

## UTILIZAÇÃO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL E ALGORITMOS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS PARA IDENTIFICAÇÃO E CONTAGEM DE MELÕES EM FOTOGRAFIAS AÉREAS

David Ribeiro Lino<sup>1</sup>, Thales Rafael Guimarães Queiroz<sup>2</sup>, Vinícius Bitencourt Campos Calou<sup>3</sup>,  
Guilherme De Alencar Barreto<sup>4</sup>, Adunias dos Santos Teixeira<sup>5</sup>

**RESUMO:** Algoritmos inteligentes estão cada vez mais presentes no setor agrícola. Estes algoritmos encontram-se embarcados em equipamentos e máquinas agrícolas, desta forma, realizam as suas funções de forma mais eficiente e segura. Este trabalho tem como objetivo apresentar o desenvolvimento de um algoritmo para identificação e contagem de melões em imagens. Para isso, foram usadas redes neurais e algoritmos de processamento de imagem para realizar esta tarefa. Para o treinamento da rede foram definidas 4 classes: melão, vegetação, solo e lona. Após a classificação da imagem, a imagem foi binarizada e processada com algoritmos de erosão e dilatação. Por fim, foi utilizado um algoritmo para contar os melões na imagem. Os resultados mostraram que a taxa de acerto médio, para 10 imagens utilizadas foram de 95%, mostrando assim a aplicabilidade desse algoritmo e sua possibilidade de utilização em sistemas embarcados.

**PALAVRAS-CHAVE:** Sensoriamento Remoto, Visão Computacional, *Cucumis melo*

## USE OF THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND IMAGE PROCESSING ALGORITHMS FOR IDENTIFICATION AND COUNTING OF MELONS IN AERIAL PHOTOGRAPHS

**ABSTRACT:** Intelligent algorithms are increasingly present in the agricultural sector. These algorithms are embedded in agricultural equipment and machinery, so they perform their functions more efficiently and safely. This work aims to present the development of an algorithm for the identification and counting of melons in images. For this, neural networks and image processing algorithms were used to accomplish this task. For the training of the network,

<sup>1</sup> Discente, Depto de Engenharia Agrícola, UFC, Fortaleza, CE. Fone (85) 989349403. e-mail: rdavid.lino@gmail.com

<sup>2</sup> Discente, Depto de Engenharia Agrícola, UFC, Fortaleza, CE

<sup>3</sup> Prof. Mestre, Depto de Engenharia Agrícola, IFCE, Iguatu, CE

<sup>4</sup> Prof. Doutor, Depto de Engenharia de Telecomunicações, UFC, Fortaleza, CE

<sup>5</sup> Prof. Doutor, Depto de Engenharia Agrícola, UFC, Fortaleza, CE

4 classes were defined: melon, vegetation, soil and canvas. After image classification, the image was binarized and processed using erosion and dilation algorithms. Finally, an algorithm was used to count the melons in the image. The results showed that the average hit rate, for 10 images used, was 95%, thus showing the applicability of this algorithm and its possibility of use in embedded systems.

**KEYWORDS:** Remote Sensing, Computer Vision, *Cucumis melo*

## INTRODUÇÃO

O avanço da ciência e tecnologia tem permitido desenvolver análises automáticas que aliam câmeras e computadores e que podem ser aplicadas na área agrícola (BROSNAN & SUN, 2004). O processo compreende na captura, processamento e análise das imagens (SONKA et al., 1999) que são executados com auxílio de softwares. A visão de máquina é uma técnica que pode ser utilizada para otimizar a contagem, classificação e reconhecimento de frutos, resultando na caracterização de um dado material por meio de imagens digitais. O desenvolvimento de um método capaz de classificar e contar frutos através de imagens aéreas (drones) ou terrestres (rovers) tem por objetivo tornar mais fácil o controle de produção ou até mesmo contribuir na hora da colheita. Um algoritmo capaz de identificar frutos pode ser embarcado em uma máquina para colheita automática desses frutos. Se, o mesmo algoritmo for capaz também de contar os frutos, este pode ser embarcado em veículos aéreos para estimar a produção esperada antes da colheita. Desta forma, o presente trabalho tem como objetivo apresentar uma metodologia para identificar e contar frutos de meloeiros, baseado em algoritmos com alta eficiência, para ser capaz de fazer o reconhecimento e contagem de frutos em tempo real.

## MATERIAL E MÉTODOS

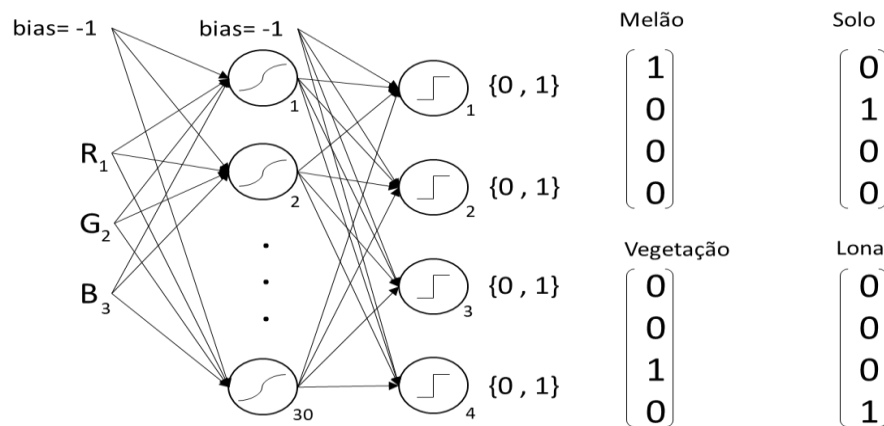
### Identificação e contagem dos frutos

O algoritmo para identificação e contagem de frutos foi dividido em cinco partes distintas: classificação, separação da classe de interesse por imagem binária, erosão e dilatação da imagem e, por fim, a contagem de objetos em imagens binárias. A classificação teve como objetivo agrupar os pixels de cada classe. A binarização foi necessária para a retirada de classes sem interesse, ou seja, retirada de informações de pixels que não sejam pertencentes a classe de melão. A erosão teve como objetivo a retirada de objetos que não sejam melões, na imagem

binarizada, estes objetos se caracterizaram por apresentar quantidades inferiores de pixels de um melão. A dilatação foi utilizada para unir objetos deformados, pelas etapas anteriores, além de, dar melhor forma aos objetos (melões) na imagem binarizada. Por fim, foi utilizado um algoritmo de contar objetos em imagens binarias, assim, contando os melões.

### Arquitetura da rede neural utilizada na etapa de classificação

Para a classificação da imagem foi definida uma rede com duas camadas, sendo uma oculta e outra de saída de dados. Sendo assim, a arquitetura, vista na figura 1, configura uma rede com 3 variáveis de entrada, 30 neurônios na camada oculta e 4 neurônios da camada de saída, além dos limiares (bias).



**Figura 1.** Arquitetura de rede neural com a rotulação em código das quatro classes.

Os neurônios da camada oculta apresentam a ativação através da combinação linear dos dados de entrada e pesos sinápticos dos correspondentes neurônios (1). A saída dos neurônios da camada oculta foram calculadas por uma função do tipo logística (2), essas funções nas camadas ocultas devem ser, por definição, funções não lineares. Enquanto, a função de saída para a última camada foi uma função degrau (3), esta função foi escolhida por conta das saídas desejadas apresentarem valores de zero ou um, assim, formando os rótulos das classes, como demonstra a figura 1.

$$a_k = biasZ_0 + RZ_1 + GZ_2 + BZ_3 \quad (1)$$

Onde,

$a_k$  – ativação do  $k$ -ésimo neurônio.

$$y_k(t) = \frac{1}{1+e^{-a_k(t)}}, k=1, \dots, 30 \quad (2)$$

Onde,

$y_k$  – saída do  $k$ -ésimo neurônio.

$$s_k(t) = sinal(y_k) = \begin{cases} 1, & y_k \geq 0 \\ 0, & y_k < 0 \end{cases} \quad (3)$$

Onde,

$s_k(t)$  – k-ésimo neurônio de saída.

### Seleção de dados para treinamento da rede

A imagem utilizada nesse experimento foi obtida através de um drone, esta imagem possui dimensões de 1280 x 643 pixels, nesta imagem havia as classes presentes na arquitetura da rede neural: melão, solo, vegetação e lona.

Para o treinamento da rede foi necessário fazer uma amostragem de pixels na imagem. Para isso, foi utilizado o *software* ENVI 3.8, utilizando a ferramenta de criação de roi (*region of interest*), sendo assim, foram selecionados pixels entre as classes de melão, vegetação, solo e lona: 259 pixels, 1635 pixels, 1122 pixels, 2127 pixels, respectivamente.

Foram priorizadas as amostragens para os pixels referentes a classe de melão, é possível visualizar que os pixels de melões apresentam uma variação na cor. Na Figura 2a1, há um melão ideal, com forma e cor bem definida. Na Figura 2a2, há um melão com pixels saturados, este melão pode apresentar problemas na classificação. Na Figura 2a3, há um melão com uma folha o cobrindo parcialmente, isso pode acarretar erros na etapa de contagem de melões. Na Figura 2a4, há um melão que não está maduro, possuindo uma coloração esverdeada. Na Figura 2b1 à 2d4, tem-se as classes de solo, vegetação e lona, entre as 3 classes citadas, a vegetação foi a classe que apresentou pixels mais uniformes, sendo que a classe de lona e solo apresentaram pixels saturados.

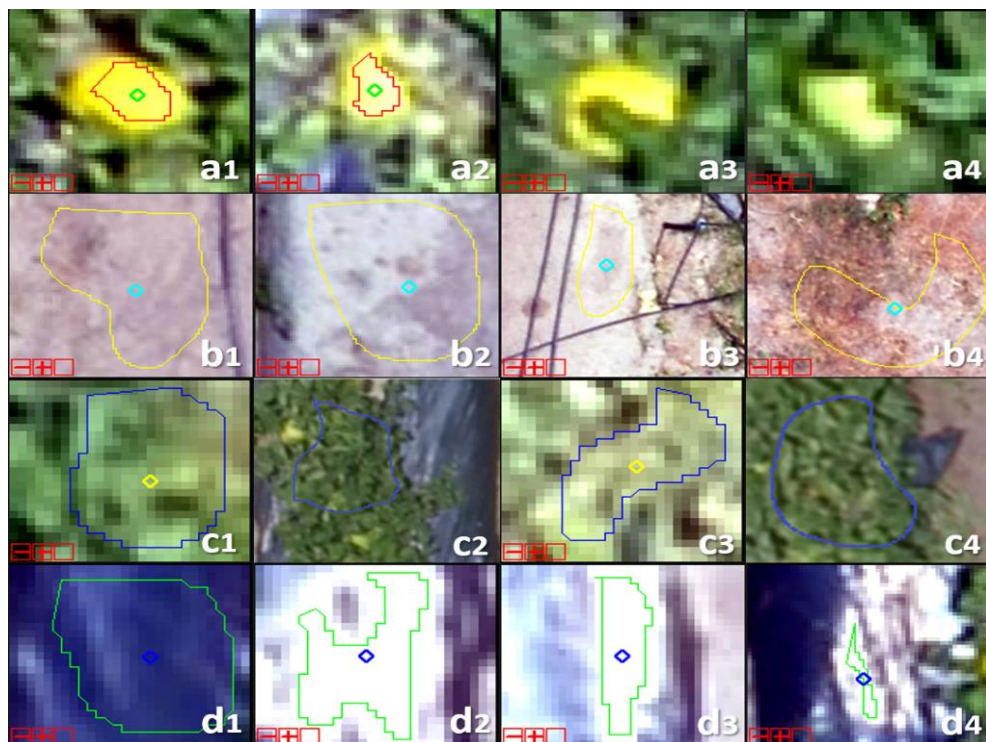
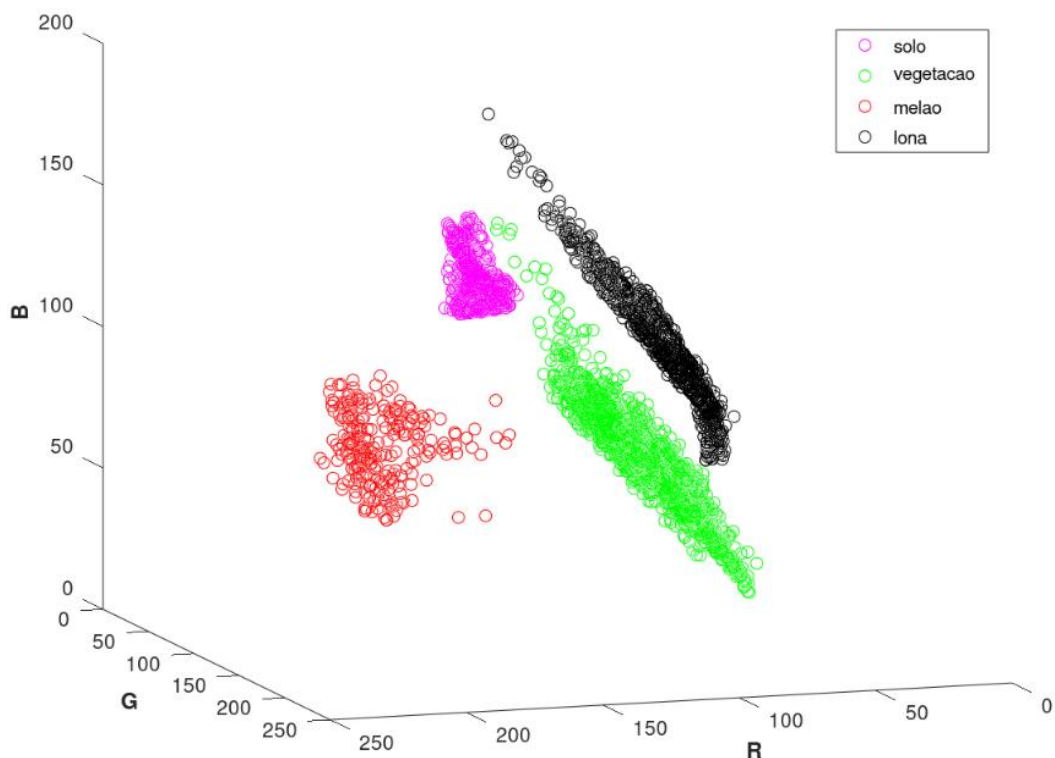


Figura 2. Amostragem de classes para treinamento da rede neural.

A Figura 4 apresenta os pixels divididos por classes, é possível observar em um gráfico tridimensional a separação da classe de melão das demais.



**Figura 4.** Espacialização dos dados amostrais, representantes das quatro classes.

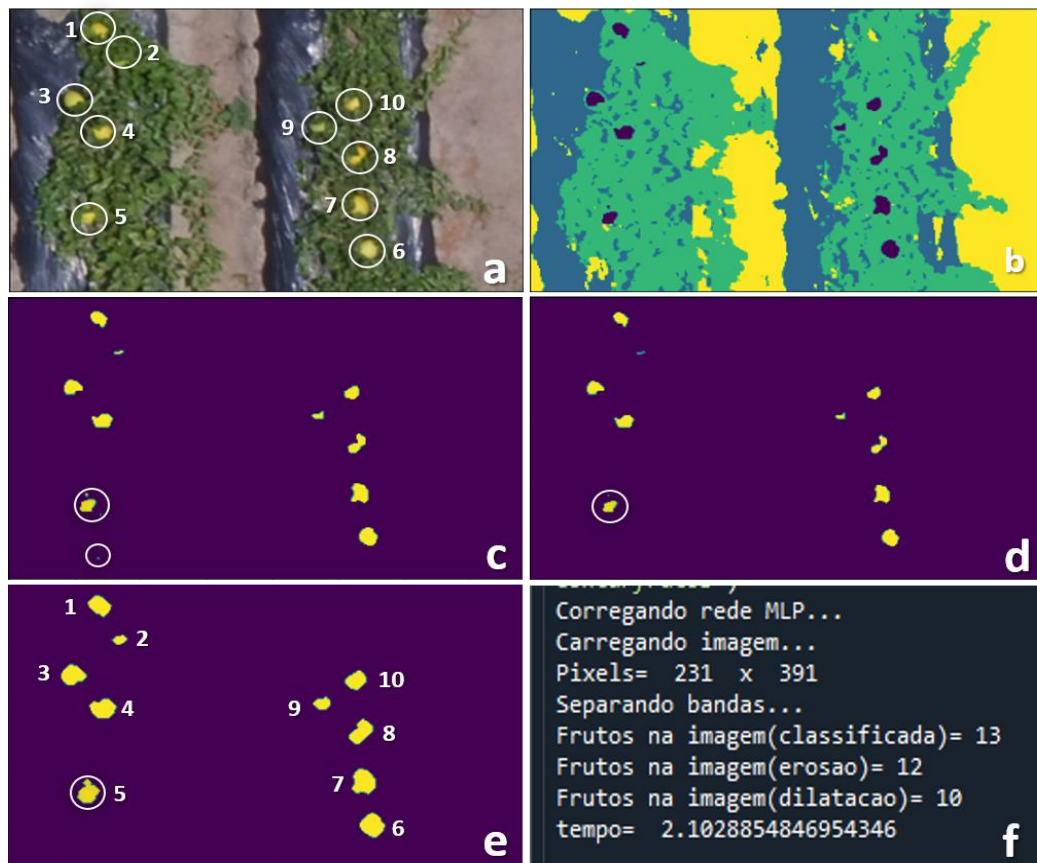
#### **Treinamento e avaliação da rede neural com uma camada oculta e uma de saída**

O treinamento da rede foi realizado pelo algoritmo *backpropagation*. A partir dos dados amostrais, foram separados aleatoriamente uma porcentagem de dados para serem utilizados como treinamento da rede neural e o seu complementar como teste. Portanto, foi definido uma porcentagem de 80% de dados para treinamento da rede, os 20% restante foram utilizados para avaliar o classificador. A fim de verificar a acurácia, foram avaliados o Erro Quadrado Médio (EMQ), onde foi calculado o erro entre a saída desejada e a saída prevista pelo classificador para todas as épocas de treinamento. Além disso, foram realizadas rodadas de treinamentos independentes, a fim de calcular estatísticas descritivas da rede avaliada, foram estes: média, desvio padrão, mínimo, máximo e mediana. Além disso, ainda foram calculados a taxa de acertos por classes.

O algoritmo foi aplicado a recortes da imagem original, a fim de avaliar a sua capacidade de contar os frutos para diferentes condições. Portanto, foram selecionados recortes onde os frutos estavam próximos uns dos outros, cobertos por folhas, com ataques de fungos e com imagens sem a presença de frutos.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

O algoritmo foi inicializado com o carregamento da imagem, seguida da classificação (Figura 5a e 5b), após a classificação foi realizado a binarização da imagem, separando somente a classe referente ao melão (Figura 5c). Na imagem binária, foi realizado o processamento de erosão e dilatação (Figura 5d e 5e) e, por fim, o algoritmo de contagem de objetos em imagens binárias (Figura 5f).



**Figura 5.** Etapas de processamento do algoritmo. (a) imagem a ser processada. (b) imagem classificada. (c) imagem binarizada. (d) erosão. (e) dilatação. (f) contagem dos frutos.

Na Figura 5a, é possível contar 10 frutos, sinalizados por círculos brancos. Após a classificação e binarização, foram calculados 13 frutos na imagem (Figura 5f), estes frutos sinalizados na Figura 5c são pixels ruidosos e erros de classificação. Após a erosão, ainda pode haver pixels de um melão mesmo melão que não estão unidos (Figura 5d), estes erros foram solucionados pelo processamento de dilatação, unindo os pixels nas proximidades dos melões (Figura 5e).

A Tabela 1 apresenta a quantidade de frutos contados para as etapas intermediárias e a etapa final (dilatação), além de apresentar a taxa de acerto para cada imagem e a taxa de acerto média. Uma das principais fontes de erros foram os ruídos ocasionados pela classificação,



percebe-se que a contagem de frutos na etapa de classificação é sempre sobrestimada. Desta forma, é possível perceber a importância da erosão, em eliminar estes ruídos ou pontos maus classificados. A dilatação é responsável pelo ajuste fino, unindo partes do mesmo fruto, separados muitas vezes por folhas da vegetação.

**Tabela 1.** Quantidade de frutos reais e estimados durante as etapas de processamento do algoritmo.

Imagem	Real	Classificada	Erodida	Dilatada	Taxa de acerto
1	10	12	11	10	100%
2	18	28	22	19	96%
3	6	6	8	6	100%
4	10	18	10	8	80%
5	10	18	10	8	80%
6	10	13	14	11	90%
7	5	9	5	5	100%
8	6	8	8	6	100%
9	4	28	11	4	100%
10	3	4	3	3	100%
Taxa de acerto média					95%

A Figura 6 apresenta a contagem de frutos nas 10 imagens apresentadas na Tabela 1.

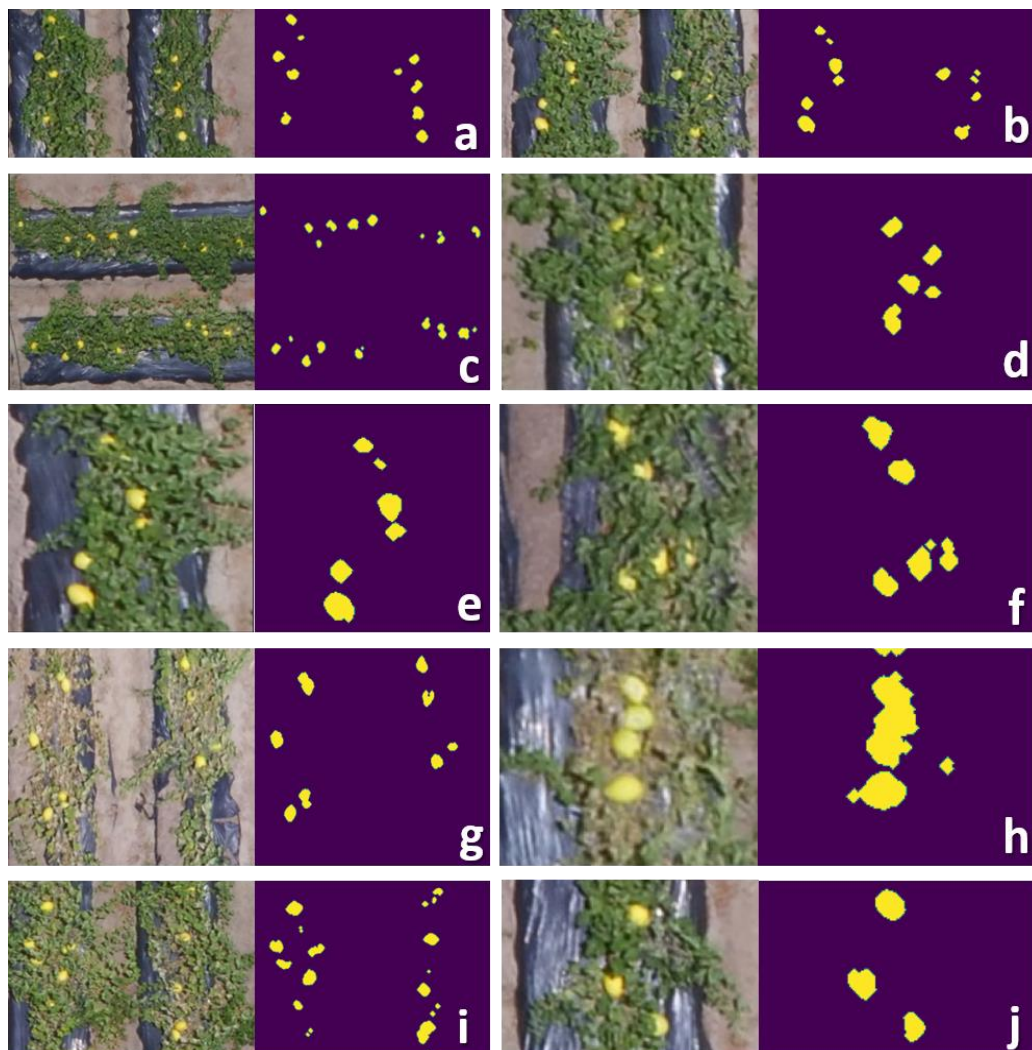


Figura 6. Utilizando o algoritmo para identificar e contar os frutos.

## CONCLUSÕES

O algoritmo de identificação e contagem de frutos mostrou-se bastante eficiente, com altas taxas de acerto. Sendo assim, sua utilização pode ser agregada a sistemas embarcados, de modo a contribuir com tarefas que necessitam dessa ferramenta de identificação ou contagem de frutos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BROSNAN, T.; SUN, D. W. Improving quality inspection of food products by computer vision - a 94 review. **Journal of Food Engineering**, v. 61, p. 3-16, 2004.

SONKA, M.; HLAVAC, V; BOYLE, R. **Image Processing, Analysis and Machine Vision**. Pacific Grove: Brooks/Cole Publishing Company, 2nd ed., 1999, 770p.