

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.029

基于高光谱图像与果蝇优化算法的马铃薯轻微碰伤检测

李小昱 徐森森 冯耀泽 黄涛 丁崇毅

(华中农业大学工学院, 武汉 430070)

摘要: 针对通常采用的反射高光谱无法准确检测随机放置马铃薯表面轻微碰伤的问题,提出了一种用V型平面镜的高光谱并结合果蝇优化算法(FOA)检测马铃薯轻微碰伤的方法。试验搭建了V型平面镜反射高光谱图像采集系统,分别采集随机放置下的轻微碰伤和合格马铃薯的高光谱图像,每张高光谱图像包含平面镜1反射图像F1、相机直接采集图像F2、平面镜2反射图像F3,分别提取F1、F2、F3感兴趣区域的平均光谱拼接成马铃薯的属性矩阵。采用标准正态变量变换(SNV)预处理后的光谱矩阵进行全波段的支持向量分类机(SVC)建模,预测集的识别率仅为84.11%;为了提高模型的性能,采用蚁群算法(ACO)进行变量优选,优选出9个变量建立的SVC模型预测准确率为95.32%;分别用网格搜索法(Grid search)、遗传算法(GA)和FOA对SVC的惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行寻优,通过比较分析,FOA-SVC对训练集和预测集的识别准确率均达到100%。试验结果表明,用V型平面镜的高光谱结合FOA-SVC能够准确检测马铃薯的轻微碰伤,可为马铃薯的轻微碰伤在线检测提供技术基础。

关键词: 马铃薯; 轻微碰伤; V型平面镜; 高光谱成像; 果蝇优化算法

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)01-0221-06

Detection of Potato Slight Bruise Based on Hyperspectral Image and Fruit Fly Optimization Algorithm

Li Xiaoyu Xu Senmiao Feng Yaoze Huang Tao Ding Chongyi

(College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: Potato is an indispensable food crop for the people in the world. As a kind of light injury on the surface of potato, slight bruise of potato cannot be accurately tested when potato placed in random orientation. This paper proposed a method by combining hyperspectral image based on V-shaped plane mirror with fruit fly optimization algorithm (FOA) to identify slight bruise of potato randomly placed. In this study, hyperspectral imaging system was built based on V-shaped plane mirror and 322 potato samples were bought as the research subjects. To meet with the practical production, within half an hour after bruise occurred, potatoes were placed in three positions: the damage part facing to camera, side to camera, and back to camera. Then hyperspectral images of all potatoes were collected including reflection image F1 in mirror 1, image F2 directly obtained by camera and reflection image F3 in mirror 2. Average spectrums from these three images were spliced into attribute matrix of sample. Support vector classifier (SVC) model was established in full bands after utilizing standard normal variate (SNV) and the recognition accuracy of prediction set was only 84.11%. Variable selection was processed by ant colony optimization (ACO). Nine spectral variables (762 nm, 879 nm in F1; 711 nm, 957 nm, 1 020 nm in F2; 510 nm, 746 nm, 1 000 nm, 1 007 nm in F3) were selected and the recognition rate reached 95.32%. FOA, genetic algorithm (GA) and grid search were respectively applied to search the best penalty parameter c and kernel function parameter g . By comparing results of those models, FOA obtained

收稿日期: 2015-06-24 修回日期: 2015-07-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(61275156)和湖北省自然科学基金重点项目(2011CDA033)

作者简介: 李小昱(1953—),女,教授,博士生导师,主要从事农产品无损检测技术研究,E-mail: lixiaoyu@mail.hzau.edu.cn

optimal parameters ($c = 11.0763, g = 9.2625$). FOA - SVC was proved to be the best model and the training set and prediction set recognition accuracy both reached 100%. The results show that the combination of hyperspectral image based on V-shaped plane mirror with FOA - SVC could accurately detect the slight bruise of potato.

Key words: potato; slight bruise; V-shaped plane mirror; hyperspectral imaging; fruit fly optimization algorithm

引言

果蔬类农产品在运输过程中,常常与四周多次发生碰撞而产生轻微碰伤。轻微碰伤部位随着时间推移可能最终导致果实组织腐烂并影响其他果实的品质。然而,对早期轻微损伤的检测向来是农产品品质检测的难点^[1]。

高光谱图像集光谱与图像信息于一体,可以综合反映被测物料的物理和化学信息,其用于检测果蔬类农产品的表面轻微碰伤具有可行性^[2-4]。目前国内外鲜有马铃薯轻微碰伤无损检测的研究报道。

反射高光谱成像技术是目前常见的高光谱成像技术,但反射高光谱成像技术只能获取正对相机面的图像,无法很好获取马铃薯侧对和背对相机部分的图像,在缺陷侧对和背对相机的情况下,马铃薯的缺陷部位则无法判别,影响识别准确率。因此为更准确地反映马铃薯的表面信息,提高识别精度,本文提出一种采用V型平面镜的反射高光谱成像方法检测随机放置马铃薯的轻微碰伤。

1 材料与方 法

1.1 试验材料

试验用马铃薯样本购于湖北省武汉市关山批发市场,产地为山东省,品种为荷兰十五。将马铃薯在180 cm高处自由落下并与固定的马铃薯发生碰撞,对碰伤后的马铃薯在0.5 h内进行高光谱采集。参照文献[5]在缺陷样本的碰伤部位和合格样本的任意部位去除薄皮,进行淀粉试验。如图1所示,合格样本遇碘液部位全部变蓝,而轻微碰伤样本遇碘液部位显示为红褐色。

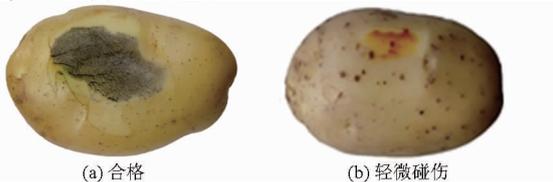


图1 淀粉试验下的马铃薯合格与轻微碰伤样本
Fig.1 Normal and slight bruise sample of potato under starch test

1.2 V型平面镜反射高光谱图像采集系统

1.2.1 V型平面镜图像采集方法和参数

通过平面镜反射成像的原理,搭建了V型平面镜的高光谱图像采集系统,将相机未拍摄到的马铃薯表面经平面镜反射后传至相机中,以使相机能全方位获取马铃薯的表面信息。如图2所示,经平面镜1反射到相机采集的马铃薯图像为F1,相机直接采集到的马铃薯图像为F2,经平面镜2反射到相机采集的马铃薯图像为F3。

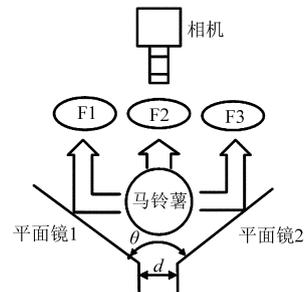


图2 平面镜成像示意图

Fig.2 Schematic diagram of mirror imaging

为了获取最佳采集效果,需要保证马铃薯侧对和背对相机的整个表面显示在平面镜中,且F1、F2和F3不会两两重叠,因此需要确定两平面镜的参数。由预试验结果得到,两平面镜底部间距 d 确定为35~40 mm,两平面镜夹角 θ 为 $100^\circ \sim 110^\circ$ 。

1.2.2 V型平面镜的高光谱图像采集系统

用于马铃薯检测的V型平面镜高光谱图像采集系统设计为:高光谱成像仪(Specim, V10E型,芬兰)安装在采集箱内壁上方,两卤素光源安装在采集箱内,每组卤素光源含两盏41870WFL型的50W卤素灯(OSRAM - DECOSTAR51 - MR16),光源亮度可调,照射方向与竖直方向呈 45° 。高精度电控平移台固定在采集箱底部中心,装有马铃薯的V型平面镜反射单元放在电控平移台上。整个图像采集系统如图3所示。其中,高光谱成像仪光谱波长位于390~1040 nm范围内,波段数为520,分辨率达到2.8 nm。

1.2.3 高光谱数据采集

在采集高光谱数据前,为了减弱仪器、环境等的暗电流及噪声影响,完全遮蔽相机获取暗光谱图像,将白板放置在相机正下方获取白板校正图像,校正

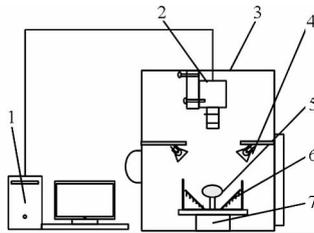


图 3 V 型平面镜的高光谱图像采集系统

Fig. 3 V-shaped plane mirror reflectance hyperspectral image acquisition system

1. 计算机 2. 高光谱成像仪 3. 采集箱 4. 卤素光源 5. 马铃薯 6. V 型平面镜成像单元 7. 电控平移台

公式为

$$I = \frac{I_s - I_d}{I_r - I_d} \quad (1)$$

式中 I ——校正后的图像

I_s ——原始马铃薯样本图像

I_d ——全黑校正图像

I_r ——白板校正图像

在采集马铃薯的光谱数据过程中,根据已有预试验结果,相机曝光时间为 0.15 s,图像分辨率为 1 400 像素 × 500 像素,步进电动机控制平移台移动速度为 3 mm/s,为了避免自然光的影响,整个采集过程在密闭的采集箱中进行。

选用 142 个合格样本和 180 个碰伤样本,为了符合生产实际,碰伤部位按照正对、背对和侧对相机进行高光谱图像采集,3 种采集方式各占 1/3。记录采样所需总时长,之后与无 V 型平面镜的反射高光谱采集用时进行比较,结果表明在相同参数下两者用时相同,有 V 型平面镜的反射高光谱不会增加采样时间。后续采用软件 ENVI 4.7 (Research System Inc., Boulder, Co., 美国) 对高光谱图像进行数据提取等操作,并运用 Matlab 2007a (The Math Works, Natick, 美国) 和 Libsvm 3.20 (Lin Chen-Jen, 中国台湾) 对高光谱数据进行处理。

1.3 数据分析方法

支持向量分类机 (Support vector classifier, SVC)

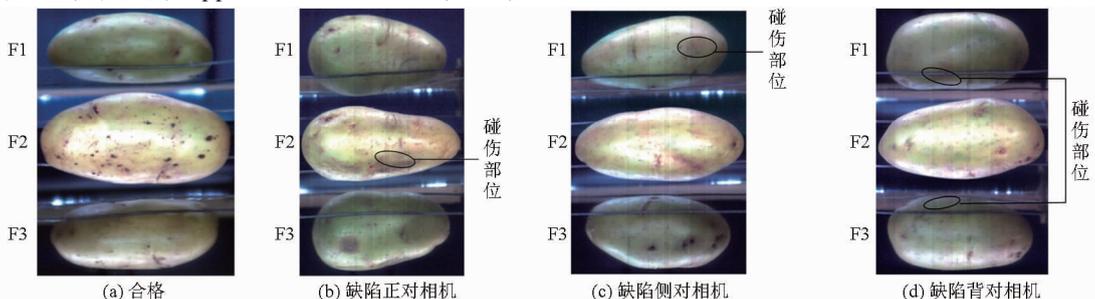


图 4 马铃薯 4 种典型样本的高光谱图像

Fig. 4 Hyperspectral image of four kinds of potato samples

是一种基于结构风险最小的非线性建模方法,由于其计算简单、通用性好等优点,现已广泛应用于模式识别等领域^[6]。本文采用 SVC 进行马铃薯轻微损伤检测模型的建立和预测。

高光谱数据波段众多,维数过大,只有少数波段对模型有贡献,为挖掘有效信息,提高运算速度和模型性能,有必要进行变量筛选^[7]。蚁群算法 (Ant colony optimization, ACO) 是由蚁群觅食演化出的一种优化算法,由于具有较好的鲁棒性和并行性,在波长选择方法中表现出巨大的潜力^[8-9],因此采用 ACO 进行特征波长选择。

SVC 模型中的惩罚参数 c 、核函数参数 g 均会对 SVC 的分类准确率产生较大影响,而对这两个参数的寻优并无标准可循^[10]。本研究拟采用果蝇优化算法 (Fruit fly optimization algorithm, FOA)^[11-12]、遗传算法 (Genetic algorithm, GA)^[13] 和网格搜索法 (Grid search)^[14] 优化 c 和 g ,并对 3 种算法的优劣进行比较分析。

2 结果与分析

2.1 马铃薯平均光谱分析

合格和缺陷正对、侧对、背对相机的马铃薯 4 种典型样本的高光谱图像如图 4 所示,每张高光谱图像均包含平面镜 1 反射后的马铃薯图像 F1、相机直接采集的马铃薯图像 F2、平面镜 2 反射后的马铃薯图像 F3,其中图 4a 中合格样本图像中 F1、F2 和 F3 中均没有缺陷部位,图 4b 中缺陷正对相机样本的缺陷部位仅显示在 F2 中,图 4c 中缺陷侧对相机样本的缺陷部位仅显示在 F1 中,图 4d 中缺陷背对相机样本的缺陷部位图像在 F1 和 F3 中均有显示。

对高光谱图像进行校正后分别选取整个马铃薯区域为感兴趣区域,并计算其平均光谱。以图 4 中马铃薯 4 种典型样本中 F1 的 4 条平均光谱曲线作图进行比较分析,同理,分别以 F2 和 F3 作图。图 5 分别给出了 F1、F2 和 F3 图像各种样本在 390 ~

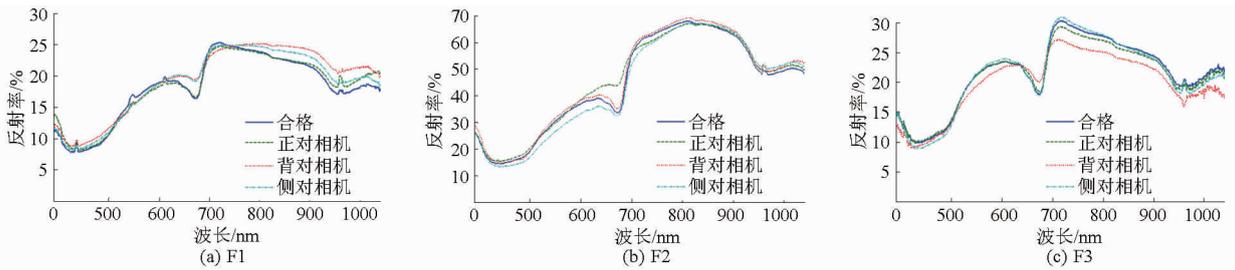


图5 F1、F2和F3图像中马铃薯平均光谱曲线

Fig. 5 Average spectral curve of sample in F1, F2 and F3

1 040 nm 范围的光谱曲线。

其中,图5a为4种样本的F1图像提取的光谱曲线,缺陷侧对、背对相机时由于F1图像有缺陷,其光谱曲线与合格马铃薯光谱曲线存在较大差异;缺陷正对相机时F1图像无缺陷,所以其光谱曲线与合格马铃薯光谱曲线无明显差异。在600~690 nm范围内,缺陷背对、侧对相机样本光谱值明显高于合格样本光谱曲线,而在690~740 nm范围内的光谱值明显低于合格光谱曲线,740~1 040 nm范围内光谱值又高于合格样本光谱值,显然这是马铃薯表面组织碰伤后所致。

图5b为4种样本的F2图像提取的光谱曲线,缺陷正对相机时由于F2图像有缺陷,其光谱曲线与合格马铃薯光谱曲线差异较大;缺陷侧对、背对相机时由于F2图像无缺陷,所以与合格马铃薯样本曲线无明显差异。在600~700 nm范围内,缺陷正对相机样本光谱值明显高于其他3条曲线。

图5c为4种样本的F3图像提取的光谱曲线,缺陷背对相机时由于F3图像有缺陷,其光谱曲线与合格马铃薯光谱曲线差异较大;缺陷正对、侧对相机时由于F3图像无缺陷,所以与合格马铃薯样本曲线无明显差异。在650~690 nm范围内,缺陷背对相机样本光谱值高于其他3条曲线,而在710~1 040 nm范围内光谱值要低于其他3条曲线。

综合来看,缺陷正对相机样本只在F2中表现出明显的缺陷特征,而缺陷侧对相机样本仅在F1或F3中表现出明显的缺陷特征,缺陷背对相机样本在F1和F3上均表现出缺陷特征,可知F1、F2、F3图像可全方位表达缺陷信息,由此得出,缺陷样本的缺陷信息必然包含于3幅图像中,但是具体为哪一幅或哪几幅是由缺陷放置方向决定的,而合格样本的3幅图像均不包含缺陷信息,这与上述图4的分析是相符的。将F1、F2、F3的光谱曲线拼接起来,每一幅图像中的马铃薯的光谱为520维,组成马铃薯的光谱属性矩阵(维度为 520×3),接下来进行后续处理。

2.2 样本集划分

按照2:1的比例将322个马铃薯样本(合格142个,

缺陷180个)进行随机划分,得到训练集215个(合格94个,缺陷121个),预测集107个(合格47个,缺陷60个),将合格样本标签设置为0,缺陷样本标签设置为1,以马铃薯的属性矩阵为输入,以马铃薯的标签为输出,运用SVC建立模型并进行预测。

2.3 数据预处理

为了消除随机噪声等干扰信息的影响^[15],分别采用标准正态变量变换(Standard normal variate, SNV)、多元散射校正(Multiplicative scatter correction, MSC)、泊松变换(Poisson scaling)对光谱变量进行预处理后建立SVC模型,模型结果如表1所示。由表可知,经过SNV预处理之后建立的SVC模型,无论是训练集还是预测集效果均优于MSC和泊松变换,其预测集准确率为84.11%,因此确定SNV为最佳预处理方法。

表1 不同预处理下模型识别结果

Tab. 1 Result of models based on different preprocessing methods

预处理方法	训练集		预测集	
	误判数	准确率/%	误判数	准确率/%
标准正态变量变换	23	89.32	17	84.11
多元散射校正	29	86.51	19	82.24
泊松变换	41	80.93	21	80.37
无	43	80.00	21	80.37

2.4 光谱变量选择

采用ACO进行高光谱数据降维,以偏最小二乘(Partial least squares, PLS)训练集均方根误差的倒数为ACO的目标函数,经过多次迭代寻找目标函数极大值。图6给出了该算法的迭代过程,其中迭代次数设置为500,当迭代过程进行到第246次时,目标函数极值趋于稳定,不再变化,此时目标函数极大值为0.785 1,算法最终选取9个变量(F1的762 nm、879 nm, F2的711 nm、957 nm、1 020 nm, F3的510 nm、746 nm、1 000 nm、1 007 nm)。用ACO所选出来的变量建立SVC模型,训练集识别准确率达到97.21%,预测集识别准确率达到95.32%。

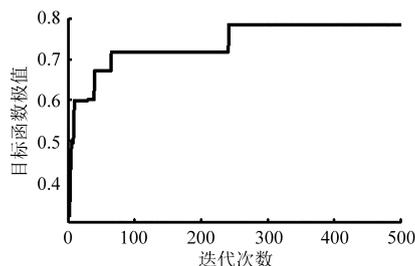


图 6 ACO 迭代过程

Fig. 6 Iteration process of ACO

2.5 SVC 模型优化方法

2.5.1 FOA 算法

果蝇优化算法模拟了果蝇群依靠嗅觉和视觉寻找食物的过程。算法中果蝇以嗅觉获取的食物浓度为信号不断地靠近食物,其他果蝇依靠强大的视觉看见离食物最近的同伴移动并跟进,以此求得适应度函数极值。算法具体计算过程如下:

(1) 将果蝇群坐标位置随机初始化,得到初始坐标 (X_0, Y_0) 。

(2) 赋给每只果蝇飞行方向和距离随机值

$$\begin{cases} X_i = X_0 + a_{\text{rand}} \\ Y_i = Y_0 + a_{\text{rand}} \end{cases} \quad (2)$$

式中 a_{rand} ——随机数

X_i, Y_i ——果蝇第 i 次的位置坐标

(3) 计算果蝇个体到原点的距离 D_i , 将距离的倒数定义为味道浓度判定值 S_i

$$\begin{cases} D_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \\ S_i = 1/D_i \end{cases} \quad (3)$$

(4) 将 S_i 代入适应度函数 fitness 中计算味道浓度 S_{smelli} 。

$$S_{\text{smelli}} = \text{fitness}(S_i) \quad (4)$$

(5) 保留浓度最高的果蝇。进入迭代,更新离食物最近的果蝇坐标位置,最后找出最优解。

2.5.2 算法参数设置

以 SVC 模型 3 折交互验证下的分类准确率为算法的适应度函数 fitness, 惩罚参数 c 和核函数参数 g 范围均设置在 0.000 1 ~ 100, FOA 种群数量为 30, 种群迭代次数为 30。

2.5.3 SVC 建模结果及比较分析

以降维后的 9 个变量作为模型输入, 分别采用 3 种优化方法对 SVC 参数进行寻优并建立模型, 表 2 给出了不同优化方法下的模型判别结果, 由表 2 可以得出, 经网格搜索法优化后的 SVC 模型并没有对原始模型起到优化作用, 反而降低了识别准确率, 而经遗传算法优化后的 SVC 和经果蝇优化算法优化后的 SVC 明显优于未优化的原始模型, 其中 GA - SVC 训练集和预测集均出现了误判, 而 FOA - SVC 训练集和预测集准确率均达到 100%, 因此确定 FOA 为最佳模型优化方法, 其最优参数为 $c = 11.0763, g = 9.2625$, 图 7 给出了 FOA 的优化迭代过程, 当迭代次数达到 9 时, 适应度函数极值不再变化, 保持稳定, 此时交互验证准确率达到 93.48%。

表 2 不同参数优化方法的 SVC 结果

Tab. 2 Results of SVC based on different parameters optimization methods

优化方法	SVC 参数		训练集		预测集	
	c	g	误判数	准确率/%	误判数	准确率/%
无	1.000 0	0.111 1	6	97.21	5	95.32
果蝇优化算法	11.076 3	9.262 5	0	100	0	100
遗传算法	0.798 4	7.206 1	1	99.53	2	98.13
网格搜索法	4.878 9	65.299 8	0	100	9	91.58

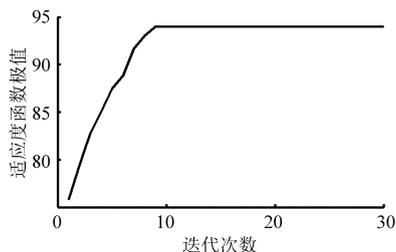


图 7 FOA 迭代过程

Fig. 7 Iteration of FOA

以上结果表明, 果蝇优化算法是一种优秀的参数优化方法, FOA - SVC 模型能够准确识别马铃薯轻微碰伤。

3 结论

(1) 设计了 V 型平面镜的高光谱成像系统, 用该系统分别采集合格、轻微碰伤部位正对、侧对及背对高光谱相机下的马铃薯图像。并比较了有、无 V 型平面镜反射高光谱系统的采集时间, 两者耗时相等, 可知 V 型平面镜的高光谱图像系统能够全方位表达马铃薯的表面信息。

(2) 将 V 型平面镜采集 3 幅图像所得到的平均光谱拼接为马铃薯光谱的属性矩阵, 采用 SNV 预处理后建立了支持向量分类机模型, 其预测准确率为 84.11%; 为消除无用信息, 进一步提高模型性

能,将预处理后的光谱进行蚁群算法降维,用提取的9个光谱变量建立支持向量分类机模型,预测集识别准确率达到95.32%。

(3) 分别采用果蝇优化算法、遗传算法和网格搜索法对SVC参数进行优化,通过比较优化后的模

型识别准确率,确定FOA-SVC为马铃薯轻微碰伤的最优识别模型,模型识别准确率为100%。结果表明,V型平面镜反射高光谱结合FOA可实现随机放置马铃薯轻微碰伤的检测。

参 考 文 献

- 李江波,饶秀勤,应义斌. 农产品外部品质无损检测中高光谱成像技术的应用研究进展[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(8):2021-2026.
Li Jiangbo, Rao Xiuqin, Ying Yibin. Advance on application of hyperspectral imaging to nondestructive detection of agricultural products external quality[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(8): 2021-2026. (in Chinese)
- 张保华,黄文倩,李江波,等. 基于高光谱成像技术和MNF检测苹果的轻微损伤[J]. 光谱学与光谱分析,2014,34(5):1367-1372.
Zhang Baohua, Huang Wenqian, Li Jiangbo, et al. Detection of slight bruises on apples based on hyperspectral imaging and MNF transform[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(5): 1367-1372. (in Chinese)
- 魏新华,吴姝,范晓东,等. 基于高光谱成像分析的冬枣微观损伤识别[J]. 农业机械学报,2015,46(3):242-246.
Wei Xinhua, Wu Shu, Fan Xiaodong, et al. Identification of slight bruises on winter jujube based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 242-246. (in Chinese)
- 迟茜,王转卫,杨婷婷,等. 基于近红外高光谱成像的猕猴桃早期隐性损伤识别[J]. 农业机械学报,2015,46(3):235-241,234.
Chi Qian, Wang Zhuanwei, Yang Tingting, et al. Recognition of early hidden bruises on kiwifruits based on near-infrared hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 235-241, 234. (in Chinese)
- 桑永英,张东兴,张梅梅. 马铃薯碰撞损伤试验研究及有限元分析[J]. 中国农业大学学报,2008,13(1):81-84.
Sang Yongying, Zhang Dongxing, Zhang Meimei. Study on bruising damage experiment of potato and finite element analysis[J]. Journal of China Agricultural University, 2008, 13(1): 81-84. (in Chinese)
- 范玉妹,赵丽丽. 关于支持向量分类机算法的研究[J]. 石家庄铁道学院学报:自然科学版,2007,20(3):31-36.
Fan Yumei, Zhao Lili. The research about algorithms of SVM classification methods[J]. Journal of Shijiazhuang Tiedao University: Natural Science Edition, 2007, 20(3): 31-36. (in Chinese)
- 胡耀华,刘聪,何勇. 近红外光谱检测鲜枣酵母菌的动力学模型[J]. 光谱学与光谱分析,2014,34(4):922-926.
Hu Yaohua, Liu Cong, He Yong. Kinetic models for determination of yeast in fresh jujube using near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(4): 922-926. (in Chinese)
- 陈鑫,刘飞. 蚁群算法在苹果糖度近红外光谱分析波长选择中的应用[J]. 分析实验室,2013,32(10):50-54.
Chen Xin, Liu Fei. Application of ant colony optimization algorithm in wavelength selection for analysis of sugar content of apples by near infrared spectroscopy[J]. Chinese Journal of Analysis Laboratory, 2013, 32(10): 50-54. (in Chinese)
- 王立国,魏芳洁. 结合遗传算法和蚁群算法的高光谱图像波段选择[J]. 中国图象图形学报,2013,18(2):235-242.
Wang Liguang, Wei Fangjie. Band selection for hyperspectral imagery based on combination of genetic algorithm and ant colony algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(2): 235-242. (in Chinese)
- 向昌盛,周子英. 支持向量分类机的参数选择方法研究[J]. 计算机技术与发展,2010,20(9):94-97.
Xiang Changsheng, Zhou Ziyang. Parameters selection method for support vector classification[J]. Computer Technology and Development, 2010, 20(9): 94-97. (in Chinese)
- Pan W T. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-based System, 2012,26: 69-74.
- 张翔,陈林. 基于果蝇优化算法的支持向量机故障诊断[J]. 电子设计工程,2013,21(16):90.
Zhang Xiang, Chen Lin. Fault diagnosis based on support vector machines optimized by fruit fly optimization algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2013, 21(16): 90. (in Chinese)
- 张颖璐. 基于遗传算法优化支持向量机的网络流量预测[J]. 计算机科学,2008,35(5):177-179,197.
Zhang Yinglu. Internet traffic forecasting based on support vector machine optimized by genetic algorithm[J]. Computer Science, 2008, 35(5): 177-179,197. (in Chinese)
- 张向东,冯胜洋,王长江. 基于网格搜索的支持向量机砂土液化预测模型[J]. 应用力学学报,2011,28(1):24-28.
Zhang Xiangdong, Feng Shengyang, Wang Changjiang. Support vector machine model for predicting sand liquefaction based on grid-search method[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2011, 28(1): 24-28. (in Chinese)
- 介邓飞,谢丽娟,饶秀勤,等. 近红外光谱变量筛选提高西瓜糖度预测模型精度[J]. 农业工程学报,2013,29(12):264-270.
Jie Dengfei, Xie Lijuan, Rao Xiuqin, et al. Improving accuracy of prediction model for soluble solids content of watermelon by variable selection based on near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(12): 264-270. (in Chinese)