

# 基于完全局部二值模式的多光谱法识别损伤苹果

周孟然, 燕晶晶\*, 来文豪, 王锦国, 胡 锋, 卞 凯, 孔茜茜

(安徽理工大学电气与信息工程学院, 淮南 232001)

**摘要:** **目的** 建立一种基于完全局部二值模式的多光谱法识别损伤苹果。**方法** 搭建苹果的多光谱数据采集平台, 采集了 558 组苹果多光谱数据。使用完全局部二值模式算法提取苹果的特征向量, 再将特征向量送入支持向量机中, 以比较分类结果。**结果** 通过准确率、特异度和召回率 3 个平均指标, 在完全局部二值模式结合支持向量机分类模型下, 苹果多光谱图像的 25 个波段对表皮有损苹果和表皮无损苹果有很好的识别效果, 并在第 20 波段的识别准确率达到最高为 99.63%。**结论** 本方法可以实现有损苹果和无损苹果的高效识别, 对苹果的储运和分选都有一定的意义。

**关键词:** 多光谱成像; 完全局部二值模式; 支持向量机; 损伤苹果

## Multispectral damage identification of apple based on complete local binary pattern

ZHOU Meng-Ran, YAN Jing-Jing\*, LAI Wen-Hao, WANG Jin-Guo, HU Feng, BIAN Kai, KONG Xi-Xi

(College of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

**ABSTRACT: Objective** To establish a multispectral method for identifying damaged apples based on complete local binary mode. **Methods** The apple multispectral data acquisition platform was built and 558 groups of apple multispectral data were collected. The full local binary pattern algorithm was used to extract the feature vectors of apples, and then the feature vectors were fed into the support vector machine to compare the classification results. **Results** Through the 3 average indicators of accuracy, specificity and recall, and under the complete local binary pattern combined with support vector machine classification model, the 25 bands of apple multispectral image had a good recognition effect on damaged apples and lossless apples, and the recognition accuracy rate in the 20th band reached the highest 99.63%. **Conclusion** This method can realize the efficient identification of damaged apples and lossless apples, and has certain significance for the storage, transportation and sorting of apples.

**KEY WORDS:** multispectral imaging; complete local binary pattern; support vector machine; damaged apples

## 0 引言

苹果是人们在日常生活中经常食用的一种水果。中国是苹果的生产大国, 每年苹果的种植面积和总产量均为世

界第一<sup>[1-2]</sup>。苹果在采摘或运输过程中会出现一些表面损伤, 这些表面损伤会影响苹果的品相甚至造成苹果表面溃烂, 苹果的销售价格也会因此大打折扣, 造成经济损失, 这对我国苹果的出口销售也有一定的影响。

**基金项目:** 国家重点研发计划项目(2018YFC0604503)

**Fund:** Supported by the National Key Research and Development Program of China (2018YFC0604503)

\***通信作者:** 燕晶晶, 主要研究方向为模式识别方面的研究。E-mail: Yan\_JJ1208@163.com

\***Corresponding author:** YAN Jing-Jing, College of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China. E-mail: Yan\_JJ1208@163.com

现阶段, 水果无损检测技术发展迅速<sup>[3]</sup>。普遍采用的无损检测技术有核磁共振技术<sup>[4]</sup>、电子鼻技术<sup>[5]</sup>、计算机视觉<sup>[6]</sup>、近红外光谱技术<sup>[7-8]</sup>和高光谱技术<sup>[9-10]</sup>。电子鼻技术和近红外光谱技术普遍用于水果内部品质的无损检测, 而核磁共振技术价格昂贵, 高光谱技术波段数目多, 检测信息量大, 不适合用于苹果外部损伤的检测。

多光谱成像(multispectral imaging, MSI)技术将入射的全波段或宽波段的光信号分成若干个窄波段的光束, 然后把它们分别成像在相应的探测器上, 从而获得不同光谱波段的图像<sup>[11-13]</sup>。MSI 技术的信息采集实时性好、易于传输、存储和处理、设计制造成本较低。基于这些优点, 近年来国内外在利用 MSI 技术检测水果品质上已有了一些研究。其中, 张昭等<sup>[14]</sup>提出一种基于多光谱荧光成像技术和支持向量机模型的葡萄霜霉病早期检测方法, 通过分析, 优选出进行霜霉病早期检测的 4 个波段特征, 并利用这 4 个特征构建基于支持向量机的霜霉病检测模型。BHARGAVA 等<sup>[15]</sup>基于计算机视觉和多光谱成像开发了一套单色和双色苹果自动分级系统, 该系统通过对苹果图像进行分割、特征提取和分类来单色和双色苹果进行品质评价。

完全局部二值模式(completed local binary pattern, CLBP)是一种针对经典局部二值模式(local binary pattern, LBP)无法保留某些空间结构信息而提出的一种比较新的图像特征提取算法<sup>[16-17]</sup>, 目前也有一些相关研究。孙继平等<sup>[18]</sup>提出了基于 CLBP 和支持向量机诱导字典学习的煤岩识别方法, 可以实现很高的正确识别率。支持向量机(support vector machine, SVM)由 VAPNIK 在 1995 年首先提出, 它基于有限的样本信息寻求模型的复杂性和学习能力之间的最佳平衡, 以此来获取最好的模型泛化能力, 具有小样本学习、学习效率高和推广型好的优点<sup>[19-20]</sup>。其主要思想是建立一个分类超平面作为决策曲面, 使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化。

本研究将多光谱成像技术应用于对表皮有损苹果和表皮无损苹果的识别分类, 并在对苹果的特征提取上采用了 CLBP 特征提取算法, 以期有效提高分类模型对表皮有损苹果和表皮无损苹果的识别准确率, 缩短检测时间, 为苹果快速准确的无损检测提供技术支持。

## 1 材料与方法

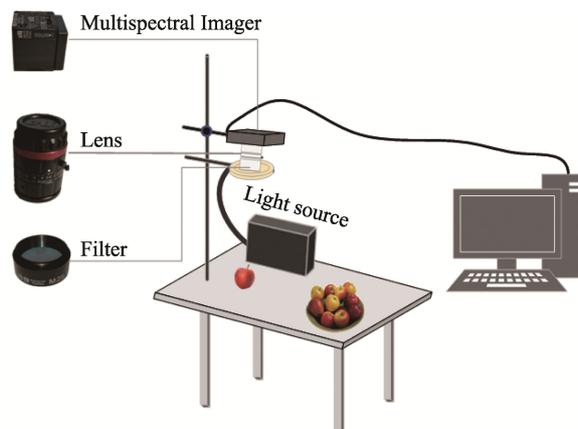
### 1.1 材料与设备

苹果: 购于安徽省淮南市水果批发市场; 品种: 红富士。

MQ022HG-IM-SM5X5-NIR 多光谱成像仪(德国 Ximea 公司); LS-LHA 光源(日本 Sumita Optical Glass 公司); 975 nm 低通滤光片、675 nm 高通滤光片(美国埃德蒙光学公司); 联想拯救者 Y7000P 笔记本(中国联想公司)。

### 1.2 实验方法

本研究采用 MSI 技术对苹果进行图像采集。图 1 是苹果多光谱数据采集系统。



注: Multispectral Imager 多光谱成像仪; Lens 镜头; Filter 过滤器。

图 1 苹果多光谱数据采集系统

Fig.1 Apple multispectral data acquisition system

将苹果置于镜头正下方, 打开光源, 数据采集时, 多光谱成像仪由电脑上的软件 HSIImager 通过 USB 3.0 接口控制。采集苹果的多光谱数据时, 光谱成像仪的焦距设置为 2.8 mm, 曝光时间设置为 150 ms。该系统在 675~975 nm 的波段范围里采集苹果的 25 个光谱图像, 每幅图像的分辨率为 216×409 像素。多光谱的 25 个波段分别为 891、900、882、872、959、798、811、786、773、682、748、762、736、722、697、932、939、924、914、954、851、863、841、829 和 946 nm。

通过多光谱数据采集系统采集到苹果的光谱数据后, 本研究基于 CLBP\_S/M/C、CLBP\_S/M、CLBP\_M、CLBP\_S、LBP 和梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG) 6 种不同特征提取算法, 结合 SVM、K 最近邻(K-nearest neighbor, KNN)和随机森林(random forests, RF)分类模型识别苹果。本研究所述模型均在 MATLAB 2019a 环境中运行, 硬件环境为 Inter Core i7-10875H 2.30 GHz CPU。所有模型都独立重复 100 次。

### 1.3 特征提取方法

CLBP 由 2 部分组成: (1)基于中心点灰度的 CLBP\_C 算子; (2)局部差分符号幅度变换算子(local difference signed amplitude transform operator, LDSMT): 该算子又可分为基于局部差分符号的 CLBP\_S 算子和基于局部差分幅度的 CLBP\_M 算子。

基于中心点灰度的 CLBP\_C 算子计算公式如公式(1)和(2)。

$$CLBP\_C_{R,P}=f(g_c, c_i) \quad (1)$$

其中,  $g_c$  表示中心点的像素灰度值,  $c_i$  表示中心点不断移动时关于  $g_c$  的灰度均值,  $R, P$  表示在半径为  $R$  的圆形区域内含有  $P$  个采样点数。

$$t(x, c) = \begin{cases} 1 & x > c \\ 0 & x < c \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $x$  表示采样点周围像素值,  $c$  表示采样点中心像素, 比较中心像素与周围像素的数值, 大于中心像素的灰度置 1, 小于中心像素的置 0, 然后进行二进制编码。

基于局部差分符号的 CLBP\_S 算子计算公式如公式(3)和(4)。

$$d_p = s_p \times m_p, m_p = |d_p|, s_p = \begin{cases} 1 & d_p > 0 \\ -1 & d_p < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{CLBP\_S}_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(s_p) 2^p \quad (4)$$

其中,  $S_p$  是  $d_p$  的符号;  $m_p$  是  $d_p$  的大小。由公式(3)可看出, CLBP\_S 与原始的 LBP 的编码是一致的, 只是将编码值从“0”变成了“-1”。

基于局部差分幅度的 CLBP\_M 算子计算公式如公式(5)。

$$\text{CLBP\_M}_{R,P} = \sum_{p=0}^{P-1} t(m_p, c) 2^p \quad (5)$$

采用旋转不变的等价模式, CLBP\_C<sub>R,P</sub>, CLBP\_S<sub>R,P</sub> 和 CLBP\_M<sub>R,P</sub> 分别表示为 CLBP\_C<sub>R,P</sub><sup>riu2</sup>, CLBP\_S<sub>R,P</sub><sup>riu2</sup> 和 CLBP\_M<sub>R,P</sub><sup>riu2</sup>, 3 种算子分别可以提取到 2, P+2 和 P+2 维特征向量。选取 R=1, P=8 的邻域, 采用 2 种特征融合方式, 一种是将 CLBP\_S 与 CLBP\_M 串联融合, 即 CLBP\_S/M, 提取 20 维特征向量, 一种是串联上述 3 种局部纹理特征直方图, 即 CLBP\_S/M/C, 提取 200 维特征向量。

## 2 结果与分析

本研究一共采集了 558 组苹果光谱数据, 其中 439 组有损苹果光谱数据, 119 组无损苹果光谱数据。每组光谱数据包含 25 幅光谱图像。单个样本部分单通道图像如图 2。

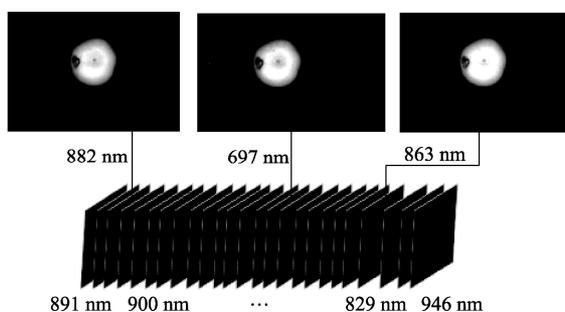


图 2 单个样本部分单通道图像

Fig.2 Single sample part single channel images

## 2.1 特征提取结果

本研究一共采集了 558 组苹果光谱数据, 每组光谱数据包含 25 幅光谱图像, 分别将 CLBP 的 4 种算子 CLBP\_S/M/C、CLBP\_S/M、CLBP\_M、CLBP\_S 与 LBP、HOG 等传统特征提取方式作对比, 如表 1。表 1 中 LBP 算子采用与上述的 CLBP 一样的旋转不变等价模式, 即 LBP<sub>1,8</sub><sup>riu2</sup>, 提取 10 维特征向量。HOG 算子的单元大小为 [64,64], 块中单元大小为 [2,2], 方向直方图分段数目为 9, 提取 360 维特征向量。

表 1 不同特征提取算法的特征提取结果  
Table 1 Feature extraction results of different feature extraction algorithms

特征提取算法	特征提取结果
CLBP_S/M/C	558×25×200
CLBP_S/M	558×25×20
CLBP_M	558×25×10
CLBP_S	558×25×10
LBP	558×25×10
HOG	558×25×360

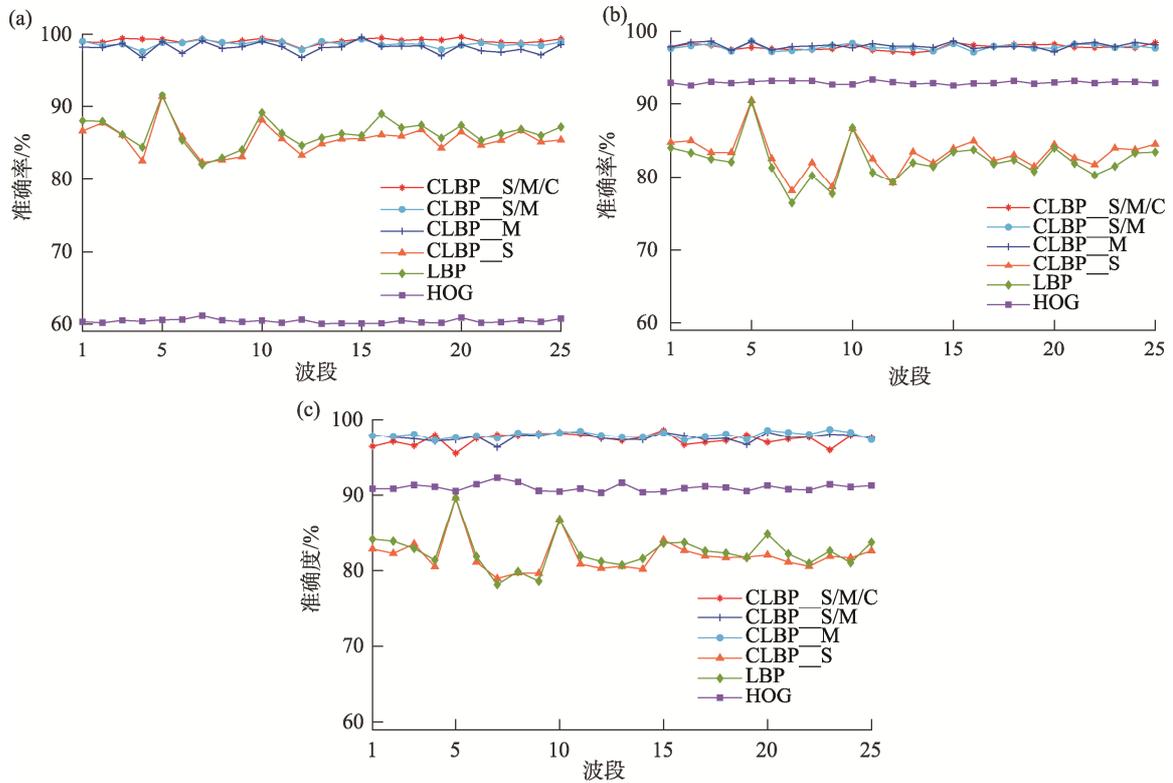
## 2.2 模型分类结果

本研究一共采集了 558 组苹果光谱数据, 其中 439 组有损苹果光谱数据, 119 组无损苹果光谱数据。为解决样本不均衡的问题, 每次循环都随机从 439 组有损苹果里面抽取 119 组数据与无损苹果数据 1:1 对应, 前 100 组数据保存为训练集(共 200 组数据), 后 19 组数据保存为测试集(共 38 组数据)。将提取到的特征向量导入 SVM、KNN、RF 模型中进行识别分类, 分类结果如图 3。

从图 3 中可以看出 CLBP\_S/M/C、CLBP\_S/M 和 CLBP\_M 无论是在哪种分类模型下对苹果的分类准确率较高 CLBP\_S、LBP 和 HOG 都很高, 均在 95% 以上。

LBP 和 CLBP\_S 在 3 种分类模型下的平均分类准确率都很相近, 都在第 5 波段达到最高。SVM 模型下, CLBP\_S 的最高平均分类准确率为 91.39%, LBP 的最高平均分类准确率为 91.57%, 但 25 个波段总体的准确率不是很高, 基本维持在 85% 上下。KNN 和 RF 分类模型下, CLBP\_S 和 LBP 25 个波段的平均分类准确率也都不高, 分类效果不好。

对于 HOG 特征提取算法来说, 在 SVM 分类模型下 25 个波段的平均分类准确率基本维持在 60%, 分类效果很差。在 KNN 和 RF 分类模型下, HOG 的平均分类准确率都在 90% 以上, 比 CLBP\_S 和 LBP 的分类准确率都要高, 但相较于 CLBP\_S/M/C、CLBP\_S/M 和 CLBP\_M 的分类效果又要差一些。所以接下来仅比较 CLBP\_S/M/C、CLBP\_S/M 和 CLBP\_M 在不同分类模型中的分类效果。



注: (a) SVM 模型; (b) KNN 模型; (c) RF 模型。

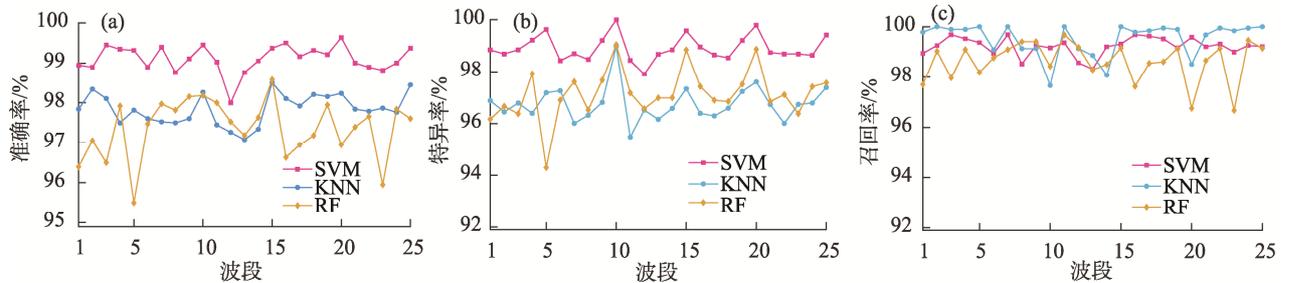
图 3 不同特征提取算法下 3 种模型的平均识别准确率

Fig.3 Average recognition accuracies of the 3 models under different feature extraction algorithms

图 4 为相同特征提取算子下 3 种分类模型对苹果多光谱数据的 25 个波段的准确率、特异率和召回率的对比。从图 4(a)~(c)可以看出, 在 CLBP\_S/M/C 特征提取算子下, SVM 分类模型的准确率和特异率明显高于 KNN 和 RF, 但召回率上, 3 种模型的效果区别不大。从图 4(d)~(f)可以看出, 在 CLBP\_S/M 特征提取算子下, SVM 分类模型的准确率和特异率依然是高于 KNN 和 RF 的, 而 SVM 的召回率却是最低的, KNN 分类模型的召回率是 3 种分类模型中效果最好的。从图 4g~i 可以看出, 在 CLBP\_M 特征提取算子

下, SVM 分类模型的 25 个波段的准确率波动大, 识别效果不稳定, SVM 的特异率高于 KNN 和 RF, 但召回率是 3 种分类模型里最低的。

表 2 对比了 SVM、KNN 和 RF 在苹果多光谱数据的 25 个波段中准确率最高的波段上的特异率和召回率。可以看出在 CLBP\_S/M/C、CLBP\_S/M 和 CLBP\_M 任一种特征提取算子下, SVM 分类模型在准确率最高的波段上的特异率比 KNN 和 RF 都要高, 但召回率稍低于 KNN 分类模型, 故选择 SVM 分类算法为表皮有损苹果和表皮无损苹果的识别模型。



注: (a)~(c) CLBP\_S/M/C; (d)~(f) CLBP\_S/M; (g)~(i) CLBP\_M。

图 4 相同特征提取算子下 3 种分类器对比

Fig.4 Comparison of 3 kinds of classifiers under the same feature extraction operator

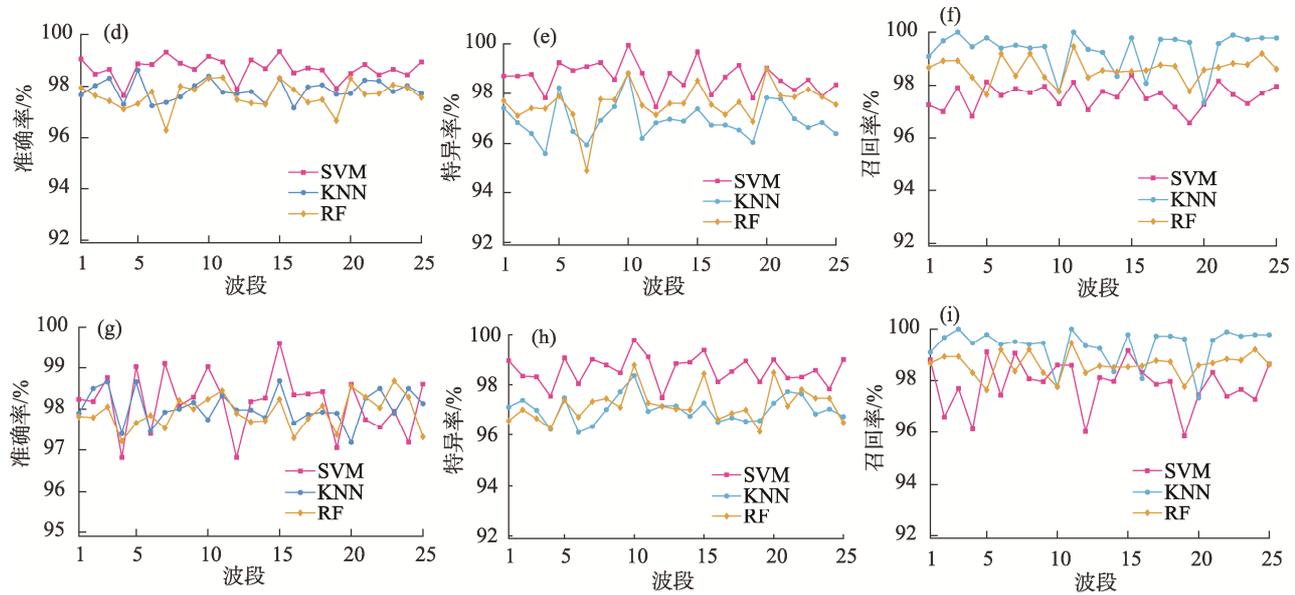


图 4(续) 相同特征提取算子下 3 种分类器对比

Fig.4 Comparison of 3 kinds of classifiers under the same feature extraction operator

表 2 多种特征提取算子与分类算法组合下的最优波段对比

Table 2 Comparison of optimal bands under the combination of multiple feature extraction operators and classification algorithms

特征提取算法	分类模型	波段	分类准确率/%	特异率/%	召回率/%
CLBP_S/M/C	SVM	20	99.63	99.78	99.58
	KNN	15	98.50	97.33	100.00
	RF	15	98.57	98.84	99.15
CLBP_S/M	SVM	15	99.34	99.68	99.16
	KNN	5	98.63	98.23	99.78
	RF	11	98.34	96.20	99.46
CLBP_S	SVM	15	99.60	99.36	98.39
	KNN	15	98.68	99.36	99.78
	RF	23	98.68	97.46	99.72

本研究选择 SVM 为最终的分类模型, 比较 CLBP\_S/M/C、CLBP\_S/M 和 CLBP\_M3 种特征提取算子在 25 个波段上对苹果的识别效果, 结果如图 5。从图 5 可以明显看出, 在 SVM 分类模型下, CLBP\_S/M/C 在 25 个波段上的整体平均分类准确率都较高, 此时惩罚参数  $C$  为 795.63, 核函数参数  $g$  为 0.0013。有 11 个波段的特异率高于其他 2 种算子, 召回率明显高于 CLBP\_S/M 和 CLBP\_M。而 CLBP\_S/M 和 CLBP\_M 在大部分波段下的准确率和特异率都不如 CLBP\_S/M/C 高。在 CLBP\_S/M/C 算子结合 SVM 分类模型下, 在第 20 波段的准确率最高为 99.63%, 特异率为 99.79%, 召回率为 99.58%。

### 3 结论与讨论

本研究探索利用 MSI 技术结合 CLBP 算法快速准确的区分无损苹果和有损苹果。首先利用 MSI 技术获取苹果的多光谱数据, 然后通过特征提取算法提取苹果的特征向量, 提取到的特征向量放入 SVM、KNN 和 RF 分类模型中, 经过比较, CLBP\_S/M/C 算子结合 SVM 分类模型下的分类效果最好, 说明多光谱技术用于损伤苹果的识别分类是可行的。但本研究仅仅是对多光谱的 25 个波段进行了单一波段的比较, 且 25 个波段可能会导致数据冗余, 可研究组合波段。CLBP 算法在苹果的特征提取上有

很好的效果,使无损苹果和有损苹果的分类准确率相比较传统的特征提取算法得到了很高的提高。本研究可

为多光谱技术和 CLBP 算法在苹果的分类上的应用提供一定的理论依据。

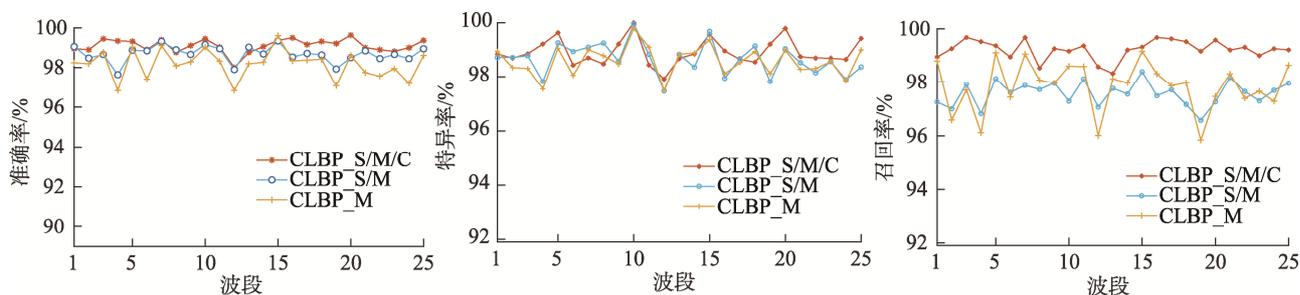


图 5 SVM 模型下的 25 个波段的苹果识别效果

Fig.5 Apple recognition effects of 25 bands under SVM model

## 参考文献

- 常倩, 李瑾. 2000 年以来中国苹果产业发展趋势分析[J]. 北方园艺, 2021, (3): 155-160.  
CHANG Q, LI J. Development trend of apple industry in China since 2000 [J]. North Horticult, 2021, (3): 155-160.
- 巴勒江·马迪尼也提, 布姆鹑·阿布拉. 中国水果出口贸易的比较优势及影响因素分析[J]. 世界农业, 2019, (7): 57-68.  
BALJAN M, BUJAN A. Analysis of comparative advantages and related factors of Chinese fruit export trade [J]. World Agric, 2019, (7): 57-68.
- 窦文卿, 柴春祥, 鲁晓翔. 无损检测技术在水果品评价中应用的研究进展[J]. 食品工业科技, 2020, 41(24): 354-359.  
DOU WQ, CHAI CX, LU XX. Research progress of non-destructive detection technique in fruit quality evaluation [J]. Sci Technol Food Ind, 2020, 41(24): 354-359.
- 张建锋, 何勇, 龚向阳, 等. 基于磁共振成像技术的香梨褐变检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(12): 169-173, 147.  
ZHANG JF, HE Y, GONG XY, et al. Browning detection of fragrant pear using magnetic resonance imaging [J]. Trans Chin Soc Agric Mach, 2013, 44(12): 169-173, 147.
- 赵策, 马飒飒, 张磊, 等. 基于电子鼻技术的皇冠梨腐败等级分类研究[J]. 食品工业科技, 2020, 41(3): 246-250, 258.  
ZHAO C, MA SS, ZHANG L, et al. Research on classification of rotten grades of Huangguan pears on electronic nose technology [J]. Sci Technol Food Ind, 2020, 41(3): 246-250, 258.
- 张俊雄, 荀一, 李伟. 山竹的计算机视觉分级方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(11): 176-179, 188.  
ZHANG JX, XUN Y, LI W. Mangosteen grading based on computer vision [J]. Trans Chin Soc Agric Mach, 2009, 40(11): 176-179, 188.
- 王转卫, 迟茜, 郭文川, 等. 基于近红外光谱技术的发育后期苹果内部品质检测[J]. 农业机械学报, 2018, 49(5): 348-354.  
WANG ZW, CHI Q, GUO WC, et al. Internal quality detection of apples during late development period based on near-infrared spectral technology [J]. Trans Chin Soc Agric Mach, 2018, 49(5): 348-354.
- 罗一甲, 祝赫, 李潇涵, 等. 赤霞珠酿酒葡萄总酚含量的近红外光谱定量分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(7): 2036-2042.  
LUO YJ, ZHU H, LI XH, et al. Quantitative analysis of total phenol content in cabernet sauvignon grape based on near-infrared spectroscopy [J]. Spectrosc Spectr Anal, 2021, 41(7): 2036-2042.
- 孟庆龙, 尚静, 张艳. 基于高光谱成像和模式识别的无损检测苹果表面损伤[J]. 光电子激光, 2019, (3): 266-271.  
MENG QL, SHANG J, ZHANG Y. Nondestructive detection of bruises on apples using hyperspectral imaging technology combined with pattern recognition [J]. J Optoelectron Laser, 2019, (3): 266-271.
- 吴永清, 李明, 贺媛媛, 等. 基于高光谱成像技术的小麦籽粒品种鉴别方法研究[J]. 中国粮油学报, 2021, 36(4): 133-138.  
WU YQ, LI M, HE YY, et al. Research on identification method of wheat grain varieties based on hyperspectral imaging technology [J]. J Chin Cere Oils Ass, 2021, 36(4): 133-138.
- LAI WH, ZHOU MR, HU F, et al. A study of multispectral technology and two-dimension autoencoder for coal and gangue recognition [J]. IEEE Access, 2020, 8: 61834-61843.
- 来文豪, 周孟然, 胡锋, 等. 基于多光谱成像和改进 YOLO v4 的煤矿矸石检测[J]. 光学学报, 2020, 40(24): 2411001.  
LAI WH, ZHOU MR, HU F, et al. Coal gangue detection based on multi-spectral imaging and improved YOLO v4 [J]. Acta Optic Sin, 2020, 40(24): 2411001.
- HU F, ZHOU MR, YAN PC, et al. Multispectral imaging: A new solution for identification of coal and gangue [J]. IEEE Access, 2019, 7: 169697-169704.
- 张昭, 王鹏, 姚志凤, 等. 基于多光谱荧光成像技术和 SVM 的葡萄霜霉病早期检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(3): 828-834.  
ZHANG Z, WANG P, YAO ZF, et al. Early detection of downy mildew on grape leaves using multicolor fluorescence imaging and model SVM [J]. Spectrosc Spectr Anal, 2021, 40(3): 828-834.
- BHARGAVA A, BANSAL A. Quality evaluation of mono & bi-colored apples with computer vision and multispectral imaging [J]. Multimed Tools Appl, 2020, 79: 7857-7874.

- [16] 王粟, 李庚, 曾亮. 高斯差分空间的多尺度改进 CLBP 对带钢表面缺陷的分类[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2020, 41(4): 534–540.  
WANG S, LI G, ZENG L. Classification of strip surface defects by multi-scale improved CLBP based on gaussian difference space [J]. J Huaqiao Univ (Nat Sci Ed), 2020, 41(4): 534–540.
- [17] 周宇旋, 吴秦, 梁久祯, 等. 判别性完全局部二值模式人脸表情识别[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(4): 163–169.  
ZHOU YX, WU Q, LIANG JZ. Facial expression recognition based on discriminative CLBP [J]. Comput Eng Appl, 2017, 53(4): 163–169.
- [18] 孙继平, 陈滨. 基于 CLBP 和支持向量诱导字典学习的煤岩识别方法[J]. 煤炭学报, 2017, 42(12): 3338–3348.  
SUN JP, CHEN B. Coal-rock recognition approach based on CLBP and support vector guided dictionary learning [J]. J China Coal Soc, 2017, 42(12): 3338–3348.
- [19] HU F, ZHOU MR, YAN PC, *et al.* PCANet: A common solution for laser-induced fluorescence spectral classification [J]. IEEE Access, 2019, 7: 107129–107141.
- [20] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Mach Learn, 1995, 20(3): 273–297.

(责任编辑: 李磅礴 于梦娇)

## 作者简介



周孟然, 博士, 教授, 主要研究方向为光电信息处理, 模式识别方面的研究。  
E-mail: mrzhou8521@163.com



燕晶晶, 主要研究方向为模式识别方面的研究。  
E-mail: Yan\_JJ1208@163.com