

DOI: 10.13652/j.issn.1003-5788.2021.10.019

# 基于支持向量机的无核白葡萄串 分级系统设计与测试

Design and test of the grading system for kernel-free  
white grapes with support vector machine

李泽平<sup>1</sup> 郭俊先<sup>1</sup> 郭 阳<sup>1</sup>

LI Ze-ping<sup>1</sup> GUO Jun-xian<sup>1</sup> GUO Yang<sup>1</sup>

李雪莲<sup>1</sup> 张亮亮<sup>1</sup> 黄 华<sup>2</sup>

LI Xue-lian<sup>1</sup> ZHANG Liang-liang<sup>1</sup> HUANG Hua<sup>2</sup>

(1. 新疆农业大学机电工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830052; 2. 新疆农业大学数理学院, 新疆 乌鲁木齐 830052)

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi, Xinjiang 830052, China; 2. College of Mathematic and Physics, Xinjiang Agricultural University, Urumqi, Xinjiang 830052, China)

**摘要:**目的:针对无核白葡萄串人工分级准确性和效率低下等问题,设计了一种基于支持向量机(SVM)的无核白葡萄串分级系统。方法:使用高斯滤波、边缘检测、轮廓检测等预处理方法对图像进行预处理,利用 SVM 模型提取出无核白葡萄串的轮廓、颜色等特征参数,比较基于 SVM 模型不同参数下的识别效果。结果:模型的最佳参数为 Best  $c=2.00$ , Best  $g=0.24$ ,  $\text{coef}()=0$ ,  $d=3$ ;无核白葡萄串分级准确率达 96%。结论:与传统的人工分级方法相比,试验提出的分级系统的可靠性及稳定性具有明显优势,可满足实际生产中无核白葡萄串的分级要求。**关键词:**无核白葡萄;支持向量机;机器视觉;分级;Python

**Abstract: Objective:** A support vector machine (SVM)-based grading system for kernel-free white grape bunches was designed to counter the problems of low accuracy and efficiency of manual grading of kernel-free white grape bunches. **Methods:** The images were preprocessed using Gaussian filtering, edge detection, contour detection and other pre-processing methods, and the SVM model was used to extract the contour, color and other feature parameters of the kernel-free white grape bunches and compared

**基金项目:**新疆维吾尔自治区科技厅基金项目(编号:2019D01A52);新疆维吾尔自治区研究生科研创新项目(编号:XJ2020G147)

**作者简介:**李泽平,男,新疆农业大学在读硕士研究生。

**通信作者:**李雪莲(1967—),女,新疆农业大学副教授,工程硕士。  
E-mail:250585997@qq.com

**收稿日期:**2021-01-11

the recognition effects under different parameters based on the SVM model. **Results:** It was shown that the best parameters of the model were Best  $c=2.00$ , Best  $g=0.24$ ,  $\text{coef}()=0$  and  $d=3$ . The grading accuracy of the kernelless white grape bunches reached 96%. **Conclusion:** Compared with the traditional manual grading method, the reliability and stability of the proposed grading system had obvious advantages and could meet the grading requirements of kernel-free white grape bunches in practical production.

**Keywords:** white kernelless grapes; support vector machine; machine vision; grading software; python

无核白葡萄作为新疆吐鲁番地区的主栽品种,在农业经济发展中占重要地位<sup>[1]</sup>。长期以来,无核白葡萄上市前品质等级主要依靠人工检测和分级,速度慢、效率低且主观性强,偏差较大,不利于其精确有效的分级<sup>[2-3]</sup>。随着计算机技术的快速发展,机器视觉技术在农产品检测中的应用越来越广泛,徐莹莹<sup>[4]</sup>运用图像处理方法预处理甜瓜图像,采用角点提取判断瓜蒂区,并通过大津算法分割不同区域,建立了支持向量机模式识别算法,其识别准确率达 92.2%。Peng 等<sup>[5]</sup>以苹果、香蕉、柑橘、梨、杨桃和火龙果为研究对象,采用机器视觉技术进行分类。汪威等<sup>[6]</sup>提出了一种基于机器视觉的去柄鲜香菇智能分级方法,并设计了一套自动分级系统。因此,机器视觉技术在农产品检测方面技术相对成熟,同时也是葡萄外部品质检测的有效手段。

目前,国内外相关学者主要依据葡萄果粒大小的识

别和颜色分级葡萄。罗陆锋等<sup>[7]</sup>提出了一种基于轮廓分析的双串叠贴葡萄目标识别方法。李俊伟等<sup>[8]</sup>运用机器视觉技术,预测与分级新疆无核白、红提单粒葡萄的质量和果径大小,预测决定系数分别达 0.980,0.945,准确度达 85%以上。肖壮等<sup>[9]</sup>采用梯度分割法有效地截取果粒轮廓并去除边缘轮廓中的干扰弧段,利用随机最小二乘椭圆检测的方法提取果粒尺寸,实现了对整串红提的分级,分级正确率为 90.48%。Li 等<sup>[10]</sup>利用边缘检测对红提轮廓完成两次分割,最终分级准确率为 90%。陈英等<sup>[11]</sup>设计了一套基于计算机视觉的葡萄检测分级系统,采用投影面积法和果轴方向投影曲线计算果穗大小和形状参数,其准确率分别为 90.0%,88.3%。以上研究均只针对单粒葡萄的某些特征不能代表整串果粒,随机性太大,正确率不高;或者只是单独地进行颜色分级和大小形状分级试验,未将颜色特征和大小形状特征综合考量。

文章拟采用机器视觉与图像技术,通过图像处理技术完成图像预处理及二值化操作,提取无核白葡萄串分级特征,通过支持向量机算法实现无核白葡萄串分级;并设计实现人机交互界面与分级算法模块,以期实现对整串无核白葡萄进行检测分级,旨在为鲜葡萄检测分级提供依据。

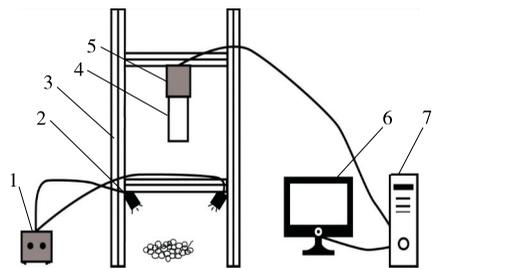
## 1 无核白葡萄串分级系统

### 1.1 分级系统组成

无核白葡萄串分级系统分为硬件和软件两部分,硬件部分完成数据采集工作,由无核白葡萄串图像采集系统组成(图 1)。

自制的采集平台外形尺寸为 48 cm × 43 cm × 170 cm。用黑色幕布将整个平台全部遮挡,图像采集系统包括相机(丹麦 JAI 公司 AT-200CL 型 3CCD 面阵摄像机)、镜头(日本 NIKON 公司 LM35CLS 型镜头)以及图像采集卡、光源、计算机等硬件组成。

软件部分完成数据分析和处理工作,由 python 语言开发,采用 Tkinter 图形界面模块主要可以完成图像输入、预处理、二值化、图像分级以及参数输出等功能。其中图像处理部分调用 OpenCV 图形图像处理函数库完成。



1. 光源控制器 2. LED 光源 3. 铝型材框架 4. 镜头 5. 摄像机 6. 电脑 7. 图像采集卡(内置主机箱中)

图 1 无核白葡萄串采集系统

Figure 1 Acquisition system for white grapes without berries

软件开发环境为 Windows10 系统;CPU 主频:3.0 GHz 及以上;内存频率:1 333 MHz;内存容量:8 GB;Python2.7;Pycharm 2017;OpenCV3.3;Tkinter 框架等。软件设计流程图如图 2 所示。

### 1.2 分级样本

选用乌鲁木齐市北园春市场所售无核白鲜葡萄共 100 串,于 1 °C 冰柜冷藏。参照无核白葡萄国家标准 GB/T 19970—2005 和行业标准 NY/T 704—2003,将无核白葡萄串主要分为 3 个等级:优等品、一等品和二等品(见表 1)。结合机器视觉系统的特点,确定无核白葡萄串的分级主要通过颜色、果形等完成。分级过程中,为使无核白葡萄串分级更有意义,对表面无明显缺陷或无明显破损的无核白葡萄串样本进行分级。

### 1.3 尺寸标定

为了更准确地分级无核白葡萄串,实现采集图像的像素尺寸与无核白葡萄串的真实尺寸之间的转换,需要尺寸标定。尺寸标定时,在与被测样品相同的条件下,使用有标准刻度的测量尺,通过图像处理技术获得图像的

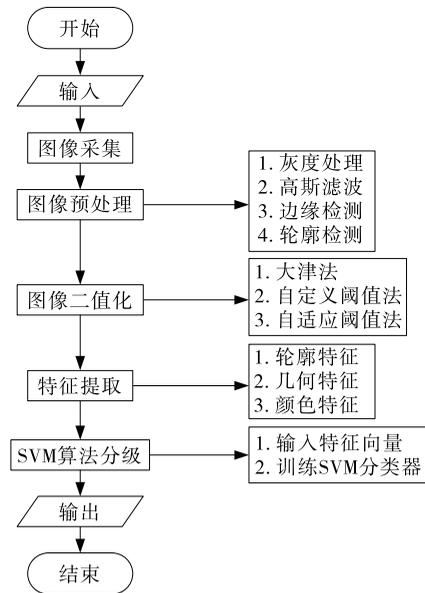


图 2 软件设计流程图

Figure 2 Software design flow chart

表 1 无核白葡萄串分级要求

Table 1 Grading requirements for white unpitted grapes

等级	要求
优等品	黄绿色(黄色偏多),穗形完整,果穗质量≥400 g,单粒果质量≥2.5 g,紧密度适中
一等品	黄绿色(黄色偏少),穗形完整,果穗质量≥300 g,单粒果质量≥2.0 g,紧密度适中
二等品	绿黄色,果穗质量≥200 g,单粒果质量≥1.5 g,紧密度为偏松或偏紧

标准长度和相应长度所覆盖的像素数,从而获得与像素系数相对应的真实长度。

## 2 图像处理分析及特征参数提取

### 2.1 图像预处理

利用硬件部分的图像采集系统完成对无核白葡萄串图像获取后,需对原始图像进行图像预处理,以消除图像中的无关信息,降低图像噪声,以便于后续图像特征参数的识别和提取。

**2.1.1 高斯滤波** 灰度化处理原始图像,随后进行图像去噪处理,即对图像过滤。目的是更加具体地提取图像特征,进而去除数字化图像中的噪声成分。而与均值滤波器相比,高斯滤波器具有更柔和的平滑效果和更好的边缘保持能力,因此,选用高斯滤波器。高斯滤波是通过调用 Opencv 的库函数来实现图像预处理<sup>[12]</sup>,高斯滤波后的无核白葡萄串图像如图 3(b)所示。

**2.1.2 边缘检测** 边缘检测的目的是提取目标<sup>[13]</sup>。目前较常见的边缘检测算法有 Roberts 算子和 Sobel 算子,其中 Roberts 算子是根据某一点上对角线相反的两个像素值之间的差值,然后根据差值的变化幅度和趋势完成边缘检测,其运算精度高但不平滑,噪声对边缘检测效果有一定影响。而 Sobel 算子是根据某点周围的灰色加权差值是否存在极值来检测边缘。Sobel 算子可以对图像中的噪声起到一定的平滑作用。因此,采用 Sobel 算子进行边缘检测<sup>[14]</sup>,其效果如图 3(c)所示。

**2.1.3 轮廓检测** 使用 Canny 算子提取目标轮廓。在得到边缘检测的响应后,统计边缘检测后的所有轮廓编码序列,求出每一个轮廓的矩形左上角坐标(x,y)和矩形的宽(w)、高(h),得到图像外轮廓的最小外接矩形,其结果如图 3(d)所示。

### 2.2 图像二值化结果对比

图像二值化是将图像上的像素灰度值设置为0或

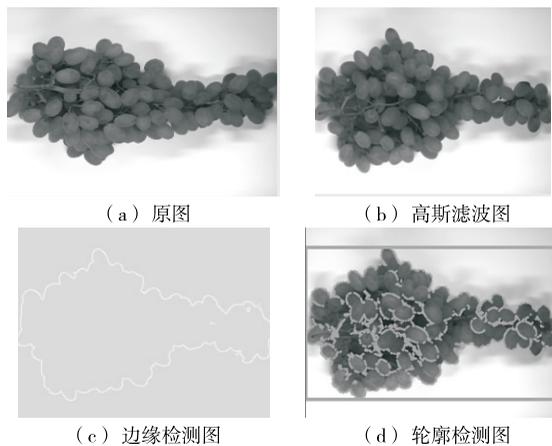


图 3 图像预处理效果图

Figure 3 Image pre-processing effect

255,即整个图像呈现出清晰的黑白效果从而便于图像的下一步处理<sup>[15]</sup>,其函数表达式为:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq T \\ 0 & x < T \end{cases}, \quad (1)$$

式中:

T——阈值。

二值化的关键在于阈值的选择,使用 3 种二值化方法对比得出最佳的无核白葡萄串图像分割效果。

**2.2.1 大津法** 大津法(Otsu)是一种确定图像二值化分割阈值的算法,Otsu 法根据图像的灰度特征,将图像分成目标和背景两部分。如果目标和背景之间的类间方差较大,则目标与背景的差别较大,反之则说明两者之间的差异较小<sup>[16]</sup>。为了使二值化效果最好,必须使类间方差最大化。其分割效果如图 4(a)所示,具体实现过程为:

若灰度为  $i$  的像素点个数为  $p_i$ ,则总像素点个数为

$$M \times N = \sum_{i=0}^{255} P_i, \quad (2)$$

灰度为  $i$  的像素点个数占总像素点个数的比例为

$$P_i = \frac{p_i}{M \times N} \left( \sum_{i=0}^{255} p_i = 1 \right), \quad (3)$$

目标与背景的像素点个数占总像素点个数的比例分别为

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^T \frac{p_i}{M \times N} = \sum_{i=0}^T p_i, \quad (4)$$

$$\omega_1 = \sum_{i=T+1}^{255} \frac{p_i}{M \times N} = \sum_{i=T+1}^{255} p_i, \quad (5)$$

目标与背景的加权平均灰度分别为

$$\mu_0 = \frac{\sum_{i=0}^T p_i \times i}{\sum_{i=0}^T p_i}, \quad (6)$$

$$\mu_1 = \frac{\sum_{i=T+1}^{255} p_i \times i}{\sum_{i=T+1}^{255} p_i}, \quad (7)$$

整个图像的加权平均灰度为

$$\mu = \omega_0 \times \mu_0 + \omega_1 \times \mu_1, \quad (8)$$

类间方差

$$G = \omega_0 \times (\mu_0 - \mu)^2 \mu_0 + \omega_1 \times (\mu_1 - \mu)^2, \quad (9)$$

将式(8)代入式(9)得:

$$G = \omega_0 \times \omega_1 \times (\mu_0 - \mu_1)^2, \quad (10)$$

式中:

M、N——图像裁剪后的长度和宽度(其值分别为 460,350),像素点;

T——目标和背景的分割阈值(范围为 0~255);

G——类间方差;

$\omega_0$ ——目标像素点占图像总像素点的比例;

$\mu_0$ ——加权平均灰度;

$\omega_1$ ——背景像素点占图像总像素点的比例;

$\mu_1$ ——加权平均灰度;

$\mu$ ——图像的加权平均灰度。

2.2.2 自适应阈值法 实际处理过程中,某一个固定的阈值在图像的不同区域的分割效果不同。为了解决这一问题,需要将阈值取一个可以随图像区域位置变化的函数值,即自适应阈值<sup>[17]</sup>。自适应阈值是利用 OpenCV 中的一个函数对所选区域的像素加权平均,经测试,选取的 maxvalue 为 160, blockSize 为 25, C 为 10, 分割效果比较明显。分割效果如图 4(b)所示。

2.2.3 固定阈值法 固定阈值法对图像检测是一种最为简单的图像二值化处理方法,主要是对输入单通道矩阵逐像素阈值分割,但通常固定阈值法的单一阈值很难满足现实中图像的降噪需求,选取 THRESH\_BINARY 函数来实现固定阈值法,即

$$dst(x, y) = \begin{cases} \max_{val} & arc(x, y) > thresh \\ 0 & otherwise \end{cases}, \quad (10)$$

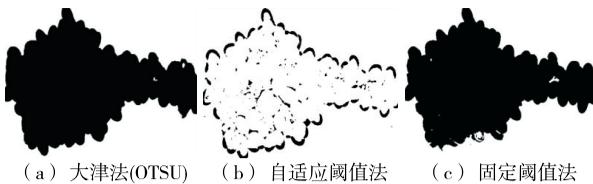
式中:

$\max_{val}$ ——设定的最大值;

$arc(x, y)$ ——待处理的无核白葡萄串图像;

thresh——分割阈值。

最终选取的数值为:  $\max_{val} = 255, thresh = 130$ , 此时分割效果较为明显,分割效果如图 4(c)所示。



(a) 大津法(OTSU) (b) 自适应阈值法 (c) 固定阈值法

图 4 图像二值化对比图

Figure 4 Comparison chart of image binarisation

从提取无核白葡萄串图像信息的效果上看,自适应阈值法和固定阈值法的图像目标与背景混杂在一起,无明显的阈值分界,而大津法对图像二值化的效果要优于自适应阈值法和固定阈值法,因此选用大津法对图像进行二值化处理。

### 2.3 特征提取

文章提取了葡萄目标区域的面积、周长、外接矩长和宽以及 3 个颜色通道的平均灰度<sup>[18]</sup>。

(1) 面积:采用像素统计法,并按式(12)计算无核白葡萄串的真实面积。

$$S = \frac{P_r \times S_r}{P}, \quad (12)$$

式中:

S——无核白葡萄串的真实面积;

$P_r$ ——无核白葡萄串的像素数;

$S_r$ ——二值化图像的实际面积;

P——二值化图像的像素数。

(2) 周长:通过计算目标区域边界上的像素点数量进行计算。先计算两个像素之间的距离,然后将所有像素的距离相加即得无核白葡萄的周长。

(3) 长和宽:无核白葡萄的最小外接矩形与无核白葡萄 4 个方向的切点即无核白葡萄图像的上、下、左、右 4 个边界点,分别计算左、右和上、下的距离即可得到无核白葡萄的长度和宽度。

(4) 颜色特征:用 RGB 分量直接表示。

## 3 基于 SVM 的无核白葡萄串分级

### 3.1 无核白葡萄串 SVM 分级模型构建

SVM 是基于统计学原理的一种分类识别方法,可有效解决线性及非线性、分类及预测问题。其原理是基于统计学习理论的二类分类方法<sup>[19]</sup>。给定训练样本集:

$$D = \{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\} x_i \in R^d. \quad (13)$$

每个样本属于  $y = \{+1, -1\}$  中的一类,训练样本集由超平面线性可分,则分类器的超平面方程为

$$\omega x_i + b = 0, \quad (14)$$

式中:

$x_i$ ——训练向量;

$\omega$ ——法向量;

$b$ ——超平面的偏移。

由于无核白葡萄串分类是一个多分类问题,所以应构造一个多类分类器对无核白葡萄串进行分级,而在 python 中,使用最为广泛的是 sklearn 模块。无核白葡萄串分级时,先加载待分级样本,利用样本库特征参数得到最优适应度下的惩罚因子  $c$  和核参数值  $g$ , 然后训练模块对样本库训练学习并得到分类器模型,测试模块对待分级样本分类。

分类时,调用 sklearn 模块,提取无核白葡萄串的颜色、轮廓及几何特征作为数据集。使用 200 幅样本训练 SVM 分级模型,选取不同的核函数训练,采取交叉验证的方式得到惩罚因子  $c$  和核参数值  $g$  的最优解,参数 coef()、 $d$  均取默认值。训练模块对训练集训练学习并得到分类器模型,最后对测试集样本进行分类<sup>[20]</sup>,其训练结果如表 2 所示,其中全特征由颜色、轮廓及几何特征共同组成使用。

由表 2 可知,当 SVM 模型的核函数为 RBF 核函数或 Polynomial Kernel 函数时,颜色矩的特征优于 Sigmoid 核函数的。使用其他特征,当 SVM 模型的核函数为 Polynomial Kernel 核函数时,测试集、训练集准确率远优于其他函数的,且特征为全特征时所得到的 SVM 模型最优,此时训练集准确率为 97.85%,测试集准确率为

95.81%，模型的鲁棒性最佳，其参数值为 Best  $c = 2.00$ , Best  $g = 0.24$ ,  $\text{coef}() = 0, d = 3$ 。

### 3.2 基于 SVM 的无核白葡萄串分级软件

基于 SVM 算法的原理，使用 python 调用 OpenCV

图像处理库，自行开发无核白葡萄串分级软件如 5 图所示，该界面主要分为 4 个区域，分别是无核白葡萄串识别区、图像预处理区、算法效果展示区与无核白葡萄串分级区。

表 2 SVM 模型训练结果

Table 2 Results of SVM model training

核函数	特征	模型参数	训练集准确率/%	测试集准确率/%
径向基核函数 (RBF)	颜色矩	Best $c = 313.25$ , Best $g = 0.89$	92.25	88.33
	轮廓特征	Best $c = 2.00$ , Best $g = 0.98$	64.33	60.29
	几何特征	Best $c = 8.35$ , Best $g = 0.54$	80.81	78.52
	全特征	Best $c = 3.22$ , Best $g = 0.49$	90.28	88.20
Sigmoid 核函数	颜色矩	Best $c = 462.50$ , Best $g = 1.02$ , $\text{coef}() = 0$	89.92	83.37
	轮廓特征	Best $c = 1.00$ , Best $g = 0.92$ , $\text{coef}() = 0$	80.39	77.45
	几何特征	Best $c = 6.00$ , Best $g = 0.43$ , $\text{coef}() = 0$	86.21	83.54
	全特征	Best $c = 1.50$ , Best $g = 0.42$ , $\text{coef}() = 0$	90.12	88.42
多项式核函数 (Polynomial Kernel)	颜色矩	Best $c = 408.25$ , Best $g = 0.96$ , $\text{coef}() = 0, d = 3$	90.38	85.00
	轮廓特征	Best $c = 0.50$ , Best $g = 0.84$ , $\text{coef}() = 0, d = 3$	93.69	90.22
	几何特征	Best $c = 2.00$ , Best $g = 0.25$ , $\text{coef}() = 0, d = 3$	96.88	91.17
	全特征	Best $c = 2.00$ , Best $g = 0.24$ , $\text{coef}() = 0, d = 3$	97.85	95.81

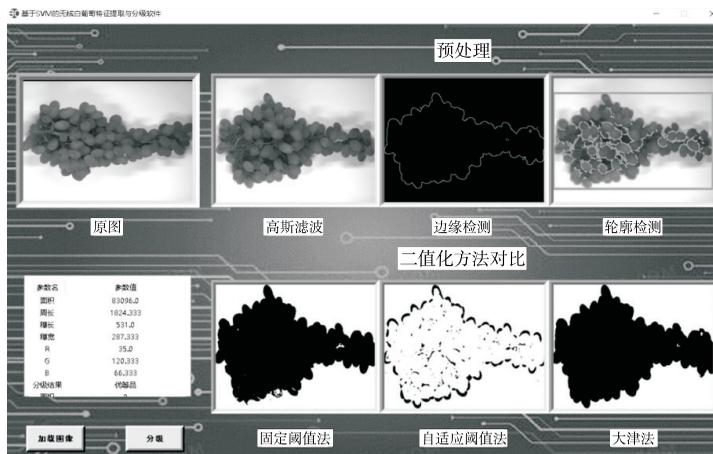


图 5 软件界面

Figure 5 Software interface

实际应用中，用户只需依照窗口提示点击登录，程序会自动调出图像处理界面，点击加载图像按钮，加载需要分类的无核白葡萄串图像，点击分级按钮，程序自动计算处理并给出 SVM 分类结果图像，同时窗口显示每种特征的具体数值，人机交互界面友好，使用方便。

## 4 系统试验测试

为验证基于 SVM 的无核白葡萄串分级系统的准确性，重新拍摄 100 幅无核白葡萄串图像测试，测试结果见表 3。

由表 3 可知，基于 SVM 的无核白葡萄串分级系统对无核白葡萄串的分级准确率可达 96%，其主要原因是分

级时，无核白葡萄串颜色特征定义的范围较为广泛，如果颜色特征能够相对更具体，识别准确率将  $> 96\%$ 。

表 3 基于 SVM 的无核白葡萄串分级测试结果

Table 3 Results of SVM-based grading tests on kernelless white grapes

样本等级	测试结果			准确率/%
	优等品	一等品	二等品	
优等品	48	2	0	96
一等品	0	24	1	96
二等品	0	0	25	100

## 5 结论

针对无核白鲜葡萄串分级问题,提出了一种由 Python 语言开发,采用 Tkinter 图形界面的基于 SVM 无核白鲜葡萄串分级系统。该系统可以实现葡萄串图像采集、图像预处理及二值化;葡萄串分级准确率达 96%。但试验中鲜葡萄串分级于水平面进行,容易对穗形造成影响,不利于后期特征提取,因此在后续研究中将考虑将鲜葡萄串悬挂式采集图像,进行无核白鲜葡萄串分级。

### 参考文献

- [1] 张琼琼, 魏佳, 张健, 等. 硫化氢熏蒸对无核白葡萄采后细胞壁及病害的影响[J]. 食品工业科技, 2020, 41(13): 277-283.  
ZHANG Qiong-qiong, WEI Jia, ZHANG Jian, et al. Effect of hydrogen sulfide fumigation on postharvest cell wall and disease of white kernelless grapes[J]. Food Industry Science and Technology, 2020, 41(13): 277-283.
- [2] 李俊伟. 基于机器视觉技术的新疆鲜葡萄及葡萄干品质分析研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆农业大学, 2014: 4-5.  
LI Jun-wei. Research on the quality analysis of fresh grapes and raisins in Xinjiang based on machine vision technology[D]. Urumqi: Xinjiang Agricultural University, 2014: 4-5.
- [3] 李少昆, 王崇桃. 图象及机器视觉技术在作物科学中的应用进展[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2002(1): 79-86.  
LI Shao-kun, WANG Chong-tao. Advances in the application of image and machine vision technology in crop science[J]. Journal of Shihezi University (Natural Science Edition), 2002(1): 79-86.
- [4] 徐莹莹. 基于计算机视觉的甜瓜外观品质检测研究[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2011: 40-45.  
XU Ying-ying. Research on appearance quality inspection of melon based on computer vision[D]. Lanzhou: Gansu Agricultural University, 2011: 40-45.
- [5] PENG Hong-xing, SHAO Yuan-yuan, CHEN Ke-ying, et al. Research on multi-class fruits recognition based on machine vision and SVM[J]. IFAC-Papers on Line, 2018, 51(17): 817-821.
- [6] 汪威, 刘亚川, 吕斌, 等. 一种去柄鲜香菇视觉分级系统设计[J]. 食品与机械, 2021, 37(3): 105-111.  
WANG Wei, LIU Ya-chuan, LU Bin, et al. Design of a visual grading system for de-stemmed fresh shiitake mushrooms[J]. Food & Machinery, 2021, 37(3): 105-111.
- [7] 罗陆锋, 邹湘军, 王成琳, 等. 基于轮廓分析的双串叠贴葡萄目标识别方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(6): 15-22.  
LUO Lu-feng, ZOU Xiang-jun, WANG Cheng-lin, et al. Contour analysis-based target recognition method for double bunches of stacked sticker grapes[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2017, 48(6): 15-22.
- [8] 李俊伟, 郭俊先, 胡光辉, 等. 基于机器视觉技术的单粒葡萄质量与果径预测分级研究[J]. 新疆农业科学, 2014, 51(10): 1 862-1 868.  
LI Jun-wei, GUO Jun-xian, HU Guang-hui, et al. Research on single grape quality and fruit diameter prediction grading based on machine vision technology[J]. Xinjiang Agricultural Science, 2014, 51(10): 1 862-1 868.
- [9] 肖壮, 王巧华, 王彬, 等. 基于数字图像及随机最小二乘的红提串果粒尺寸检测分级方法[J]. 食品科学, 2018, 39(15): 60-66.  
XIAO Zhuang, WANG Qiao-hua, WANG Bin, et al. A digital image and random least squares based grading method for fruit size detection of red grapes bunches[J]. Food Science, 2018, 39(15): 60-66.
- [10] LI Min, WANG Qiao-hua, ZHU Jiang. Automatic recognition of grapes' size level based on machine vision[J]. Journal of Food Agriculture and Environment, 2012, 10(3): 78-80.
- [11] 陈英, 廖涛, 林初靠, 等. 基于计算机视觉的葡萄检测分级系统[J]. 农业机械学报, 2010, 41(3): 169-172.  
CHEN Ying, LIAO Tao, LIN Chu-kao, et al. A computer vision-based grape inspection and grading system[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2010, 41(3): 169-172.
- [12] 许国威, 马胜前, 危淑平. 基于 LabVIEW 与 MATLAB 的自适应滤波器设计研究[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(1): 226-229, 233.  
XU Guo-wei, MA Sheng-qian, WEI Shu-ping. Research on adaptive filter design based on LabVIEW and MATLAB[J]. Computer Technology and Development, 2011, 21(1): 226-229, 233.
- [13] 颜兵, 王金鹤, 赵静. 基于均值滤波和小波变换的图像去噪技术研究[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(2): 51-53, 57.  
YAN Bing, WANG Jin-he, ZHAO Jing. Research on image denoising technique based on mean filter and wavelet transform[J]. Computer Technology and Development, 2011, 21(2): 51-53, 57.
- [14] 吴雷磊. 基于数学形态学的细胞图像分割算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2007: 10-12.  
WU Lei-lei. Research on cell image segmentation algorithm based on mathematical morphology [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2007: 10-12.
- [15] 孙增光, 王士军, 周永鑫, 等. 基于图像处理的焊缝实时跟踪技术研究[J]. 制造技术与机床, 2019(5): 144-148.  
SUN Zeng-guang, WANG Shi-jun, ZHOU Yong-xin, et al. Research on real-time weld seam tracking technology based on image processing [J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2019(5): 144-148.
- [16] 董延华, 刘靓葳, 宋和焯, 等. 基于正则筛选的 OCR 手机号码自动识别的研究[J]. 吉林师范大学学报(自然科学版), 2019, 40(1): 115-120.  
DONG Yan-hua, LIU Liang-wei, SONG He-ye, et al. Research on automatic identification of OCR cell phone numbers based on regular screening[J]. Journal of Jilin Normal University (Natural Science Edition), 2019, 40(1): 115-120.
- [17] 童源. 稻瘟病孢子图像识别算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015: 26-28.  
TONG Yuan. Research on image recognition algorithm of rice plague spores[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015: 26-28.

(下转第 246 页)

入较为关注,并积极查阅资料,以期达到科学且具有针对性的膳食摄入,以保障维持并提升自己的身体状态,推进运动训练成效的显现。但由于缺乏专业指导,这部分群体营养膳食摄入搭配缺乏专业性与系统性,难以实现长效的促进作用。运动员在进行专项营养摄入时,也多倾向于服用专门的保健药品,以确保该项营养的摄入量达到要求,其便捷性受到运动员的青睐,然而未经医生指导的药品摄入也具有一定的风险。因此,体育训练应当同科学的营养摄入结合起来,才能发挥其本质作用,实现提升训练成果的目标。

(1) 系统理解科学的膳食营养结构与各类食物的功能作用是运动者进行合理膳食搭配的基础。学校与社会应加强对膳食的基本效用及其经权衡各方建议形成的经典搭配方式的宣传,使其保养恢复效能深入人心。唯有运动者及潜在的运动者明确知悉各种食材的营养元素、搭配及制作方法、最佳食用量及其对于人体健康的保障与促进机制等,才能促进其深入了解与探索体育训练中合理的膳食营养搭配对训练成效的提升作用。所以,教育部门、卫生健康部门及体育部门应重视体育训练中营养摄入的重要作用,同时进行积极宣传与大力推广使群众对在体育训练过程中进行合理营养摄入产生强烈的认同感。基于上述需求,三大主体可协同工作,在学校、公共图书馆、体育馆、公交站地铁站、社区宣传栏等多个区域进行宣传,并根据场所与群体特质的区别,分别通过讲座、宣传报、宣传标语等多种方式进行引导教育,从而实现各群体人员对于体育训练过程中营养膳食摄入必要性的认识,推进营养膳食合理搭配在体育训练中的高度普及。

(2) 体育训练教育宣传主体应基于各运动群体的现实发展情况、身体素质与营养需求为其制定不同的营养膳食摄入计划,为各群体之体育训练成效提升提供符合专项需求的营养结构。当前中国国民身体素质并未达到优秀水平,亚健康状况在人民群众中非常普遍。根据国民身体素质与长期以来的饮食偏好,各年龄阶层的男性需增强富含维生素与纤维的蔬菜水果的摄入,如芹菜、菠菜、西红柿等,而女性群体则需在蛋白质的摄入方面发力,增加对牛肉、海鲜、鸡肉等优质蛋白的摄入,保证机体得到全面且丰富的营养,避免摄入不均衡或有欠缺的情况发生。对于中老年运动群体来说,年龄的增长使其钙流失严重,骨骼中钙元素的短缺容易引起骨质疏松甚至受伤导致骨折等状况,因此需加强对钙元素的补充,通过多食牛奶、海产品等来增加钙的摄入量。同时,体育训练中还应对不同的运动项目为各类运动群体提供利于该项目的膳食摄入指导。如足球运动对速度有着较高的要求,相对应的,训练过程中应当摄入易于吸收的糖类食物,可选择包子作为主食,且蛋白质与维生素的摄入也当考虑到其吸收性,多吃香蕉或梨子,尽量选择炖煮的方式进行烹饪,以便于后续的能量释放。体育训练作为培养

与锻炼人体机能的高强度运动,其营养摄入必须兼顾各方需求,不断优化个营养元素在饮食中的比例,从而保障身体各器官协同作用,最大程度发挥训练成效。

此外,体育训练非一日之功,而是一个长期的过程。该群体需通过长期的科学饮食来辅助训练过程的精进再精进、训练效果的完善再完善,运动者应以科学合理的三餐摄入来调配自身的身体状态,提升即时训练效果的同时形成健康良好的饮食习惯,为日后身体素质的提升打造坚实基础。

综上,科学饮食是体育训练的基础和保障。相关领域的各主体、各部门联合发力、协同作用,积极加强对科学膳食营养摄入的宣传与指导,促使各运动群体针对其身体素质及运动专项需求,长期进行针对性的营养摄入,不断补足自身所缺乏、所需要的营养元素,才能使其促进运动训练成效的长效作用发挥,为运动群体的身体素质提升、运动状态稳定及之后长期的身体健康提供保障。《运动营养实践指南》一书内容丰富、理论阐述清晰、具有较强的实践指导意义,使读者对运动营养领域有更加深入的理论与实践相关信息,在对膳食营养及其作用功效进行介绍的同时注重从运动者的视野入手,激励提升运动群体的科学膳食知识与能力,以其自身对运动训练的关注来保障膳食营养摄入的充分与平衡。该书有利于运动群体有效提升自身对专项运动营养需求的了解并从饮食入手进行专门补充,高度促进了中国运动营养健康领域实践的普及,对运动群体的长远发展具有重要的现实意义。

(作者:陈立春,男,吉林师范大学博达学院体育学院副教授,硕士)

(基金项目:吉林师范大学博达学院新文科研究与改革实践项目[编号:BDXWK202104];吉林师范大学博达学院高等教育教学改革研究课题[编号:BDGJ202007])

(上接第 111 页)

- [18] 张万红. 基于图像法的离体小麦叶片几何参数计算[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2018, 44(6): 748-754.  
ZHANG Wan-hong. Calculation of geometric parameters of isolated wheat leaves based on image method[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Science Edition), 2018, 44(6): 748-754.
- [19] 孙刚. 基于支持向量机的多分类方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2008: 12-15.  
SUN Gang. Research on support vector machine based multi-classification method[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2008: 12-15.
- [20] 张帅. 基于 SVM 的网络舆情文本分类研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2015: 30-35.  
ZHANG Shuai. Research on text classification of online public opinion based on SVM[D]. Qufu: Qufu Normal University, 2015: 30-35.