

# 基于计算机视觉的番茄损伤自动检测与分类研究

王树文, 张长利, 房俊龙

(东北农业大学工程学院, 哈尔滨 150030)

**摘要:** 为了提高番茄损伤检测与分类的准确率和效率, 综合运用计算机视觉技术、BP 算法、人工神经网络技术, 实现番茄损伤的自动检测与分类。首先, 通过计算机视觉系统获取番茄图像, 利用图像处理去除噪声、图像分割、图像增强等多种基本图像处理的方法对番茄损伤图像进行了处理, 综合运用并行和串行区域分割技术进行番茄表面缺陷区域检测。其次, 对番茄图像进行了特征分析, 通过提取三种特征包括 8 个特征参数, 采用改进的 BP 算法训练的多层前向人工神经网络对番茄的损伤进行分类。该文中缺陷检测方法和特征提取方法的采用, 使该计算机视觉系统节省了时间, 提高了精度。试验证明番茄损伤检测和分类的准确率不低于 90%。

**关键词:** 计算机视觉; BP 算法; 番茄; 损伤; 分类;

**中图分类号:** TP274<sup>+</sup>. 3; S126

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1002-6819(2005)08-0098-04

王树文, 张长利, 房俊龙 基于计算机视觉的番茄损伤自动检测与分类研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(8): 98- 101.

Wang Shuwen, Zhang Changli, Fang Junlong Automatic identification and classification of tomatoes with bruise using computer vision[J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(8): 98- 101. (in Chinese with English abstract)

## 0 引言

果蔬产品品质检测与分级, 是流通和加工过程中的一个重要环节, 其检测与分级水平不仅直接关系到人民的健康, 而且还是国际、国内农果蔬产品市场竞争的重要因素<sup>[1]</sup>。目前, 国内外果蔬产品的产后处理主要是对果蔬产品的形状、尺寸、成熟度进行自动检测<sup>[2-4]</sup>。而缺陷检测靠人工进行检测, 用人的肉眼判别, 判别结果受人主观因素的影响很大, 且存在着精度低, 视觉易疲劳, 速度缓慢等致命问题, 给果蔬产品的销售和出口带来很大的困难。在 1985 年, R. R. Wolfe<sup>[5]</sup>等人就提出了采用黑白摄像头基于苹果图像灰度的缺陷检测方法, 在 2002 年, Laykin S<sup>[6]</sup>等人提出了番茄损伤分类的算法, 应义斌等人<sup>[7]</sup>提出了黄花梨果面缺陷检测方法, 何东健等人<sup>[8]</sup>进行了果实缺陷面积的计算机视觉测定研究。果蔬产品的表面缺陷是影响其等级的重要因素之一, 并且果蔬产品的表面缺陷检测是品质检测中的一大难题, 所以说果蔬产品表面缺陷检测尤其重要, 缺陷检测更有意义。

中华人民共和国番茄国家标准中, 规定了番茄的缺陷种类<sup>[9]</sup>。番茄表面缺陷主要是碰压伤、裂伤、疤痕、日伤、雹伤、冻伤、腐烂、虫伤、皱缩、空腔等许多种。其中, 碰压伤和裂伤最为普遍, 对西红柿的检测和分级影响比较大, 所以本论文对这两种伤进行检测和分类。

收稿日期: 2004-07-13 修订日期: 2005-04-10

作者简介: 王树文, 男, 讲师, 哈尔滨工业大学在读博士生, 主要从事计算机应用、机器视觉、电力电子技术在电力系统中的应用等方面的研究。哈尔滨 东北农业大学工程学院, 150030。Email: wswtr@163.com

通讯作者: 张长利, 男, 教授, 副校长, 硕士生导师, 主要从事计算机应用、机器视觉、计算机网络等方面的研究。哈尔滨 东北农业大学工程学院, 150030。Email: zhangcl@neau.edu.cn

## 1 图像的基本处理

计算机视觉信息的处理从逻辑上可分为三个阶段: 图像基本处理、特征提取和模式识别, 图像的基本处理过程包括图像获取、平滑滤波、图像分割、图像增强等过程。

### 1.1 番茄图像的获取

番茄图像通过计算机视觉系统获取, 本文研究的计算机视觉系统由计算机、图像采集卡、CCD 摄像机、20W 环形白炽灯设备组成<sup>[10]</sup>。依据番茄的光学反射特性: 在波段为 670 nm 的可见光光域内, 番茄的正常部分和损伤部分灰度差大。因此, 可以采用可见光域成像技术进行番茄损伤检测。

为了便于分析和处理, 本试验系统中在图像视场中只有一个番茄出现。为尽可能的了解番茄表面的全部缺陷信息, 将番茄以 0°、90°、180° 三种状态置于摄像头下, 图像摄入计算机后以 DB 文件存在硬盘内, 以便随时调用。

### 1.2 图像噪声的去除

中值滤波法能够有效地抑制图像中的噪声。但是, 中值滤波法随窗口的尺寸变大, 处理速度急速减慢, 难以满足在线检测的要求。因此, 本文采用快速中值滤波法来去除噪声。

### 1.3 图像与背景的分割

在去除图像的噪声后可以将图像与背景分割开来。为了辨识和分析目标, 需要将它们分离提取出来, 在此基础上才有可能对目标进一步利用。本论文采用自动阈值分割算法。

### 1.4 图像的增强

图像增强的主要目的是突出图像中的有用信息, 削弱或除去不需要的信息, 使其结果更有利于计算机分析。对于番茄的表面缺陷检测, 为了更好地检测出损伤

区域, 必须对番茄图像进行图像增强。本文采用线性灰度变换方法对番茄碰压伤和裂伤图像进行图像增强<sup>[11]</sup>。

## 2 番茄的损伤区域检测和分类

对番茄损伤图像进行了预处理之后, 把损伤区域检测出来是关键性问题。能否从果蔬产品图像中准确地分割出表面缺陷区域, 是整个缺陷分析过程的主要操作和成功关键。

### 2.1 番茄的损伤区域的特征分析

由于损伤的位置、大小、形状和形式是不可预测的, 而这些因素决定着损伤图像的灰度值; 同时果实形状对损伤区域的灰度值也有影响<sup>[12]</sup>。因此, 本论文番茄损伤检测方法是将番茄图像分为几个区域, 即通过在不同区域选择不同的损伤阈值来确定损伤点, 根据损伤点进行区域增长, 然后合并所有损伤区域。

1) 当番茄中无损伤时, 图像具有在番茄中心区域灰度值最高; 在番茄边缘区域灰度值低的特点; 在理想情况下由番茄边缘至中心区域的灰度呈单调上升趋势。

2) 当番茄有表面损伤时, 损伤点的灰度值较相邻的非损伤点灰度值小, 且其差值较大; 由番茄边缘至番茄中心区域, 在经过损伤区域时, 其灰度值不再呈单调上升趋势, 而是先呈下降趋势, 经过损伤区域的最小灰度值后, 灰度值开始快速上升, 升至非损伤区域后, 再以正常速率上升。R 分量灰度、G 分量灰度有明显突变, 而 B 分量在整个番茄表面中变化较为缓慢, 无明显区别。

3) 损伤区的灰度值比边缘无缺陷区域的灰度值更低。

### 2.2 番茄损伤区域检测

要将损伤区域检测出来, 首先找到灰度值发生突变的点或边, 然后区域增长<sup>[13]</sup>, 直至找出所有的损伤区域。本论文的具体算法如下:

种子像素点的选择: 选用 R 分量灰度和 G 分量灰度作为判断是否为损伤点像素的特征值。对图像逐行扫描, 寻找 R 灰度及 G 灰度同时发生变化的点, 若是则做标记, 继续向下寻找。对图像中每一可疑损伤点, 判断其  $3 \times 3$  邻域内是否有其它相似损伤点存在, 若没有则说明此点是噪声点; 若小于 3 点, 且不与其它区域相连, 可以忽略不计, 认为该点不是坏损点。如果找到损伤种子点, 种子点的灰度值为  $m$ 。

确定阈值  $T$ : 采用动态阈值技术计算出最优阈值, 大大提高了检测的准确率。生长过程停止条件:  $|f(x, y) - m| > T$ 。将满足生长条件  $|f(x, y) - m| > T$  的像素点做相同标记, 使其成为最大的连通集。最后把连通的区域显示出来。如图 1 所示。

## 3 损伤区域的特征提取及分类

本部分将要讨论番茄的损伤区域的特征的提取和损伤的分类。为了扩大果蔬产品缺陷分类系统的使用范围, 应尽可能充分、全面设计和提取损伤区域的特征参数, 以便为不同品种的果蔬产品缺陷分析过程选择使

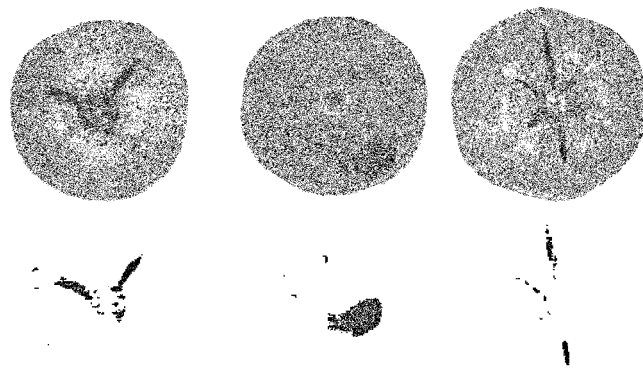


图 1 番茄的表面缺陷与检测结果

Fig 1 Detected results of tomato bruise and defect

用。故本研究综合运用: 1) 基于边界信息的几何形状特征; 2) 基于图像一阶灰度分布的特征; 3) 基于图像二阶或一、二阶联合分布的纹理特征; 4) 目标图像的色度和饱和度特征等四个方面的特征对番茄的损伤区域进行描述。

### 3.1 番茄表面缺陷特征参数提取

#### 3.1.1 损伤区域的色度、亮度和饱和度特征参数提取

损伤区域的每一个像素点都包含着色度、亮度及饱和度等丰富的特征信息, 损伤区域的分类时必须充分利用这一特点。大量试验及文献分析表明, 直接使用 H、I、S 或 R、G、B 三原色的刺激值本身构成的特征参数很难实现损伤区域的准确分类, 而利用 R、G、B 三分量的不同组合形式及数学运算形成的一些特征参数, 对分类则十分有效。通过对 90 个带有裂伤和碰压伤表面缺陷的番茄进行试验, 确定对番茄缺陷区域图像的每个像素点提取如下的 5 个特征:  $I_1 = (G - B) / (G + B)$ ,  $I_2 = R / B$ ,  $I_3 = G / B$ ,  $I_4 = (2R - G - B) / 4$ ,  $I_5 = (R + G + B) / 3$ 。试验结果表明, 这五个参数可以充分反映图像在色度、亮度、饱和度等各个方面的特征。为得到整个损伤区域的色度、亮度和饱和度特征信息, 本研究首先对损伤区域各个像素点的  $I_1, I_2, I_3, I_4, I_5$  分别求均值, 并记为  $Aver1, Aver2, Aver3, Aver4, Aver5$ , 从而得到 5 个特征参数。

#### 3.1.2 形状特征提取

农产品表面缺陷区域的形状特征, 也是对表面缺陷进行分类的重要依据。本研究提取的缺陷区域形状特征有:

1) 缺陷区域的面积<sup>[14]</sup>(area), 可由缺陷区域 R 的像素点个数总和表示。

2) 缺陷区域的深长度(elongation)。由损伤区域的最大长度  $L$  与最大宽度  $W$  的比值 ( $L/W$ ) 来计算。

#### 3.1.3 纹理特征提取

纹理特征也是农产品表面缺陷图像的重要特征之一, 它反映了缺陷区域的对比度和空间频率。由于灰度空间相关矩阵法具有方法简单、描述特性较好的特点, 此处采用该方法提取纹理特征:

设图像的灰度级为  $L$ , 用  $p(i, j)$  表示灰度对  $(i, j)$

出现的概率(出现次数被总数相除),则可计算出如下特征参数:

$$\text{能量 } E: E = \sum_{i,j} [p(i,j)]^2$$

将  $X = (A_{ver1}, A_{ver2}, A_{ver3}, A_{ver4}, A_{ver5}, area, elongation, E)$  作为番茄缺陷区域类别划分的特征向量,其维数为 8。

### 3.2 基于人工神经网络番茄的缺陷分类

#### 3.2.1 番茄损伤分类的网络结构

误差反向传播的多层前向网络能够实现复杂的高度非线性映射,适宜于复杂类模式的分类,故被选作本系统的网络结构。

本系统采用比较成熟的 BP<sup>[15]</sup> 神经网络,隐层函数采用对数 sigmoid 函数,该函数用于将神经元的输入范围为  $(-\infty, +\infty)$  映射到  $(-1, +1)$ ,输出层传递函数采用线形传递函数。网络分 3 层,输入层 8 个单元,分别对应于缺陷区域提取的 8 个特征值,输出层为 2 个,输出值为 (0, 1), (1, 0) 分别对应裂伤、碰压伤<sup>[16-18]</sup>。为使考虑问题不太复杂,只选一个隐含层,经过对神经网络的测试发现,隐含层的单元数为 5 比较合适。网络参数:学习率  $\eta$  为 0.02,动量参数  $\alpha$  为 0.9,期望误差小于 0.1。一般的 BP 网络的主要缺陷是学习收敛速度太慢和不能保证收敛到全局最小点。为此,本文采用了改进的 BP 算法。

#### 3.2.2 基于 BP 网络的番茄缺陷分类的试验与结果分析

试验步骤与目的:首先选取 6 组,每组含有 10 个裂伤、10 个碰压伤的番茄,检测缺陷区域,提取特征值作为输入值,然后根据 (0, 1) 为裂伤, (1, 0) 为碰压伤两种,然后用 6 组训练对反复对神经网络进行训练直至总误差小于给定值,认为网络训练完毕。

表 1 是不同结构的人工神经网络的训练次数和经训练样本的学习率及训练后对非训练样本的判别精度。由表 1 可见隐含层结构越大,训练速度越快,但判别精度并未显著提高,而隐含层神经元越多,实际上运算次数越多。因而结构为 8-5-2 的网络可选为进行番茄的损伤分类的网络结构,因为此网络结构较小,正确率高,计算机运行次数较少。

表 1 BP 网的训练及判别精度

Table 1 Accuracy of identification and training for BP network

结构	学习次数, 总误差小于 0.1	样本学习率	非样本 判别正确率/%
8-3-2	8943	0.02	83
8-4-2	6429	0.02	88
8-5-2	3984	0.02	92
8-6-2	2897	0.02	88
8-7-2	4532	0.02	87
8-8-2	3686	0.02	85
8-9-2	5657	0.02	88

### 3.3 番茄缺陷检测与分类试验

为检验损伤检测与分类准确率和效率,选取 30 个

裂伤、30 个碰压伤的样本番茄和 30 个裂伤、30 个碰压伤的非样本番茄进行检测与分类试验,对每个番茄进行检测与分类所用的时间不超过 8 s,可以满足实时检测与分类的要求。结果如表 2、3 所示。

表 2 样本番茄的检测与分类的准确率

Table 2 Precision of classification and detection of sample tomatoes

	实际 数量	检测 数量	分类 数量	检测准确率 /%	分类准确率 /%
碰压伤	30	28	27	93.3	96.5
裂伤	30	27	26	90.0	96.3

表 3 非样本番茄的检测与分类的准确率

Table 3 Precision of classification and detection of nonsample tomatoes

	实际 数量	检测 数量	分类 数量	检测准确率 /%	分类准确率 /%
碰压伤	30	28	26	93.3	92.8
裂伤	30	27	25	90.0	92.6

## 4 结 论

1) 本文采用快速中值滤波法较好地去除图像采集过程受到的各种噪声干扰,采用区域阈值法对所采集图像的 B 分量进行图像分割,采用线性灰度变换进行图像增强,所采用的图像基本处理方法能满足进一步进行番茄特征提取和模式识别的要求。

2) 采用串行和并行区域分割法进行损伤区域的检测,检测的准确率不低于 90%。

3) 进行了番茄图像的特征分析,提取了 8 个特征参数,较全面的描述了番茄的损伤信息。

4) 采用改进 BP 算法训练的多层前向神经网络对番茄的损伤进行分类。训练的次数不超过 1 万次,判别的准确率不低于 92%。

### [参 考 文 献]

- [1] 李文静,张瑞环,陈秀伟.果品储藏加工学[M].重庆:重庆出版,1990.
- [2] 杨秀坤,陈晓光,等.用遗传神经网络方法进行苹果颜色自动检测的研究[J].农业工程学报,1997,13(2):173-176.
- [3] Ni B, Paulsen M R, Reid J F. Corn kernel crown shape identification using image processing[J]. Transactions of the ASAE, 1997, 40(3): 833-838.
- [4] 张长利,房俊龙,潘伟.用遗传算法训练的多层前馈神经网络对番茄成熟度进行自动检测的研究[J].农业工程学报,2001,17(3):153-156.
- [5] Sarkar N, Wolfe R R. Feature extraction techniques for sorting tomatoes by computer vision[J]. Transactions of the ASAE, 1985, 28(3): 970-974.
- [6] Laykin S, Alchanatis V, Fallik E, et al. Image-processing algorithms for tomato classification[J]. Transactions of the ASAE, 2002, 45(3): 851-858.
- [7] Ying Yibin, Wang Jianping, Jiang Huanyu. Inspecting diameter and defect area of fruit with machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2002, 18(5): 216-220.

- [8] 何东健, 杨 青, 等. 果实缺陷面积的计算机视觉测定研究[J]. 农业工程学报, 1997, 13(4): 156- 160
- [9] 中国标准出版社总编室. 中国国家标准汇编[M]. 北京: 中国标准出版社, 1988. GB 8852- 88, 635- 664
- [10] 房俊龙, 张长利, 潘 伟, 等. 用遗传算法训练的人工神经网络识别番茄生理病害果[J]. 农业工程学报, 2004, 20(3): 113- 116
- [11] Talyor R, Rehkugler G, Troop J. Apple bruise detection using a digital line scan camera system [A]. Proc, National Conference on Agricultural Electronics Application[C]. ASA E, 1984: 652- 662
- [12] Liao K, Cavalieri R P, Pitts M J Hausdorff Dimensional analysis and digital imaging based quality inspection[J]. Transactions of the ASA E, 1990, 33(1): 298- 304
- [13] 章毓晋. 图像处理与分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
- [14] Singh N, Delwiche M J. Machine Vision methods for defect Sorting Stonefruit[J]. Transactions of the ASA E, 1994 37(6): 1989- 1997.
- [15] 何 勇, 张淑娟, 方 慧. 基于人工神经网络的田间信息插值方法研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(3) 120- 123
- [16] Rehkugler G E, Throop J A. Image processing algorithm for apple defect detection[J]. Transactions of the ASA E, 1989, 32(1): 267- 272
- [17] 刘 禾, 等. 用计算机图像处理技术进行苹果坏损自动检测的研究[J]. 农业机械学报, 1998, 29(4): 81- 86
- [18] 刘 禾, 汪懋华. 基于颜色分形的水果计算机视觉分级技术[J]. 农业工程学报, 2002, 18(2): 141- 144

## Automatic identification and classification of tomatoes with bruise using computer vision

Wang Shuwen, Zhang Changli, Fang Junlong

(Engineering College, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

**Abstract:** To improve the accuracy of detection and classification of tomatoes with bruise, computer vision, BP algorithm and artificial neural network technology were synthetically applied to automatically identify and classify the tomatoes with bruise. First, the images of tomatoes were captured through computer vision system, then the images of tomatoes with bruise were processed applying three methods that include filtering noise and dividing images and highlighting images to identify bruise images of tomatoes applying distortion increasing. Second, multilayer forward artificial neural network trained with BP algorithms was employed to classify tomatoes with bruise. The computer vision system using the presented defect detection method and image extraction technology can save time and raise precision. The experiments show that the rate of testing precision was not less than 90%.

**Key words:** computer vision; BP algorithm; tomato; bruise; classification