

# 基于机器视觉的结球甘蓝形状鉴别方法\*

李鸿强<sup>1,2</sup> 孙红<sup>1</sup> 李民赞<sup>1</sup>

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 河北建筑工程学院理学院, 张家口 075000)

**摘要:** 提出了一种机器视觉技术结合 BP 神经网络快速鉴别结球甘蓝叶球形状的方法。运用图像处理技术, 提取结球甘蓝的高度、宽度、长轴、面积 4 个绝对形状参数, 在此基础上定义了高宽比、圆形度、矩形度、椭圆形度、球顶形状指数等 5 个相对形状参数。分别以 4 个绝对参数、5 个相对参数以及上述 9 个参数作为网络输入, 建立 BP 神经网络叶球识别模型。测试结果表明, 以绝对参数作为输入的 BP 神经网络正确识别率为 62.5%, 相对参数作为输入的 BP 神经网络以及相对参数和绝对参数 9 个参数作为输入的 BP 神经网络正确识别率均达 100%, 以相对参数作为网络输入的预测模型优于以绝对参数作为网络输入的预测模型, 相对参数和相对参数结合绝对参数作为输入构建的 BP 神经网络识别模型均具有良好的分类和鉴别能力。

**关键词:** 结球甘蓝 叶球形状 图像处理 BP 神经网络 模式识别

中图分类号: S532; TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2015)S0-0141-06

## Identification of Cabbage Ball Shape Based on Machine Vision

Li Hongqiang<sup>1,2</sup> Sun Hong<sup>1</sup> Li Minzan<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. School of Science, Hebei Institute of Architecture and Civil Engineering, Zhangjiakou 075000, China)

**Abstract:** The head cabbage has three types according to its external ball shape, i. e., tip, flat and round shape types. The traditional identification method of cabbage ball shape is done artificially. A new method for rapid identification of cabbage ball shape was proposed using machine vision technology combined with BP neural network. Firstly, four absolute cabbage shape parameters were extracted, such as height, width, long axis and area, based on image processing technology. Five relative shape parameters were defined based on the above absolute parameters, which were ratio of height to width, circular degree, rectangle degree, ellipse degree and dome shape index. These nine parameters were used to describe the cabbage shape. Since the parameter ranges overlapped, the individual parameter did not have separating classification ability. Secondly, three recognition models of cabbage ball shape with BP neural network were established using three types of input datasets, four absolute parameters (long axis, height, width, area), five relative parameters (ratio of height to width, circular degree, rectangle degree, ellipse degree, dome shape index) and all above nine parameters. Each network had ten neurons in implicit layer, three neurons in output layer. Scaled conjugate gradient algorithm was used to train the network. The test results showed that the prediction accuracy of BP neural network model took four absolute parameters as the input was 62.5%, and the prediction accuracies of other two models were 100%. The model with relative parameters was relatively small and simple, and could shorten the time of network computing. Meanwhile, the center distance values of every two type training sample groups were

收稿日期: 2015-10-28 修回日期: 2015-11-18

\* 国家自然科学基金资助项目(31271619)和北京市科技计划资助项目(D151100004215002)

作者简介: 李鸿强, 博士生, 河北建筑工程学院讲师, 主要从事农产品无损检测技术研究, E-mail: hqlgood@cau.edu.cn

通讯作者: 李民赞, 教授, 博士生导师, 主要从事精细农业系统集成和农产品无损检测技术研究, E-mail: gpac@cau.edu.cn

computed, and the result showed that the model with all nine parameters had the biggest distance, which made the network be adapted to a wider sample spherical recognition.

**Key words:** Cabbage Ball shape Image processing BP neural network Pattern recognition

## 引言

结球甘蓝按其品质分为一等品、二等品和三等品等3个等级,每个等级,按照叶球类型,依据叶球大小分为特大球、大球、中球、小球等4个规格。因此,在做结球甘蓝的规格检测前,首先应该确定结球甘蓝的叶球类型。3种叶球类型的定义:尖球形,叶球高度大于宽度,叶球底部宽,顶部显尖形;圆球形,叶球宽度和高度相近;扁球形,叶球宽度明显大于高度,顶部扁平<sup>[1]</sup>。

国内外研究人员利用机器视觉技术开展了农产品品质<sup>[2-7]</sup>外形检测及分类的应用研究。Tao等<sup>[8]</sup>运用傅里叶变换技术对马铃薯形状进行分级。Ingrid Paulus等<sup>[9]</sup>对苹果的形状描述进行了研究。Shoucle等<sup>[10]</sup>用形状作为指标对15个品种的印度小麦进行分类。Laykin等<sup>[11]</sup>利用傅里叶变换提取西红柿圆度特征,形状偏离正圆愈远,则该特征值愈大。孔彦龙等<sup>[12]</sup>提取马铃薯俯视图图像的6个不变矩参数,输入到训练好的神经网络,完成对马铃薯形状的分选。周竹等<sup>[13]</sup>为了实现马铃薯的自动分级,设计了基于V型平面镜同时获取三面图像的马铃薯机器视觉分级系统,并提出了相应的分级算法。展慧等<sup>[14]</sup>利用BP神经网络方法建立了基于近红外光谱、机器视觉和多源信息融合技术的板栗分级检测模型。综合以上研究成果,作为形状分类的特征参量主要有:几何尺寸和傅里叶变换获得的谐波系数。几何尺寸可直接体现分类标准对研究对象形状的定义,而傅里叶变换获得的谐波系数分类效果并不理想。结球甘蓝的球形相对较大,用傅里叶系数作为特征参量,需要选取较多的谐波系数用于重构结球甘蓝外形,计算量大,用时长。分类器的设计主要有比对法、距离法、自定义函数法、BP人工神经网络等,BP人工神经网络作为一种有监督的模式识别方法,基于相同特征参量进行模式识别,识别正确率相对较高。分类器用来替代人工分类,必须体现人工分类的先验知识,BP神经网络是在已有正确分类结果的基础上,通过网络训练不断调整各层之间的连接权重,使得分类结果更加接近已有的分类结果。

本文通过图像处理技术,提取结球甘蓝高度、宽度、长轴、面积、椭圆面积、外接矩形面积绝对形状参数,在此基础上,又定义高宽比、圆形度、矩形度、椭圆形度、球顶形状指数相对形状参数,通过参数选择确

定参与建模参数,建模参数以不同的组合形式作为BP神经网络的输入,建立基于BP神经网络的模式识别模型。

## 1 材料与方 法

### 1.1 试验材料

试验样品购于中国农业大学东校区周边菜市场,3种球形样品各36颗,共108颗样品,对样本进行编号,尖球形编号为1~36,扁球形编号为37~72,圆球形编号为73~108。单体质量为500~3100g,所有样品室温保存。

### 1.2 图像处理

#### 1.2.1 图像采集

结球甘蓝的图像采集在白炽灯光源、背景为黑色的试验箱内进行。首次采样时,将结球甘蓝正对相机放置,调整物距和焦距,使相机采集到的图像达到最佳效果,固定参数以便后续图像采集,并将采集到的图像数据保存至计算机。

#### 1.2.2 图像分割

决定结球甘蓝球形的因素是叶球的宽与高的比例关系,以及叶球顶部的形状。将叶球从背景分割是确定叶球类型的关键步骤。

利用相机获取的数字图像是RGB格式,RGB色彩模式的主要缺点是颜色感知不均匀,即2个颜色点之间的距离不等于2个颜色之间的颜色感知差异,为了克服RGB颜色模式的这种缺点,在图像处理中可以采用更加符合颜色视觉特征的颜色空间。HSI色彩模式便是其中一种,它是用色调(Hue)、饱和度(Saturation)和亮度(Intensity)来描述色彩,各分量相互独立。文献[15]中将RGB颜色空间转换到HIS空间,认为图像分割的基础是研究对象和背景之间的色差, $H$ 表示颜色的种类,对 $H$ 分量灰度图像进行中值滤波,二值化,形态学操作,可实现研究对象和背景分离。本研究将RGB颜色空间图像转换到HIS颜色空间,利用 $H$ 分量进行图像分割<sup>[16]</sup>。首先,采用中值滤波算法,经 $3 \times 3$ 模板窗口对 $H$ 分量灰度图像进行图像平滑,应用Otsu自适应阈值分割算法对各分量灰度图像进行二值化处理。图1a为 $H$ 分量灰度图像二值化结果,叶球部分和背景被有效分割,但背景部分有残留噪声。进一步对二值化图像进行形态学图像处理,采用 $R$ 为10的圆盘形结构元素的形态学开运算,平滑图像轮廓,断

开细小连接部分,去除点状噪声,其次再用  $R$  为 1 的圆盘形结构元素的形态学闭运算,进一步平滑图像轮廓,填充孔洞,处理效果如图 1b 所示,经过二值化和形态学处理后,甘蓝叶球部分与背景完全分开。

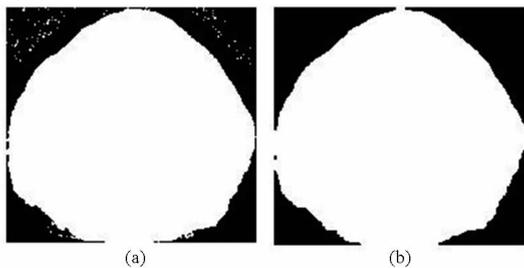


图 1 二值化图像和分割结果

Fig. 1 Binarization image and image segmentation result

(a) 二值化图像 (b) 图像形态学处理后的分割结果

### 1.3 基于特征的球形判别方法

基于图 1 计算表征叶球形状的特征参数:高度、宽度、长轴、短轴、面积、外接矩形面积、椭圆面积。在以上 7 个描述结球甘蓝绝对形状参数的基础上定义了以下 5 个相对形状参数:高宽比、圆形成度、椭圆形度、矩形度、球顶形状。高度、宽度、面积、高宽比、球顶形状参数是对叶球形状的直接描述,在本文中称为直接参数,长轴、短轴、椭圆和矩形面积、圆形成度、椭圆形度、矩形度是对叶球形状的间接描述,在本文中称为间接参数。

将叶球上部  $1/5$  定义为叶球上部,球顶形状指数定义为:叶球最高点分别和叶球顶部最左点和最右点两条连线的夹角度数与  $180^\circ$  的比值,球顶形状指数效果示意图见图 2,图中虚线连接三角形,左右两条边所夹角即为所求角度。

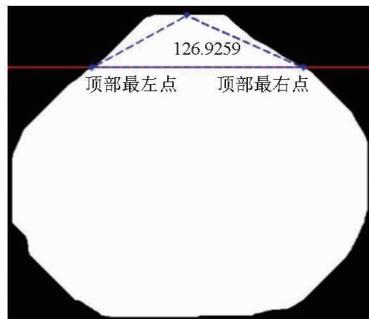


图 2 球顶形状指数示意图

Fig. 2 Diagram of ball top shape index

对获得的结球甘蓝球形特征进行模式识别可以确定具体球形。本文采用误差反向传播(BP)神经网络模式识别方法进行球形判别。BP神经网络模式识别是一种有监督的模式识别方法,BP神经网络通常具有一个或者多个 sigmoid 隐含层和线性输出层。采用 Scaled 共轭梯度算法对网络进行训练<sup>[17]</sup>。

模型鉴定效果的评价指标为正确识别率,正确

识别率直接反映了一个系统的鉴定准确性和可靠性,即

$$C = \frac{N_c}{N_a} \times 100\% \quad (1)$$

式中  $C$ ——正确识别率

$N_c$ ——正确接受的样品个数

$N_a$ ——应该被接受的样品个数

训练集样本由 3 类球形的甘蓝组成,网络训练结束后每一类球形的甘蓝都有一个样本中心,可以用一个一维向量表示,向量的每一项就是各参数的样本均值。本文使用欧氏距离计算样本与样本中心的距离,为了去量纲,消除大数据对计算结果的影响,所有数据经过最大-最小规范化归一化处理。

## 2 结果与分析

表 1 列出了 12 个特征参数的最小值、最大值和均值的取值情况。

3 类球形长轴和宽度的取值范围比较窄,尖、扁、圆形球结球甘蓝长轴最值分别相差 22、20、27 像素,宽度最值分别相差 35、23、23 像素。短轴和高度的取值范围相对较宽,尖、扁、圆形球结球甘蓝短轴最值相差分别为 85、79、85 像素,高度最值相差 80、83、82 像素。3 类球形的长轴、短轴、高度、宽度 4 个参数最小值、均值、最大值的大小关系一致,由大到小分别是长轴、宽度、短轴、高度。3 种面积参数,面积和椭圆面积均值和最值基本重合,在分类时可只取其中 1 个作为参数,矩形面积取值较其他 2 种面积取值较大。面积和椭圆面积均值和最值基本重合,表征叶球椭圆形程度的椭圆形度最值和均值都接近于 1,3 类叶球该值差别较小。3 种叶球的高宽比最值和均值也基本重合,圆形成度 3 类球形的取值范围相似,最值相差均为 0.02。矩形度,尖球形的最大值为 0.81,扁球形和圆球形的最小值为 0.79,尖球形和扁球形、圆球形此参数有明显的区分度。球顶形状指数,尖球形的最大值为 0.72,扁球形最小值为 0.73,圆球形此参数的取值为 0.70~0.75,尖球形和扁球形此参数有明显的区分度。

根据上述对参数的取值情况分析,参数取值重叠严重,存在数据冗余,需做变量筛选。根据变量之间的相关程度,保留直接反映叶球形状参数、剔除间接反映叶球形状参数的原则对高度相关的变量进行取舍,相关分析结果见表 2。其中,短轴与高度、3 个面积、高宽比之间相关系数均大于 0.9,剔除短轴参数,同时,面积与椭圆面积、矩形面积之间相关系数大于 0.8,椭圆面积与矩形面积之间的相关系数大于 0.8,只保留面积参数这个能直接反映叶球大小

表1 特征参数  
Tab.1 Characteristics parameters

像素

叶球类型 特征参数	尖球形			扁球形			圆球形		
	最小值	最大值	均值	最小值	最大值	均值	最小值	最大值	均值
长轴	475.56	498.37	486.30	484.49	511.90	501.74	486.13	513.51	498.06
短轴	406.38	492.07	442.35	403.30	483.17	431.77	417.20	502.37	450.49
高度	402	482	440.74	375	458	411.69	402	484	439.95
宽度	453	488	477.77	466	489	480.06	466	489	480.43
面积	153 022	189 720	167 635	157 428	191 151	169 526	160 426	199 653	175 649
椭圆面积	154 543	191 889	168 981	157 618	192 319	170 135	160 753	200 627	176 242
矩形面积	193 516	238 612	213 551	182 988	226 540	200 721	193 920	239 096	214 018
圆形度	0.90	0.92	0.91	0.90	0.92	0.91	0.90	0.92	0.91
矩形度	0.76	0.81	0.79	0.79	0.87	0.84	0.79	0.86	0.82
椭圆形度	0.98	1.00	0.99	0.99	1.00	1.00	0.99	1.00	1.00
高宽比	0.85	1.01	0.92	0.77	0.96	0.86	0.84	1.02	0.92
球顶形状指数	0.65	0.72	0.69	0.73	0.88	0.82	0.70	0.75	0.73

表2 参数相关分析结果

Tab.2 Result of correlation analysis among parameters

参数	长轴	短轴	高度	宽度	面积	椭圆面积	矩形面积	圆形度	矩形度	椭圆形度	高宽比	球顶形状指数
长轴	1.00											
短轴	0.01	1.00										
高度	-0.24	0.93	1.00									
宽度	0.27	-0.07	-0.07	1.00								
面积	0.34	0.94	0.73	0.03	1.00							
椭圆面积	0.32	0.95	0.80	0.02	1.00	1.00						
矩形面积	-0.16	0.94	0.97	0.03	0.83	0.84	1.00					
圆形度	-0.29	0.31	0.31	0.05	0.22	0.20	0.30	1.00				
矩形度	0.63	-0.11	-0.41	0.00	0.17	0.15	-0.41	-0.18	1.00			
椭圆形度	0.40	-0.06	-0.19	0.31	0.11	0.06	-0.13	0.34	0.41	1.00		
高宽比	-0.29	0.91	0.98	-0.29	0.75	0.77	0.92	0.29	-0.39	-0.25	1.00	
球顶形状指数	0.68	-0.45	-0.69	0.12	-0.19	-0.22	-0.65	-0.19	0.74	0.53	-0.69	1.00

的参数。经过变量筛选后,保留长轴、高度、宽度、面积、圆形度、矩形度、椭圆形度、高宽比、形状指数等9个参数用来建立叶球形状识别模型。

应用BP神经网络建立叶球形状的识别模型。依据输入参数的不同,在结球甘蓝球形鉴别过程中建立了3种具有2层结构的BP神经网络模型,第1种是将长轴、高度、宽度、面积等绝对参数作为网络输入,第2种是将圆形度、矩形度、椭圆形度、高宽比、球顶形状指数等相对参数作为网络输入,第3种是将以上全部9个参数作为网络输入,3种网络结构的隐含层神经元个数均为10。网络的输出结果采用编码输出,因为待分类结球甘蓝球形分为3种,所以输出层神经元个数为3个,具体的输出层编码为:(1,0,0)为尖球形、(0,1,0)为扁球形、(0,0,1)为圆球形,3种网络结构为(4,10,3)、(5,10,3)、(9,10,3)。将实验材料108个结球甘蓝随机抽取70%作为训练集,15%作为验证集,剩下的15%作为测试集,建立了以上3种BP神经网络。

3种网络测试集的组成和识别结果如表3所示,测试集由16个样本组成。

(4,10,3)结构网络的测试结果为:7个尖球形,其中5个识别正确,另外2个被识别为圆球形,尖球形的正确识别率为71.4%。4个扁球形,其中3个识别正确,另外1个被识别为圆球形,扁球形的正确识别率为75%。5个圆球形,其中2个识别正确,另外3个,其中1个被识别为尖球形,2个被识别为扁球形,圆球形的正确识别率为40%。该结构网络总体正确识别率为62.5%。

结合表4,对(4,10,3)结构网络的测试结果进行了分析。在训练集样本中,尖球形和扁球形的样本中心距离为1.12,尖球形和圆球形的样本中心距离为0.82,根据距离大小关系,尖球形与圆球形的样本中心距离相对较小,因此该网络的识别结果不稳定,该网络中的尖球形样本很容易被识别为圆球形,影响到识别精度。同理,由于扁球形和圆球形的样本中心距离为0.59,这影响了扁球形和圆球形甘

蓝的识别精度,以上分析结果与测试结果吻合。

(5,10,3)结构网络的测试结果如表3所示,3种球形全部识别正确。(9,10,3)结构网络的测试结果如表3所示,3类球形全部识别正确。

对比3种网络性能的测试结果,输入参数为相对参数的(5,10,3)结构网络的正确识别率高于输入参数为绝对参数的(4,10,3)结构网络,预测准确率高出37.5%。将上述9种参数作为网络输入时,(9,10,3)结构网络的正确识别率也为100%。结合表4分析,上述3种网络,尖球形和扁球形的样本中心距离依次为1.12、1.95、2.20,扁球形和圆球形的

样本中心距离分别为0.59、1.00、1.33,尖球形和圆球形的样本中心距离分别为0.82、1.19、1.36,样本中心距离的增大是网络正确识别率提高的原因,5个相对参数作为输入的网络与全部9个参数作为输入的网络正确识别率均为100%,相对参数数值较小且简单,可以缩短网络计算时间,以相对参数作为输入的网络模型适合于对实时性要求较高的识别场景,9个参数作为输入的网络,其样本中心距离较大,对样本的适应度更好,可以识别更宽范围的样本。

表3 应用神经网络球形分类结果

Tab.3 Classification result of head cabbage using neural network

网络类型		尖球形	扁球形	圆球形
(4,10,3)	测试数量	7	4	5
	测试样本构成	4,6,8,18,20,25,32	44,58,71,72	77,81,90,101,102
	正确识别数量	5	3	2
	识别样本构成	6,8,18,25,32,81	44,58,72,77,101	4,20,71,90,102
(5,10,3)	测试数量	5	7	4
	测试样本构成	4,15,16,19,23	50,57,65,69,70,71,72	79,95,97,100
	正确识别数量	5	7	4
	识别样本构成	4,15,16,19,23	50,57,65,69,70,71,72	79,95,97,100
(9,10,3)	测试数量	8	2	6
	测试样本构成	5,10,11,17,18,22,25,36	47,65	81,83,90,97,98,101
	正确识别数量	8	2	6
	识别样本构成	5,10,11,17,18,22,25,36	47,65	81,83,90,97,98,101

表4 样本中心距离

Tab.4 Sample center distance

网络类型	样本中心距离		
	尖-扁	扁-圆	尖-圆
(4,10,3)	1.12	0.59	0.82
(5,10,3)	1.95	1.00	1.19
(9,10,3)	2.20	1.33	1.36

### 3 结论

(1)根据结球甘蓝叶球形状分类标准,应用图像处理技术,提取结球甘蓝4个绝对形状参数,在此基础上定义了5个相对形状参数,经过参数筛选,剩下的9个参数用以描述结球甘蓝的球形。根据样本各参数取值的分布情况,3类球形的同种参数取值范围重叠,单个参数都不具有单独的分类能力。

(2)以长轴、高度、宽度、面积绝对参数作为输

入,以圆形度、矩形度、椭圆形度、高宽比、球顶形状指数相对参数作为输入,以及以上9个参数作为输入,分别建立BP神经网络叶球识别模型。测试结果为:绝对参数作为输入的BP神经网络正确识别率为62.5%,相对参数作为输入的BP神经网络正确识别率为100%,9个参数作为输入的BP神经网络正确识别率也为100%。结果表明,以相对参数作为网络输入的预测模型优于以绝对参数作为网络输入预测模型,相对参数数值较小且简单,可以缩短网络计算时间,以相对参数作为输入的网络模型为实时性要求较高的识别场景提供了技术支持。

(3)通过计算3种网络训练集样本的中心距离,以9个参数作为输入的BP神经网络,其训练样本集中3种叶球形状两两中心距离均为最大,使得该型网络能适应更大范围样本球形的识别,可为结球甘蓝球形鉴别提供技术支持。

### 参 考 文 献

1 NY/T583—2002 结球甘蓝[S]. 2002.  
 2 Gamal E, Sergio C, Enrique M, et al. In-line sorting of irregular potatoes by using automated computer-based machine vision system [J]. Journal of Food Engineering, 2012, 112(1-2): 60-68.

- 3 Heinemann P H, Pathare N P, Morrow C T. An automated inspection station for machine-vision grading of potatoes [J]. *Machine Vision and Applications*, 1996, 9(1): 14 - 19.
- 4 汪成龙, 李小昱, 武振中, 等. 基于流形学习算法的马铃薯机械损伤机器视觉检测方法[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(1): 245 - 252.  
Wang C L, Li X Y, Wu Z Z, et al. Machine vision detecting potato mechanical damage based on manifold learning algorithm [J]. *Transactions of the CSAE*, 2014, 30(1): 245 - 252. (in Chinese)
- 5 李小昱, 陶海龙, 高海龙, 等. 马铃薯缺陷透射和反射机器视觉检测方法分析[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(5): 191 - 196.  
Li Xiaoyu, Tao Hailong, Gao Hailong, et al. Comparison of transmission and reflection imaging technologies to detect potato defects based on machine vision technology [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(5): 191 - 196. (in Chinese)
- 6 赵娟, 彭彦昆, Dhakal Sagar, 等. 基于机器视觉的苹果外观缺陷在线检测[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(增刊1): 260 - 263.  
Zhao Juan, Peng Yankun, Dhakal Sagar, et al. On-line detection of apple surface defect based on image processing method [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(Supp. 1): 260 - 263. (in Chinese)
- 7 杜永忠, 平雪良, 何佳唯. 圣女果表面缺陷检测与分级系统研究[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(增刊1): 194 - 199.  
Du Yongzhong, Ping Xueliang, He Jiawei. Surface defect detection and classification system for cherry tomatoes [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(Supp. 1): 194 - 199. (in Chinese)
- 8 Tao Y, Morrow C T, Heinemann P H, et al. Fourier-based separation technique for shape grading of potatoes using machine vision [J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38(3): 949 - 957.
- 9 Ingrid Paulus, Eddie Schrevens. Shape characterization of new apple cultivars by Fourier expansion of digitized images [J]. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1999, 72(2): 113 - 118.
- 10 Shouche S P, Rastogi R, Bhagwat S G, et al. Shape analysis of grains of Indian wheat varieties [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2001, 33(1): 55 - 75.
- 11 Layin S, Alchanatis V, Fallik E, et al. Image-processing algorithm for tomato classification [J]. *Transactions of the ASAE*, 2002, 45(3): 851 - 858.
- 12 孔彦龙, 高晓阳, 李红玲, 等. 基于机器视觉的马铃薯质量和形状分选方法[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(17): 143 - 148.  
Kong Yanlong, Gao Xiaoyang, Li Hongling, et al. Potato grading method of mass and shapes based on machine vision [J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(17): 143 - 148. (in Chinese)
- 13 周竹, 黄懿, 李小昱, 等. 基于机器视觉的马铃薯自动分级方法[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(7): 178 - 183.  
Zhou Z, Huang Y, Li X Y, et al. Automatic detecting and grading method of potatoes based on machine vision [J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(7): 178 - 183. (in Chinese)
- 14 展慧, 李小昱, 周竹, 等. 基于近红外光谱和机器视觉融合技术的板栗缺陷检测[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(2): 345 - 349.  
Zhan H, Li X Y, Zhou Z, et al. Detection of chestnut defect based on data fusion of near-infrared spectroscopy and machine vision [J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(2): 345 - 349. (in Chinese)
- 15 孙慧贤, 张玉华, 罗飞路. 基于 HIS 颜色空间的彩色边缘检测方法研究[J]. *光学技术*, 2009, 35(2): 221 - 224.  
Sun H X, Zhang Y H, Luo F L. Color edge detection based on HIS color space [J]. *Optical Technique*, 2009, 35(2): 221 - 224. (in Chinese)
- 16 Rafael C G, Richard E W, Steven L E. 数字图像处理 (MATLAB 版) [M]. 阮秋琦, 译. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- 17 朱凯, 王正林. 精通 MATLAB 神经网络 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.