

基于形状和饱满度特征精选枸杞的方法

常敏¹, 杜嘉¹, 马晓涛², 沈凯¹, 李柏萱¹, 秦晓飞¹

(1.上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2.河北软件职业技术学院, 河北 071000)

摘要: 目的 为了提高枸杞分选效率且使分选结果便于统一包装, 提出一种在机器视觉技术下多特征组合的枸杞精选方法。**方法** 枸杞的形状和饱满度是精选的2个重要特征和依据, 首先通过数字图像处理技术获取枸杞图像的横径纵径数据比值, 并将其作为形状特征参数; 其次获取枸杞质量和枸杞图像面积的比值, 将其作为饱满度特征参数。基于这2类特征参数进行聚类分析, 建立BP神经网络的枸杞多特征精选分类器。**结果** 枸杞的形状类型不同, 其形状特征和饱满度特征值也不同, 通过BP神经网络分类器显示不同形状类型的枸杞聚类。该方法可以有效地对枸杞形状类型进行精选, 精选准确率达到97.6%。**结论** 根据形状和饱满度特征组合的分选效果最佳, 该方法可以实现枸杞形状类型的精选。

关键词: 特征参数; 神经网络; 枸杞; 形状; 饱满度

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)11-0182-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.11.032

The Method of Selecting Chinese Wolfberry Based on Shape and Plumpness Characteristics

CHANG Min¹, DU Jia¹, MA Xiao-tao², SHEN Kai¹, LI Bai-xuan¹, QIN Xiao-fei¹

(1. College of Photoelectric Information and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 20093, China; 2. Hebei Software Institute, Hebei 071000, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a selection method of Chinese wolfberry in the multi-feature combination of machine vision technology, in order to improve the separation efficiency of Chinese wolfberry and enable the sorting result to be convenient for uniform packaging. The shape and plumpness of Chinese wolfberry were two important features and basis of selection. Firstly, through digital image processing technology, the transverse diameter and longitudinal diameter of the wolfberry image were obtained and regarded as the shape characteristic parameters; then, the ratio of the quality of Chinese wolfberry to its image area was obtained and regarded as its plumpness characteristic parameter. Based on the clustering analysis of these two kinds of characteristic parameters, the multi-feature selection classifier of Chinese wolfberry was established by BP neural network. When the shape type of Chinese wolfberry was different, its shape characteristic and plumpness characteristic value were different. The BP neural network classifier displayed the Chinese wolfberry cluster of different shape types. Such method could effectively select the shape type of Chinese wolfberry and the selection accuracy was up to 97.6%. The selection effect is the best when the shape and plumpness characteristics are combined. Such method can realize the selection of the shape type of Chinese wolfberry.

KEY WORDS: characteristic parameter; neural network; Chinese wolfberry; shape; plumpness

枸杞具有极高的药用价值和营养价值, 随着人们保健意识的增强, 枸杞的营养价值日益受到重视^[1-4]。在晾晒过程中由于环境条件的限制, 常常出现大小不同、色泽混杂、形状不一的枸杞, 严重影响枸杞的包

装等级和出口价格, 因此, 对枸杞的分级分选成为了一项不可或缺的工作。

长期以来, 人们对枸杞的分选以人工为主, 分选效率低。采用机器视觉技术代替人工挑选能高效率地

完成枸杞的分选工作。机器视觉技术在产品的分级分选及统一包装领域已有众多的应用。Yim Yam^[5]采用机器视觉技术对油棕果品的成熟度进行分选，其准确率为 86.67%。D.J.Lee^[6]针对水果图像中的颜色分量进行分析，提出了能够在复杂颜色空间中提取研究对象颜色特征的方法，该方法大大提高了在复杂环境中水果分级的准确率。施健等^[7]通过采集红枣的最大纵径，对红枣大小实现分级，分级准确率达到 91.7%。孔彦龙等^[8]提取出根据马铃薯面积和边界周长利用回归分析法对其形状进行分选，分选准确率达 96%。刘丹丹等^[9]基于图像处理，按果蔬大小尺寸提出了一种自动分等和自动包装的方法。在枸杞分选方面，蔡文青、倪向东等^[10]提出了色选机的分选方法。张魄珊、靳伍银^[11]提出了 Matlab 图像处理的枸杞分级方式。王履程、谭筠梅等^[12]提出了基于机器视觉的枸杞分级方法。

随着科技的发展，枸杞自动分选技术已在不断进步，但对枸杞精选分级的研究仍有待深入开展。目前大部分基于机器视觉的分选方式忽略了枸杞纵径、横径与形状的关系，在机器分选的基础上，还需要人工的二次挑选才能统一包装^[9,13]。针对这一问题，文中提出基于枸杞形状和饱满度特征来实现进一步精选枸杞的方法，从而避免人工的二次挑选包装，在提高枸杞的分选效率及实现枸杞的全自动化分选方面有良好的应用前景。

1 形状和饱满度特征的精选原理

色泽、大小和形状是枸杞品质分级的主要依据^[12]，文中是在机器视觉技术色选出优质枸杞的基础上，再根据形状和饱满度特征进一步精选，从而省去最终人工再次挑选包装处理的环节。枸杞的典型形状类型可分为长纺锤形、卵圆形和矩圆形等。其中长纺锤形枸杞，一侧饱满，另一侧细长；卵圆形枸杞，形状均匀，先端钝圆；矩圆形的枸杞，宽而饱满。

由于枸杞形状类型不同，故枸杞图像的横纵径比值 K 可以作为枸杞的形状特征参数， K 值范围不同，

则表明枸杞的形状类型不同。由于枸杞图像的形状近似为椭圆形，形状特征类似椭圆离心率特征，因此文中通过图像处理技术获取枸杞图像的横径 a 与纵径 b 的比值，提取形状特征参数；另一方面，依据枸杞密度不变原理，枸杞的厚度可以用来表明枸杞的饱满度特征，考虑到枸杞的质量与枸杞图像面积的比值正比于枸杞的平均厚度，因此可以用枸杞的质量和图像面积的比值来衡量枸杞的饱满度特征 P 。饱满度特征 P 可以采用一维特征向量计算，见式（1）。

$$P = \frac{1}{N \times T^2} \sum_{i=1}^N (d_i) = \frac{m}{S} \quad (1)$$

式中： m 为单一样本枸杞的质量； S 为单一枸杞图像的面积； T 为枸杞图像横径或纵径与实际枸杞长径或短径的比值； T^2 就可以表示图像面积与实际面积的比值； N 为单一枸杞图像的像素点个数； d 为实际枸杞的厚度。

文中的枸杞精选原理见图 1。分别提取形状特征 K 和饱满度特征 P ，将 K 和 P 组合后的组合特征作为 BP 神经网络的输入，建立 BPNN 分类器^[14]。对于测试样本，提取同样的特征，通过分类器分类，最终可得到枸杞精选的结果。

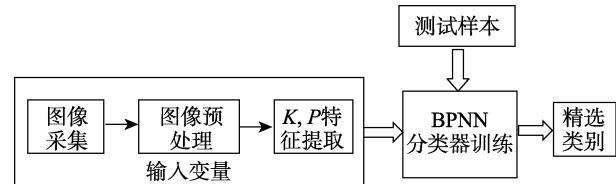
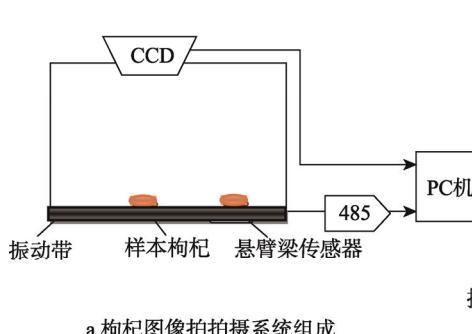


图 1 特征精选枸杞的原理

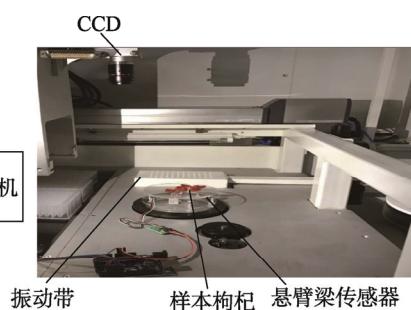
Fig.1 Principle of feature selection of Chinese wolfberry

2 精选实验与结果

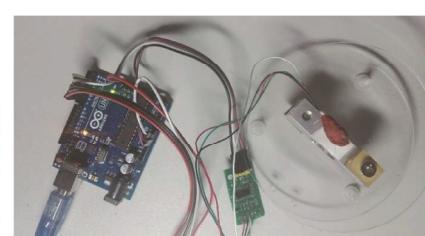
文中以宁杞 1 号为例分析，随机选取大小形状不同的 100 粒样本枸杞作为数据集，先通过振动带，使样本枸杞分离散放，防止重叠堆积现象发生，便于图像处理。有经验的果农按照枸杞形状类型人工分类，分别得到长纺锤形、卵圆形和矩圆形的枸杞数量为 46, 29, 25 粒。建立的拍摄传感系统组成见图 2a，其



a 枸杞图像拍摄影系统组成



b 枸杞图像处理的实物



c 枸杞称量传感器实物

图 2 枸杞图像拍摄影系统

Fig.2 Chinese wolfberry image shooting and sensor system

中采用 CCD 工业相机(HT-UB1000C)进行图像采集, 采集的图像经 USB 接口直接输入 PC 机。采用精度 0.01 g 的悬臂梁传感器获取枸杞的质量 m 通过 485 通讯模块传入 PC 机。枸杞图像处理的实物见图 2b, 其中称重传感系统见图 2c。用电子数显游标卡尺(精度 0.01 mm)测定果实实际长短径。经过实验数据处理进行特征提取并训练神经网络。

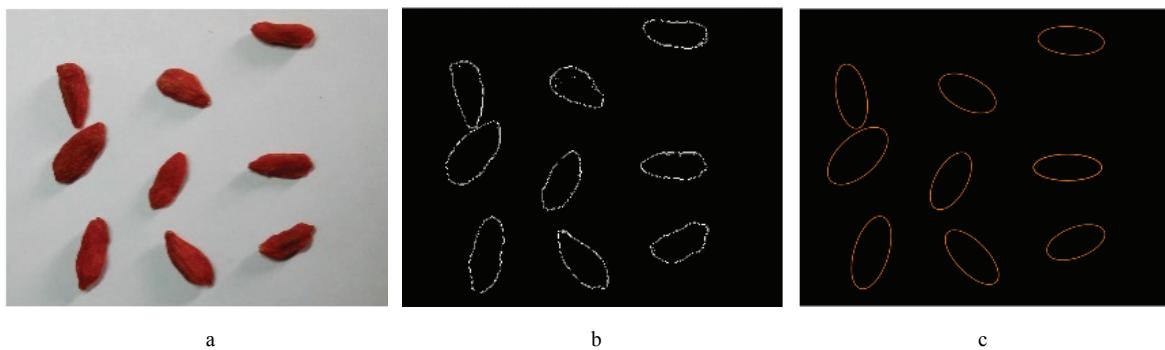


图 3 部分枸杞的边界检测及拟合椭圆
Fig.3 Boundary detection and fitting ellipse of some Chinese wolfberry

测得枸杞图像的横径 a 和纵径 b 并与实际枸杞的长径或短径参数进行对比, 见表 1。

表 1 图像横径参数与实际测量枸杞长径比较
Tab.1 The transverse diameter of the image compared with the measurement longitudinal diameter of Chinese wolfberry

组别	横径 a /像素	实际长径/mm	比值 T
数据 1	203.617	17.86	11.402
数据 2	195.237	17.13	11.395
数据 3	200.679	17.61	11.396
数据 4	186.865	16.39	11.401
数据 5	204.738	17.95	11.406
数据 6	188.475	16.53	11.402
数据 7	198.773	17.45	11.391
数据 8	200.001	17.55	11.396

文中实验过程中将 CCD 摄像机固定以采集图像, 因此实验中的枸杞图像横纵径是等比例放大的, 选取部分横径与实际枸杞长径比值 T 近似为 11.400 的枸杞图像, 见表 1。

2.2 特征数据聚类提取

文中随机选取了 100 粒枸杞作为样本, 提取出其形状特征 K 和饱满度特征 P 的数据, 见表 2。

根据 100 粒枸杞的特征数据得出结论: 如果枸杞的形状类型不同, 则特征 K 和特征 P 的变化较明显。文中采用无监督的 K-Means 算法对 100 粒枸杞样本形状特征数据和饱满度特征数据聚类分析^[18]。结合枸杞样本特征 K 和特征 P 的数据, 训练的分类基准见表 3。

2.1 图像采集与处理

为了精选枸杞形状类型, 便于统一等级包装, 图像处理对形状特征和饱满度特征数据的提取至关重要。文中对采集的图像经过灰度化、图像去噪、边缘检测、边界拟合等步骤最终得到枸杞图像的横径 a 和纵径 b ^[15-17], 部分枸杞图像的边界检测及椭圆拟合的结果见图 3。

表 2 部分样本枸杞图像参数与特征数据

Tab.2 Some samples of Chinese wolfberry image parameters and characteristic data

序号	质量/ g	横径 a /像素	纵径 b /像素	图像面积/ 像素^2	特征 K	特征 P ($\times 10^{-6}$)
1	0.27	199.603	89.468	56074.766	2.231	4.815
2	0.29	202.261	92.695	58871.295	2.182	4.926
3	0.33	185.763	107.068	62452.687	1.735	5.284
4	0.27	208.627	87.880	57569.296	2.374	4.690
5	0.32	186.786	101.791	59701.492	1.835	5.254
6	0.30	200.991	94.673	59749.053	2.123	5.021
7	0.31	192.258	99.153	59857.115	1.939	5.179
8	0.28	205.054	90.372	58187.863	2.269	4.812
9	0.30	197.490	95.176	59020.263	2.075	5.083
10	0.26	208.106	86.029	56216.216	2.419	4.625

表 3 3 种类型特征参数值

Tab.3 Three types of characteristic parameter values

类型	形状特征 K	饱满度特征 P ($\times 10^{-6}$)
长纺锤形	2.200	4.9
卵圆形	2.000	5.1
矩圆形	1.700	5.3

2.3 BP 神经网络分类器设计

BP 神经网络有很好的自适应、自学习和非线性转换的能力, 广泛应用于模式识别和预测分类^[19-20], 其学习过程步骤^[13]: 从样本集合中取一个样本 (A_i, B_i); 计算网络的实际输出 O ; 求 $D=B_i-O$; 根据 D 调整权矩阵 w ; 重复上述过程, 直到误差不超过规定范围。

文中使用 BP 神经网络构造分类器, 实现对枸杞形状类型的分选。具体做法为: 选择枸杞的形状特征

K 和饱满度特征 P 作为神经网络的输入变量, 输入层节点数是 2; 网络的输出结果采用编码输出, (00) 代表长纺锤形、(01) 代表卵圆形、(11) 代表矩圆形, 输出层节点数是 3; 隐藏层节点的数目是系统设计的关键, 但是一般隐藏层节点没有确定的计算公式和理论, 通过式(2)和式(3), 然后用试凑的方式确定误差最小时的隐藏节点个数, 最终文中选择 2 层隐藏节点层。

$$l = \sqrt{m+n+a} \quad (2)$$

$$l = \sqrt{mn} \quad (3)$$

式中: m 为隐藏层节点数; n 为输入节点数; l 为输出层节点; a 为 1 至 10 之间的常数。

激活函数必须是连续可微的, 用 Sigmoid 作为激活函数, 数学表达式见式(4—5), 其中 net 是网络输入, 它的值可表示为 $\text{net}=(w_i x_i)$, w 是权重系数, x 为输入的特征数据。

$$f_1(\text{net}) = (e^{\text{net}} - e^{-\text{net}}) / (e^{\text{net}} + e^{-\text{net}}) \quad (4)$$

$$f_2(\text{net}) = 1 / (1 + e^{-\text{net}}) \quad (5)$$

文中传输函数的样本输出均大于 0, Sigmoid 的值域是 (0,1), 因此采用 Sigmoid 函数作为隐含层神经元的激活函数^[20]。

最大循环次数设为 500 次, 最小训练网络的误差曲线小于 0.001, 根据 100 粒样本枸杞的特征 K 和特征 P 训练 BPNN 神经网络并建立组合特征精选分类器。另外选择 100 粒枸杞作为测试集, 3 种类型枸杞训练分类结果如下所述。某一次组合特征分类器训练的网络误差曲线见图 4a。当训练 142 步时, 网络的

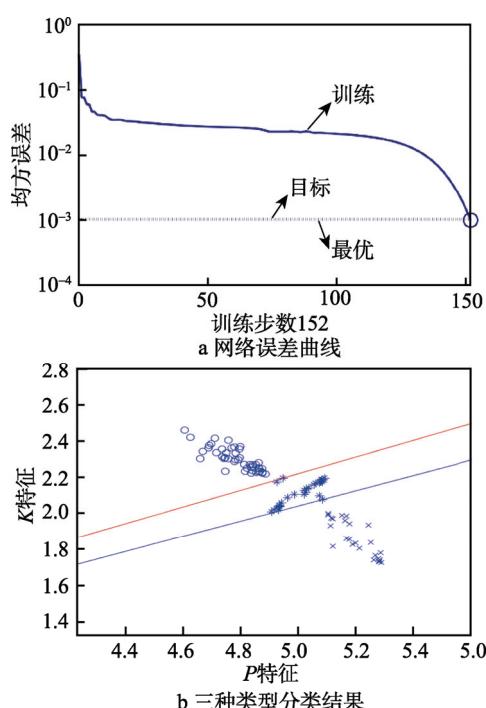


图 4 神经网络误差曲线与分类结果
Fig.4 Neural network error curve and separation result

误差曲线小于 0.001; 在组合特征分类器下, 3 种类型枸杞的分类结果见图 4b。虚线部分代表长纺锤形枸杞和卵圆形枸杞的分类基准, 实线部分代表卵圆形枸杞和矩圆形枸杞的分类基准。

2.4 结果与讨论

为了验证组合特征分类器的性能, 随机选取大小和形状不同的 200 粒枸杞, 首先按照形状类型人工分类, 得到长纺锤形、卵圆形、矩圆形的枸杞数量分别为 93, 56, 51 粒。然后充分混合作为测试样本。

表 4 组合特征精选结果
Tab.4 Combination feature selection results

测试枸杞类型	人工分选数量 c	形状特征+饱满度特征	精选准确率 $q/\%$	平均精选准确率 $t/\%$
长纺锤形	93	91.4	98.3	
卵圆形	56	58.4	95.4	97.5
矩圆形	51	50.2	98.4	

表 4 中精选结果是对 3 种类型枸杞进行 10 轮精选实验的平均结果, 组合特征方法对这几种形状类型的枸杞的精选准确率均可达到 95% 以上。由表 4 可知, 在 10 轮精选实验中, 依据 3 种类型枸杞所占的比重, 平均精选准确率公式为:

$$t = \sum_{i=1}^3 \left(\left(\frac{c}{C} \times q \right)_i \right) \times 100\% \quad (6)$$

式中: c 为 3 种类型枸杞的人工分选数量; $C=200$ 粒为样本总数; q 为 3 种类型的精选准确率。带入表 4 中各参数, 平均精选准确率 $t=97.5\%$ 。

文中为对比组合特征精选形状类型的结果, 对 200 粒大小和形状不同的枸杞充分混合再次作为测试样本。由表 2 中 100 粒样本枸杞的特征 K 和特征 P 数据结合表 3 参数值分别训练单一特征 BPNN 神经网络, 并建立精选分类器。精选测试结果见表 5。

表 5 特征组合对比精选结果
Tab.5 Feature combination contrast selection results

精选方法	测试验证数量/粒			平均精选准确率 $t/\%$
	长纺锤形	卵圆形	矩圆形	
人工分选	93	56	51	
形状特征 K 精选	112.7	44.8	42.5	80.3
饱满度特征 P 精选	88.6	61.3	50.1	94.7
形状特征+饱满度特征	91.4	58.4	50.2	97.5

平均精选准确率是对 3 种类型枸杞进行 10 轮精选实验的结果见表 5, 通过对表 5 中单一特征和组合

特征的对比可以发现：在形状特征 K 精选时，3 种形状类型平均精选准确率是 80.3%；饱满度特征 P 精选时，平均精选准确率达到 94.7%；总体上看，形状特征+饱满度特征组合精选准确率最高，形状类型分类的效果最佳，达到 97.5%。

3 结语

研究了基于形状和饱满度特征精选枸杞的方法，能对不同形状和大小的枸杞进行精选分类，便于统一包装。实现了在色选出优质枸杞的基础上基于机器视觉技术对枸杞形状精选的研究。根据目前枸杞分选行业的实际情况，过去往往是色泽和大小分级。文中采用形状特征和饱满度特征精选的方法，对形状特征 k 和饱满度特征 p 进行线性组合，并验证了组合特征的适用性和准确性，分类方法采用 BPNN 神经网络。实验表明，多特征组合的方法能快速准确地对枸杞形状类型进行精选，实现了依据客户需求精选出符合标准类型的枸杞，从而建立能精选枸杞形状类型来统一包装标准的 BP 神经网络分级模型，避免二次人工挑选。文中只考虑了枸杞没有重叠的情况，针对有重叠堆积的现象，仍采用文中的方法，但是聚类分析的依据和训练的样本也会相应改变，这将是进一步研究的方向。

参考文献：

- [1] ULBRICHT C, BRYAN J, COSTA D, et al. An Evidence-based Systematic Review of Goji (*Lycium Spp.*) by the Natural Standard Research Collaboration[J]. *Journal of Dietary Supplements*, 2015, 12(2): 184—240.
- [2] CHENG J, ZHOU Z, SHENG H, et al. An Evidence-based Update on the Pharmacological Activities and Possible Molecular Targets of *Lycium Barbarum* Polysaccharides[J]. *Drug Design Development and Therapy*, 2015, 9: 33—78.
- [3] KULCZYŃSKI B, GRAMZA-MICHałOWSKA A. Goji Berry (*Lycium Barbarum*): Composition and Health Effects: a Review[J]. *Polish Journal of Food and Nutrition Sciences*, 2016, 66(2): 67—76.
- [4] HE N W, YANG X B, JIAO Y D, et al. Characterisation of Antioxidant and Antiproliferative Acidic Polysaccharides from Chinese Wolfberry Fruits[J]. *Food Chemistry*, 2012, 133(3): 978—989.
- [5] YIMYAM P, CLARK A F. Agricultural Produce Grading by Computer Vision Using Genetic Programming[C]// Robotics and Biomimetics(ROBIO), 2012 IEEE International Conference on IEEE, 2012: 458—463.
- [6] LEE D J, CHANG Y, ARCHIBALD J K, et al. Color Quantization and Image Analysis for Automated Fruit Quality Evaluation[C]// Automation Science and Engineering, 2008. CASE 2008. IEEE International Conference on, 2008: 194—199.
- [7] 施健, 何建国, 张冬, 等. 基于计算机视觉鲜枣大小分级系统研究[J]. 食品与机械, 2013(5): 134—137. SHI Jian, HE Jian-guo, ZHANG Dong, et al. Study on the Size Grading System of Fresh Jujube Based on Computer Vision[J]. *Food and Machinery*, 2013(5): 134—137.
- [8] 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 Yan-long, GAO Xiao-yang, LI Hong-ling, et al. Potato Quality and Shape Sorting Method Based on Machine Vision[J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2012, 28(17): 143—148.
- [9] 刘丹丹, 孙秋花, 彭彦平. 基于图像处理的果蔬自动分等包装生产线的设计与开发[J]. 包装工程, 2011, 32(17): 32—35. LIU Dan-dan, SUN Qiu-hua, PENG Yan-ping. Design and Development of Automatic Packaging Line for Fruit and Vegetable Based on Image Processing[J]. *Packaging Engineering*, 2011, 32(17): 32—35.
- [10] 蔡文青, 倪向东, 枸杞色选机的研制[J]. 农机化研究, 2007(2): 106—107. CAI Wen-qing, Ni Xiang-dong. The Development of Chinese Wolfberry Color Selection[J]. *Agricultural Mechanization Research*, 2007(2): 106—107.
- [11] 张魄珊, 靳伍银. 基于 MATLAB 图像处理的枸杞分级方法[J]. 甘肃农业大学学报, 2017, 52(3): 131—135. ZHANG Po-shan, JIN Wu-yin. Based on MATLAB Image Processing of Chinese Wolfberry Classification Method[J]. *Journal of Gansu Agricultural University*, 2017, 52(3): 131—135.
- [12] 王履程, 谭筠梅, 王小鹏, 等. 基于机器视觉的枸杞分级方法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(24): 16—18. WANG Lv-cheng, TAN Jun-mei, WANG Xiao-peng, et al. Chinese Wolfberry Classification Method Based on Machine Vision[J]. *Computer Engineering and Application*, 2013, 49(24): 16—18.
- [13] 尹伟国. 基于机器视觉的枸杞分级分选机控制系统研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2017. YI Wei-guo. Study on the Control System of Chinese Wolfberry Classifier Based on Machine Vision[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2017.
- [14] YE J H, HU D, XIA G M, et al. An Advanced BPNN

- Face Recognition Based on Curvelet Transform and 2DPCA[C]// 2013 8th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE), 2013: 1019—1022.
- [15] ZHANG H, LI D L. Applications of Computer Vision Techniques to Cotton Foreign Matter Inspection: a Review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014(109): 59—70.
- [16] LYU J D, ZHAO D A, JI W, et al. Recognition of Apple Fruit in Natural Environment[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(3): 1354—1362.
- [17] LYU J D, SHEN G R, MA Z H. Acquisition of Fruit Region in Green Apple Image Based on the Combination of Segmented Regions[C]// Image, Vision and Computing (ICIVC), 2017 2nd International Conference on, 2017(7): 332—335.
- [18] KATKAR J, BARASKAR T, R.MANKAR V. A Novel Approach for Medical Image Segmentation Using PCA and K-means Clustering[C]// Applied and Theoretical Computing and Communication Technology (ICATCCT), 2015 International Conference on, 2015(8): 430—435.
- [19] MA Z L, LIU Q Y, HAO L L. A Classification Method of Fog Image for USV Visual System[C]// Control Conference (CCC), 2015 34th Chinese, 2015: 3926—3931.
- [20] 朱黎辉, 李晓宁. 基于多特征组合的球形果蔬智能分选方法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(5): 173—78.
ZHU Li-hui, LI Xiao-ning. Intelligent Sorting Method for Spherical Fruits and Vegetables Based on Multi-feature Combination[J]. Computer Engineering and Application, 2016, 52(5): 173—178.