata das dimensões HSL. Em caso de dois objetos idênticos em todas essas dimensões, aplica-se a heurística de decidir pelo nível imediatamente superior.
- Pode ser aplicado a vários outros tipos de frutas.
- Pode ser adaptado para selecionar mangas em uma esteira linear, implementando o módulo de decisão.
- O sistema foi inicialmente codificado na linguagem PYTHON, mas uma versão em C++ já está sendo feita para com o propósito de aumentar a velocidade e viabilizar dispositivos de automação industrial.

V.9 PROCEDIMENTOS DE AVALIAÇÃO E RESULTADOS

Foram adquiridas três caixas de mangas Tommy Atkins no mercado central de Campina Grande-PB; as mangas eram provenientes de Petrolina-PE, com diferentes estados de maturação. As frutas totalizaram 180 unidades, das quais 10 foram descartadas por apresentarem danos físicos relevantes. As amostras foram lavadas em água corrente e enxugadas. Logo após, com o auxílio da câmara de aquisição de imagens, foram fotografadas em posição de repouso em seus dois lados, em intervalo de 72 horas, até que as mangas atingissem o estado de maturidade; cinco sequencias foram registradas. As mangas ficavam armazenadas à sombra, em temperatura ambiente com variação diária dentro do intervalo de 20°C a 29° C. Cada uma delas foi marcada para fins de indexação. Ao final, 1600 fotos foram obtidas (Fig. 15).



Figura 15. Algumas das sequencias típicas de imagens capturadas de mangas Tommy Atkins em diferentes estágios de maturação.

O método para criação de um padrão através da simples informação do número de níveis e dos intervalos

referentes a cada nível foi testado. Submetendo 80 mangas escolhidas aleatoriamente à análise do sistema para o padrão EMBRAPA, todas foram classificadas em diferentes níveis, conforme a Tab 4. Resultados foram verificados por análise visual e diferenças (erro) entre a decisão da máquina e a humana não foi registrada para as amostras. A análise foi realizada em dois momentos: no 1º dia e no 15º dia da análise.

TABELA 4  
RESULTADOS DO CLASSIFICADOR DO PADRÃO EMBRAPA  
DIA 1

NÍVEL	Nº DE MANGAS	ERROS
1	89	0
2	39	4
3	28	5
4	11	0
5	3	0

TABELA 5  
RESULTADOS DO CLASSIFICADOR DO PADRÃO EMBRAPA  
DIA 15

NÍVEL	Nº DE MANGAS	ERROS
1	4	0
2	12	3
3	32	5
4	10	1
5	112	0

Observando-se a Tab.5, nota-se que no 15º dia, a maioria das mangas estavam classificadas no nível 5; isso porque a grande maioria delas estava com mais de 25% da sua área com a cor amarela - o sistema considerou valores da cor amarela com mais de 25% como maduras; essa heurística não está especificada no padrão EMBRAPA, mas foi adaptada pelo fato das frutas transmutarem para a cor amarela em função do amadurecimento. Foi observado que quatro mangas permaneceram verdes, devido ao fenômeno de encruamento. Foi observada uma pequena diferença entre a classificação do sistema (automática) e a classificação humana, com erro inferior a 1%.

Utilizando as mesmas imagens coletadas das 160 amostras do experimento anterior, foi gerado um padrão de cinco níveis utilizando o modo de aprendizagem de padrões. Ao final, foi calculado o percentual de distribuição das cores da manga, como mostra a Tab. 6.

TABELA 6  
VARIAÇÃO DA COBERTURA DO MATIZ (H) EM FUNÇÃO DO TEMPO

NÍVEL	VERMELHO (%)	VERDE (%)	AMARELO (%)
1	5,02	92,01	2,97
2	4,89	76,41	18,7
3	6,16	31,86	61,98
4	4,12	9,52	86,36
5	3,98	2,36	93,66

Para verificar a consistência dos resultados, mais 60 mangas foram adquiridas do mesmo fornecedor e foram analisadas pelo sistema, no modo de uso, durante o mesmo intervalo de tempo (15 dias) e condições climáticas. Os percentuais foram registrados de acordo com a Tab. 7.

Comparando os resultados com os valores obtidos com o da Tab. 6, obteve-se a distância (erro) mostrada na Tab. 8:

TABELA 7  
VARIAÇÃO DA COBERTURA DO MATIZ (H) EM FUNÇÃO DO TEMPO

NÍVEL	VERMELHO (%)	VERDE (%)	AMARELO (%)
1	7,33	90,33	2,34
2	7,33	82,25	10,42
3	7,33	28,9	63,77
4	6,25	4,66	89,09
5	4,66	3,12	92,22

TABELA 8  
ERRO % (DISTÂNCIA ENTRE OS VALORES DAS TABS. 6 E 7)

NÍVEL	VERMELHO	VERDE	AMARELO
1	2%	2%	1%
2	2%	6%	8%
3	1%	3%	2%
4	2%	5%	3%
5	1%	1%	1%

O Erro médio calculado é de aproximadamente 3%. Este resultado indica que o sistema foi capaz de criar uma representação genérica para um conjunto amostra, e que essa representação foi suficiente para classificar novos elementos dentro dos níveis criados. Os erros verificados são característicos do pequeno número de amostras que constituiu o treinamento inicial do sistema. Caso o conjunto de amostras apresentados para classificação posteriormente tivesse sido muito diferente do conjunto de treinamento, o erro poderia ser maior.

## VI. CONCLUSÃO

Ao final deste trabalho, foi possível deduzir de maneira conclusiva, que a construção de um sistema automático para classificar mangas pela análise de cores das cascas, tarefa reconhecidamente extenuante e repetitiva realizada por humanos, é viável não só porque o sistema substitui a atividade humana penosa, por atividades mais elevadas, como a de supervisão, mas também pelo fato da tecnologia utilizada ser implementada a baixo custo, proporcionando a melhoria do processo pós-colheita da manga Tommy Atkins e de outros frutos, que porventura venham a ser inseridos no sistema.

Verificou-se também, como já era esperado, que a performance do sistema melhora com a experiência; além disso, existe a possibilidade da implementação de um sistema de comunicação entre classificadores distintos; nesse caso, a experiência adquirida pelas máquinas poderia

vir a ser compartilhada. Isso sugere a construção de uma sociedade de agentes classificadores remotamente dispostos.

A construção deste classificador provocou a demanda pela criação de sistemas complementares, como por exemplo, um estimador de propriedades físicas, definindo os próximos projetos dos autores.

## BIBLIOGRAFIA

- [1] DA SILVA, F.M., MORAIS, A. M. M. B. *Boas Práticas Pós-Colheita para Frutos Frescos*, ESB/UCP/ORGAL, Porto, Portugal, 2000
- [2] MANICA, I.; ICUMA, I.M.; MALAVOLTA, E.; RAMOS, V.H.V.; OLVEIRA, M.E.; CUNHA, M.M.; JUNQUEIRA, N.T.V. *Tecnologia, produção, agroindústria e exportação da manga*. Ed. Cinco Continentes, Porto Alegre – RS, 2001.
- [3] AWAD, M. *Fisiologia pós-colheita de frutos*. Ed. Nobel, São Paulo - SP, 1993.
- [4] FILGUEIRAS, H. A. C.. *Manga – Pós-Colheita; Embrapa agroindústria Tropical (Fortaleza, CE)*, Embrapa Comunicação para Transferência de Tecnologia; Brasília, 2000.
- [5] GONZALES, R. C., WOODS, R. E.: *Processamento Digital de Imagens – 3ª Edição*. Pearson Prentice Hall, São Paulo-SP. 2010.
- [6] YOUNG, T. *The Bakerian Lecture: On the theory of Light and Colours*. Phil Trans. Royal Society London, 1802
- [7] GOMES, J., VELHO, L.: *Computação Gráfica: Imagem*. IMPA/Solgraf Publicações Ltda. Rio de Janeiro, RJ, 2002.
- [8] BENDER, T.C. *Classificação e Recuperação de Imagens por Cor Utilizando Técnicas de Inteligência Artificial*. 2003. 126 f. Dissertação (Mestrado) – UNISINOS, Departamento de Computação, São Leopoldo, 2003.
- [9] TORRES, R.; FALCÃO, A.; DINSTEIN, I. *Content-Based Image Retrieval: Theory and Applications*. Revista de Informática Teórica e Aplicada, v. 13, n. 2, 2006.
- [10] RICH, E. *Inteligência Artificial*. São Paulo: McGRAW-HILL, Inc., 1988.
- [11] ASSIS, J. S, LIMA, M.A.C., *.Produção Integrada de Manga: Manejo Pós-Colheita e Rastreabilidade*. EMBRAPA - Circular Técnica 12/2008 – Petrolina – PE. 2008.
- [12] EMEX. Norma de calidad para mango fresco de exportación. Zapopan: CIAD, Jalisco – Mexico. 1998.
- [13] GTZ Deutsche Gesellschaft für Technische Zusammenarbeit. *Manual de exportación: frutas tropicales y hortalizas*. Eschborn, Alemanha. 1992.
- [14] AMORIM, T. B. F. *Colheita e pós-colheita: manejo e conservação da manga*. Em: SÃO JOSÉ, A. R. (Org.). *O agronegócio manga: produção e mercado*. UESB/DFZ. Vitória da Conquista, BA, 2002.
- [15] ICONTEC *Internacional Normas Y Especificaciones, Colombian Technical Standard NTC – 5139, Frutas frescas, Mangos criollos. Especificaciones*, ICONTEC, Bogotá D.C. Colombia. 2002.
- [16] S. RUSSELL AND P. NORVIG, *Inteligência Artificial*. Ed. Campus/ Elsevier, Rio de Janeiro, 2004.
- [17] PEDRINI, H., SCHWARTZ, W.R.. *Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações*. Thompson Learning Eds., São Paulo, 2008
- [18] MEDINA, V. M.: *Fisiologia Pós-Colheita da Manga*; Embrapa

CNPMPF, Cruz das armas, BA – 1995.

- [19] NETTO, Á. G.[ET. AL.]: Mangas para Exportação: Procedimentos de Colheita e Pós-Colheita; Publicação técnica FRUPEX; Embrapa SPI, Brasília-DF, 1994.



**Joelson Nogueira de Carvalho** é graduado como Bacharel em Ciências da Computação pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB), Campina Grande, PB, em 1989, possui mestrado em Informática obtido em 1999, também na UFPB. É professor da UFPB, lotado no Campus IV em Rio Tinto-PB. Atualmente é doutorando em Engenharia de Processos no Centro de Ciências e Tecnologia da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG). Áreas de pesquisa: Inteligência Artificial, Análise de Imagens, Sistemas Digitais, Mecatrônica, Lógica e Teoria da Computação.



**Edmar Candeia Gurjão** é graduado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal da Paraíba (1996), mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal da Paraíba (1999) e doutorado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Campina Grande (2003). Atualmente é professor da Universidade Federal de Campina Grande. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Amostragem Compressiva (Compressed Sensing), Rádio Definido por Software e Aplicações da Teoria da Informação.

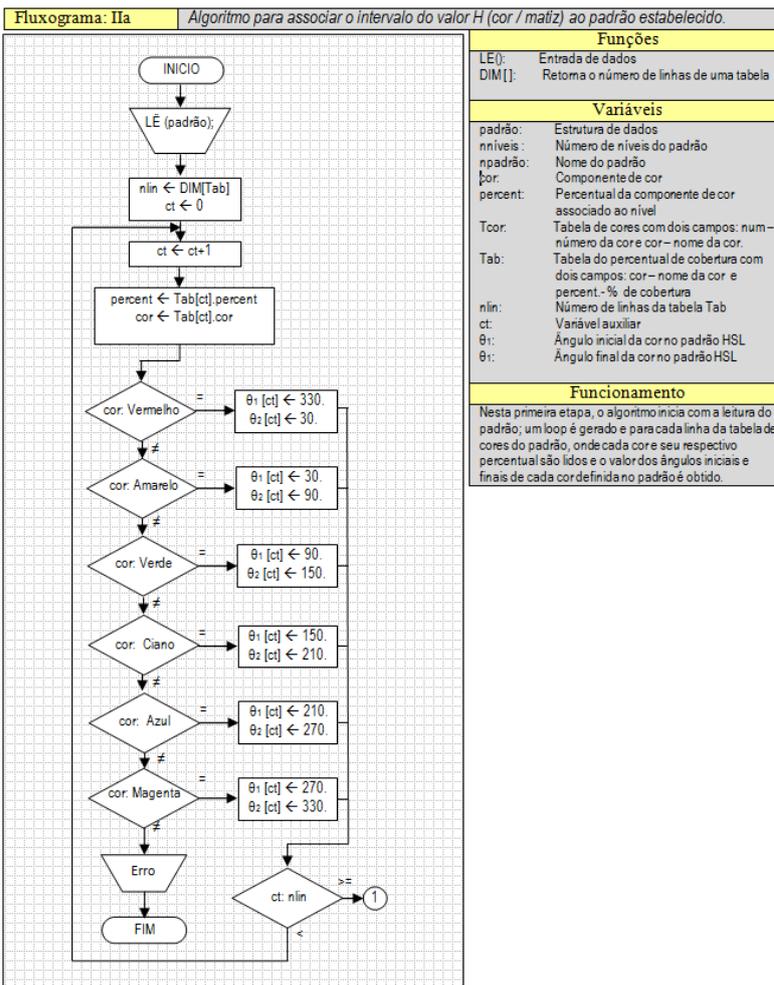
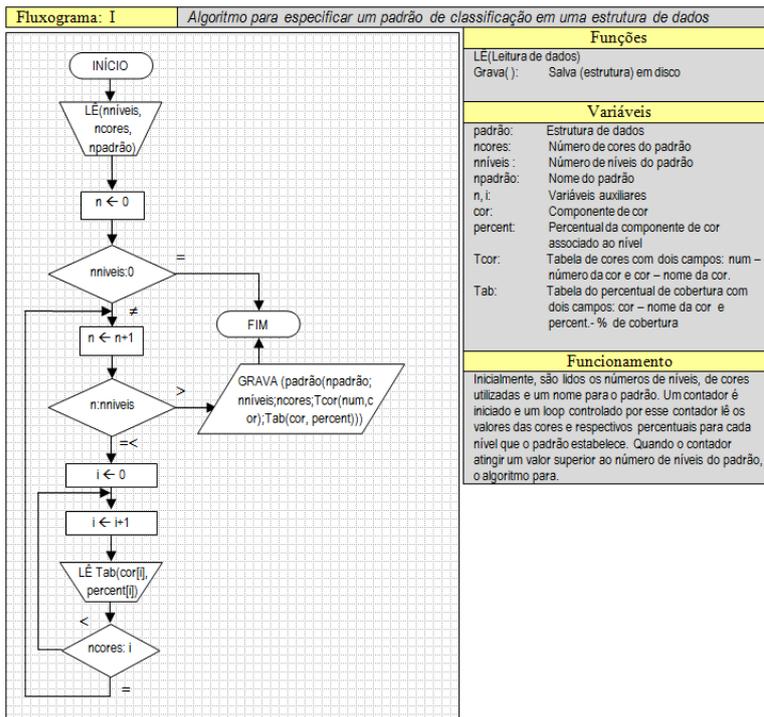


**Mário Eduardo Rangel Moreira Cavalcanti-Mata** Possui graduação em Engenharia Agrônoma pela Universidade Federal de Viçosa (1975), Mestrado em Engenharia Agrícola pela Universidade Federal de Viçosa (1979) e Doutorado em Engenharia de Alimentos pela Universidade Estadual de Campinas (1997). Atualmente é Professor Associado IV da Universidade Federal de Campina Grande. Tem experiência na área de Engenharia Agrícola e Engenharia de Alimentos. Atua como membro efetivo dos programas de Pós-Graduação (Mestrado e Doutorado) em Engenharia Agrícola e Engenharia de Processos, com ênfase nos temas: Armazenamento de produtos agrícolas, Secagem de produtos agroindustriais, Crioconservação de sementes, Processamento de grãos e alimentos, Congelamento de alimentos, Armazenagem refrigerada, Automação de sistemas, Propriedades físicas dos materiais biológicos, Desenvolvimento de softwares aplicados e Processamento de imagens para sistemas operatrizes.



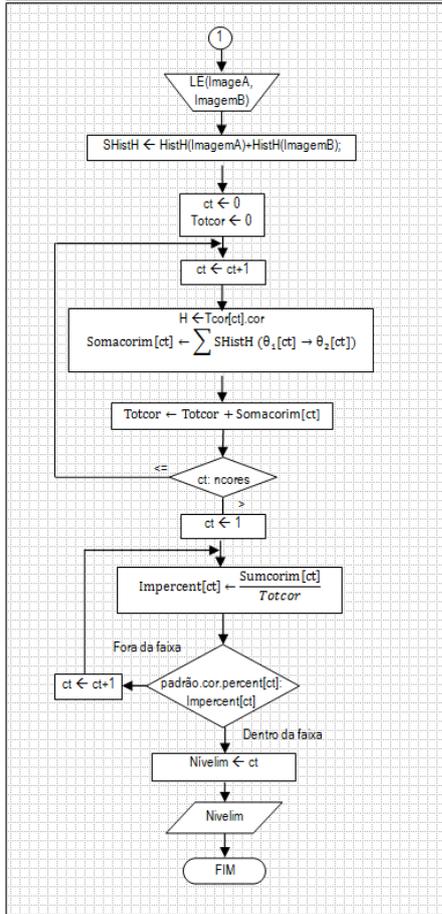
**Maria Elita Martins Duarte** Possui graduação em Engenharia Agrícola pela Universidade Federal da Paraíba (1988), mestrado em Engenharia Agrícola pela Universidade Federal da Paraíba (1991) e doutorado em Engenharia de Alimentos pela Universidade Estadual de Campinas-UNICAMP (1997). É Professora Associada IV da Universidade Federal de Campina Grande, lotada no Departamento de Engenharia Agrícola. Pesquisadora pertencente ao quadro do Programa de Doutorado em Engenharia de Processos e do Programa de Pós Graduação em Engenharia Agrícola, Co-Editora da Revista Brasileira de Produtos Agroindustriais e Membro da diretoria da Sociedade Brasileira de Corantes Naturais. Possui experiência em Armazenamento e Processamento de Produtos Agrícolas, atuando principalmente nos seguintes temas: propriedades físicas, propriedades mecânicas, óticas, elétricas, transporte, hidrodinâmica, aerodinâmica, secagem, liofilização, concentração, armazenagem, extração, crioconservação, congelamento e beneficiamento de sementes.

ANEXO A



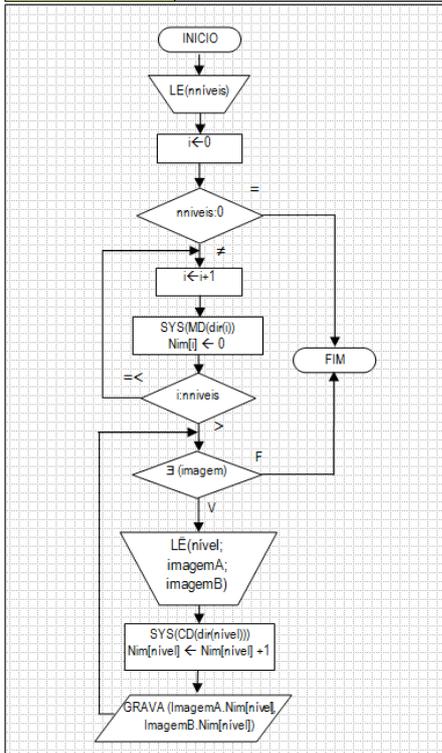
ANEXO B

**Fluxograma: IIb** Algoritmo para identificar o Nível de uma fruta em um padrão especificado através da componente H (cor / matiz).



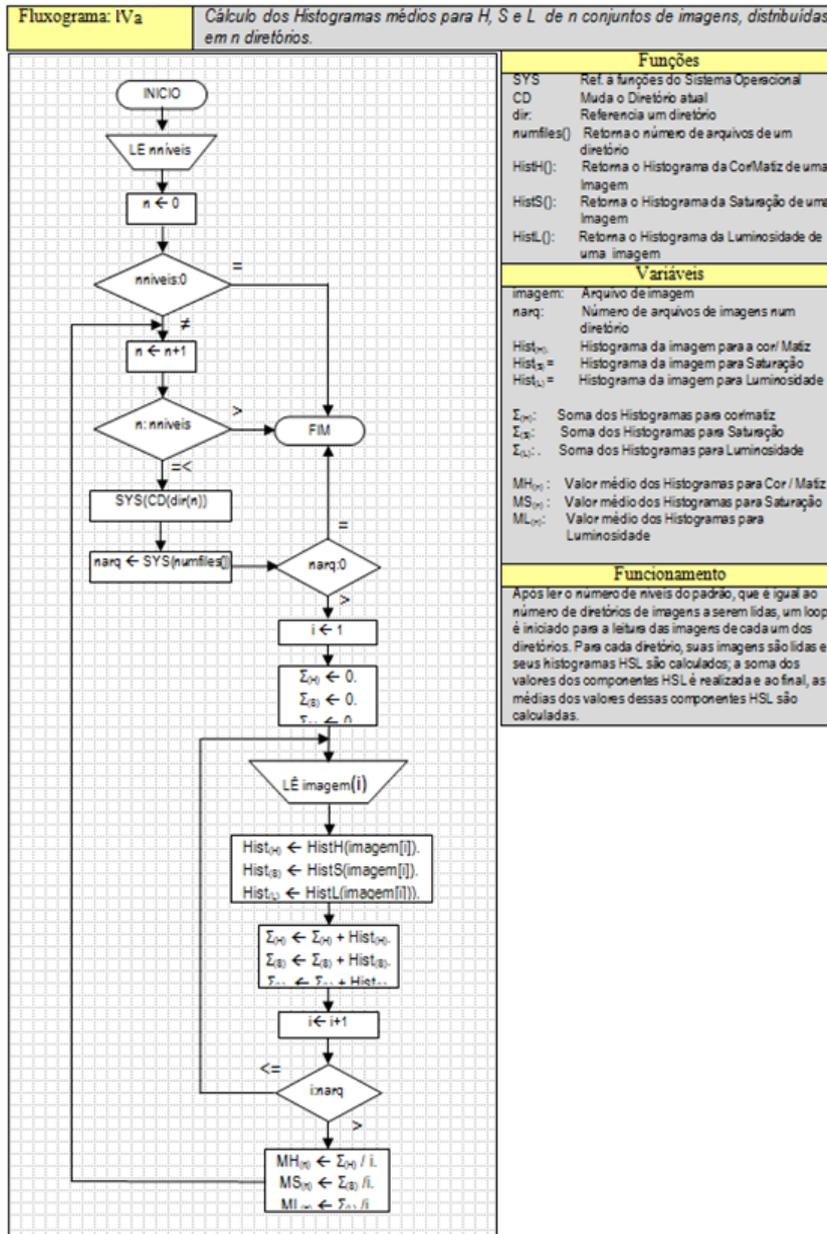
Funções	
LE():	Entrada de dados
HistH():	Retorna o Histograma H (hue) – cor
SHistH():	Soma dos Histogramas H (hue) das imagens das frutas.
Variáveis	
ImagemA:	Arquivo de imagem. PNG – Lado A da fruta
ImagemB:	Arquivo de imagem. PNG – Lado B da fruta
ct:	Variável auxiliar
Totcor:	Valor total da soma das componente das cores H. cor/matiz lida do padrão
Somacorim:	Somatório de uma componente H (cor) da Imagem
θ₁:	Ângulo inicial da cor no padrão HSL
θ₂:	Ângulo final da cor no padrão HSL
Impercent:	Percentual da cor na imagem
Nivelm:	Nível da fruta (imagem) segundo o padrão
faixa:	Valor do percentual de cores do padrão
Funcionamento	
No início, duas imagens - uma imagem de cada lado da fruta - são lidas. Um loop é feito sobre as cores do padrão; para cada cor, realiza-se a soma das componentes da mesma nas imagens da fruta, esse valor também é somado ao total das componentes de todas as cores (Totcor). No final, calcula-se o percentual de cada cor presente na fruta (Impercent) e logo em seguida, compara-se esses percentuais às faixas de cobertura das cores do padrão, identificando o nível onde o aspecto das imagens se encaixa no padrão.	

**Fluxograma: III** Algoritmo para armazenar imagens dos frutos do padrão em diferentes diretórios, indexados pelo nível.



Funções	
LE():	Entrada de dados
SYS:	Ref. à funções do Sistema Operacional
MD:	Cria um Diretório
dir:	Referencia um diretório
Variáveis	
i.nivel:	Variável auxiliar
Nim[i]:	Número de imagens por nível
niveis:	Número de níveis do padrão
ImagemA:	Arquivo de imagem. PNG – Lado A da fruta
ImagemB:	Arquivo de imagem. PNG – Lado B da fruta
Funcionamento	
No início, lê-se o número de níveis que o padrão admite; com essa informação, um loop é iniciado para a geração de um diretório para cada nível. após a geração de diretórios, um novo loop é gerado para ler as imagens dos lados das frutas e associá-las aos níveis (diretórios gerados).	

ANEXO C



ANEXO D

