

基于高光谱和频谱特征的注水肉识别方法

於海明¹ 徐佳琪¹ 刘浩鲁² 刘超¹ 张大成¹ 陈坤杰¹

(1. 南京农业大学工学院, 南京 210031; 2. 农业农村部南京农业机械化研究所, 南京 210014)

摘要: 为实现注水肉快捷有效的识别,以猪肉为研究对象,利用高光谱技术分析了注水肉和正常肉的光谱特征,通过傅里叶变换的方法,提取样本的频谱特征参数,然后分别基于猪肉样本的全光谱、特征光谱和频谱特征参数,分别建立正常猪肉和注水猪肉的支持向量机(SVM)和BP神经网络分类识别模型,并采用验证集对模型性能进行试验验证。结果表明,基于频谱特征参数建立的神经网络分类识别模型具有最优的分类识别效果,正确识别率达98.8%;基于特征光谱建立的神经网络分类识别模型分类识别效果次之,正确识别率为96.4%;而基于全光谱建立的支持向量机分类识别模型分类识别效果最差,正确识别率只有84.5%。说明采用高光谱技术可以对注水猪肉进行快速而有效的检测识别。

关键词: 注水肉; 高光谱; 频谱特征; 支持向量机; BP神经网络

中图分类号: TP391.44; O433.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)11-0367-06

Identification of Water Injection Meat Based on Hyperspectral Technique and Spectrum Characteristics

YU Haiming¹ XU Jiaqi¹ LIU Haolu² LIU Chao¹ ZHANG Dacheng¹ CHEN Kunjie¹

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

2. Nanjing Research Institute for Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing 210014, China)

Abstract: To quickly and effectively identify water injection meat, the spectral characteristics of water injection and normal meat were analyzed through the hyperspectral analysis technology. The spectrum characteristic parameters of every sample were obtained by using the Fourier transform and statistical calculation. Then the support vector machine (SVM) and neural network (BP) classification models were developed based on the full spectrum, characteristic spectrum and spectrum characteristic parameter, respectively. Finally, the two models were validated by an independent validation set and three indicators such as product's accuracy (PA), user's accuracy (UA) and overall accuracy (OA) were used to test the model performance. The results showed that the neural network classification recognition model based on spectrum characteristic parameters had optimal classification recognition rate for water injection pork, with the correct recognition rate of 98.8%. The neural network classification and recognition model based on the characteristic spectrum had the second best recognition, with the correct recognition rate of 96.4%. The classification recognition model of SVM based on full spectrum had the worst classification and recognition for water injection pork, and its correct recognition rate was only 84.5%. These results suggest that hyperspectral technique can be used for rapid and effective detection and identification of watered-down pork.

Key words: water injection meat; hyperspectral; spectrum characteristics; support vector machine; BP neural network

0 引言

猪肉是我国居民的主要消费肉品,2016年的总

消费量达到 5.27×10^7 t,位居世界第一。我国生猪养殖规模较小,屠宰较为分散。有不法分子采用宰杀前或者宰杀后给猪肉注水的方式获得非法利

收稿日期: 2019-04-15 修回日期: 2019-05-21

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(KYZ201759)

作者简介: 於海明(1974—),男,副教授,主要从事农产品加工技术与装备研究,E-mail: yuhaiming@njau.edu.cn

通信作者: 陈坤杰(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事农产品加工、检测及其智能化装备研究,E-mail: kunjiechen@njau.edu.cn

益^[1]。当过多水分注入到猪的体内之后,会严重影响猪肉品质,进而危害消费者健康。因此,必须对注水肉进行检测识别,以维护市场秩序、保证肉品的安全。

目前,传统的注水肉检测方法主要有感官检验法、试纸检验法和实验室检验法,普遍存在耗费时间长、检测效率低、肉品会受到破坏且识别准确率不高等问题^[2]。因此,研究注水肉快速、准确、经济且无损的检测方法具有实际意义。近年来,高光谱分析技术广泛应用于农业工程诸多领域^[3-7],因其具有分析速度快、不破坏样本、操作方便等特点,已成为无损检测技术的重要方向。一些学者通过高光谱成像技术对肉品的含水率、蛋白含量、脂肪含量、嫩度和新鲜度等进行定量和定性分析^[8],也有学者将高光谱分析技术用于肉品表面污染程度和细菌总数的安全评价等方面^[8]。但利用高光谱分析技术进行注水猪肉的检测识别,目前还未见研究报道。

本文利用 358 ~ 1 021 nm 波段的高光谱成像系

统,采集正常猪肉和注水猪肉的光谱信息,基于光谱信息研究注水肉分类识别模型,以实现注水猪肉进行快速精准识别。

1 材料与方法

1.1 样本的获取与制备

选择当天宰杀的冰鲜新淮猪里脊肉作为试验样本,用保鲜袋包装好后置于实验室冷藏柜保存。试验前,先切去肉品表面脂肪和肌膜,将每个样本切成质量大约 100 g 的方形肉块,共计 84 个,其中 45 个样本使用规格为 5 mL 的注射器从猪肉样本的中心和 4 个侧面向肉内注入不同量水分,注射完毕后,将样本放入保鲜袋密封,放在室温(20℃)下静置 2 h 左右,使水分在肉块中扩散,以保证肉块各个部位的含水率均匀相同,用于后续试验。其余 39 个为正常肉样本,作为对照。

1.2 光谱采集

采用 Hyper SIS 型高光谱成像仪进行样本的光谱采集,光谱仪主要技术参数如表 1 所示^[9]。

表 1 高光谱成像仪技术参数
Tab.1 Parameters of high spectral image

配件名称	参数
参考白板	尺寸:300 mm×20 mm×10 mm
反射光源	3900-ER 型 21 V/150 W 稳定输出卤素灯;光谱波段 358 ~ 1 021 nm;
透射光源	9596-ERX1pcs 型备用灯泡;9145-HT 型 Dual 线性光导管,线性发光长度 152.4 mm
	9130-HT 型线性光导管;9535 型扩散片,延长至 152.4 mm

参照文献[10-12]方法,在每一次测量开始之前,先进行高光谱仪预热,再利用黑板进行图像校正,公式为

$$I = \frac{I_0 - I_a}{I_w - I_a} \tag{1}$$

式中 I——经过白板校正后图像反射率
I₀——初始图像反射率
I_a——黑板图像反射率
I_w——白板图像反射率

1.3 感兴趣区域提取

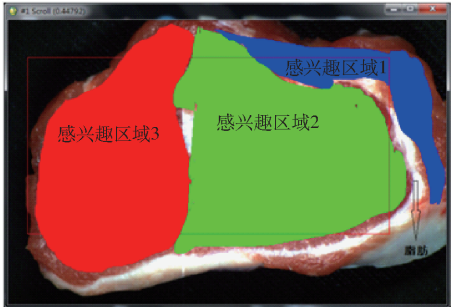
光谱采集时是将整块肉样本都进行仪器扫描,因为不同部位的肉其光谱参数值不同,为了能够避开被测样品的脂肪和结缔组织区域,通过 ENVI 5.1 软件,采用人工手动工具去除脂肪和结缔组织,并将脂肪和结缔组织以外的所有区域都设为感兴趣区域(Region of interest, ROI),这样感兴趣区域内得出的平均光谱参数值更具有代表性,如图 1 所示。

1.4 特征波长提取

为剔除多余信息、降低高光谱数据维数,采用回归系数权重法进行特征波长提取^[13]。该方法是根据



(a) 猪肉样本原图



(b) 感兴趣区域提取

图 1 猪肉样本感兴趣区域提取

Fig.1 Extraction of ROI from original pork samples
据波长与含水率之间的相关性,将回归系数作为选

择波长的指标,通过给出对应波长点在模型中重要性的近似度量^[14]来确定特征波长,回归系数公式为

$$r_j = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{i,j} - \bar{x}_j)(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_{i,j} - \bar{x}_j)^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

$(j = 1, 2, \cdots, m)$

(2)

其中

$$\bar{x}_j = \frac{\sum_{i=1}^n x_{i,j}}{n} \quad (j = 1, 2, \cdots, m)$$

(3)

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n}$$

(4)

式中 m ——波长的点数
 n ——校正集的样品数
 $x_{i,j}$ ——光谱参数 y_i ——含水率

1.5 频谱特征参数提取

通过傅里叶变换^[15],对高光谱曲线进行频谱分析,以提取高光谱曲线的频谱特征。对于连续波长信号 $f(t)$,进行傅里叶变换

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt$$

(5)

式中 t ——时间 ω ——频域

如果 $f(t)$ 的主要取值区间为 $[t_1, t_2]$,定义 $T = t_2 - t_1$ 为区间长度。在该区间内抽样 N 个点,抽样间隔为 $\Delta t = \frac{T}{N}$,则有

$$F(\omega) = \Delta t \sum_{n=0}^{N-1} f(t_1 + n\Delta t) e^{-j\omega(t_1 + n\Delta t)}$$

(6)

通过式(6)可以计算出任意频点的傅里叶变换值,假设 $F(\omega)$ 的主要取值区间位于 $[\omega_1, \omega_2]$,要计算区间均匀抽样的 k 个值,则有

$$F(\omega_1 + i\Delta\omega) = \Delta t \sum_{n=0}^{N-1} f(t_1 + n\Delta t) e^{-j(\omega_1 + i\Delta\omega)(t_1 + n\Delta t)}$$

$(i = 1, 2, \cdots, k)$

(7)

其中

$$\Delta\omega = \frac{\omega_1 - \omega_2}{k}$$

式中 $\Delta\omega$ ——频域抽样间隔^[16]

1.6 分类识别模型的建立

1.6.1 支持向量机模型

支持向量机(SVM)是在最小结构风险的理论基础上来对学习机的学习能力进行改良的算法,其决策规则是使用一定的训练样本得到的,能够使单个的预测集有较高的准确性。图 2(图中 x 表示输入信息)为 SVM 网络构造,其主要原理是利用 SVM 核函数把样品的光谱信息投射到高维特性的空间,在这种特殊空间中建造出有最大分类间隔特点的超

平面,进而精确地区分出类别不同的样品,实现分类的要求^[17]。

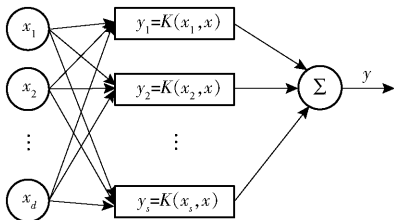


图 2 支持向量机网络结构示意图

Fig.2 Schematic of support vector machine network structure

1.6.2 神经网络分类法

人工神经网络算法可以对任何正态的、随机的数据进行分析与推算^[18]。图 3 为模拟神经细胞结构,该模型可对非线性的映射关系进行阐述。

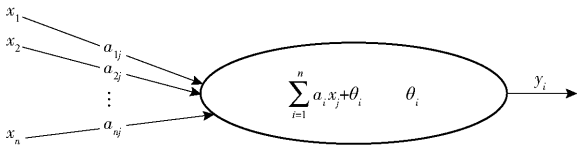


图 3 神经元结构模型

Fig.3 Neuron structure model

图 3 中, $x_1, x_2, \cdots, x_n$ 是输入信息。 $a_1, a_2, \cdots, a_n$ 表示互联的强度,也就是权值。经过权值与输入信息的计算,得到神经细胞的输入,比较输入与阈值 θ_i ,利用作用函数 h 来进行转换,最后产生输出信息 y_i 。神经元的输入-输出公式为

$$y_i = h(a_{ij}x_j + \theta_i)$$

(8)

1.7 模型的评价

采用误差矩阵即混淆矩阵对分类模型进行评价。它通过对已经进行归类的某种类型样品数量与实际记录的这个类型样本数量进行比较的方法,来对模型的分类结果进行评价,适合对样品分类的准确度进行测评。通过模型进行分类而产生的类别信息被当作混淆矩阵中的行,实际的数据信息被当作混淆矩阵中的列,表 2 为典型的混淆矩阵的形式。

表 2 混淆矩阵
Tab.2 Confusion matrix

参考信息							行总计
分类结果	类别	1	2	3	...	k	
	1	$X_{1,1}$	$X_{1,2}$	$X_{1,3}$	...	$X_{1,m}$	X_{1+}
	2	$X_{2,1}$	$X_{2,2}$	$X_{2,3}$	...	$X_{2,m}$	X_{2+}
	3	$X_{3,1}$	$X_{3,2}$	$X_{3,3}$	...	$X_{3,m}$	X_{3+}
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
	m	$X_{m,1}$	$X_{m,2}$	$X_{m,3}$	...	$X_{m,m}$	X_{m+}
列总计		X_{+1}	X_{+2}	X_{+3}	...	X_{+m}	

表 2 中,大小为 $m \times m$ 的方阵是混淆矩阵的主体部分, m 代表高光谱图像上物体类别的数量, $X_{i,j}$ 指的是在混淆矩阵第 i 行第 j 列的样本数量, X_{i+} 指

的是被划分为类型*i*的样本总个数, X_{+j} 指的是在实际数据里类型*j*的样本总个数。

生产者精度(Product's accuracy, PA)指特定类别中被正确归类的样本数量与此类别的总个数之比;用户精度(User's accuracy, UA)指样品归类完成后,在特定类别中被正确归类的样本数量与分为此类别的总数量之比^[19],其计算方程为

$$P_{Ai} = \frac{X_{i,i}}{X_{+j}} \tag{9}$$

$$U_{Ai} = \frac{X_{i,i}}{X_{i+}} \tag{10}$$

总体分类精度^[20](Overall accuracy, OA)是指分类结果中被正确分类的样本数与各类别样本总数的比值,反映了分类结果与真实参考类型一致的概率。由混淆矩阵中主对角元素和总体样本的个数*N*计算得到,公式为

$$O_A = \frac{\sum_{i=1}^m X_{i,i}}{N} \tag{11}$$

2 结果与分析

2.1 注水肉与正常肉的光谱分析

按上述方法对每一个样本进行高光谱扫描,图4为所有样本感兴趣区域(ROI)的反射率光谱曲线。为更清晰地对注水肉与正常肉光谱进行观察和分析,分别计算并绘制出注水肉和正常肉的平均反射光谱曲线,结果如图5所示。

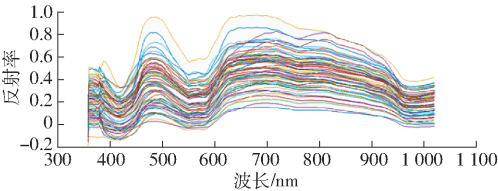


图4 样本的反射光谱曲线
Fig.4 Reflectance spectrum of sample

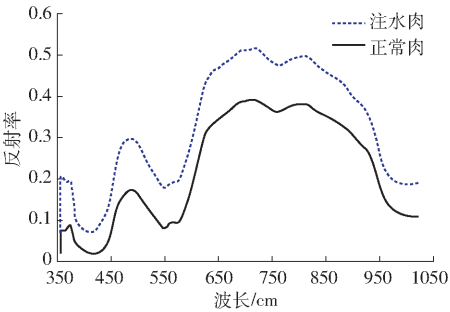


图5 平均光谱曲线
Fig.5 Average spectral curves

从图4可以观察到,虽然注水肉和正常肉在358~1 021 nm波段内有着相似的曲线趋势,都是在

370、480、680、810 nm附近有显著的波峰。但从图5可以看出,二者之间也有十分明显的区分性,即总体而言,注水肉的反射率要明显高于正常肉的反射率。这很可能是由于注水肉的含水率高,造成反射强度大。由于含水率的差异性,光谱曲线呈现出显著的差异性,为实现通过光谱对注水肉进行识别提供了科学依据。

2.2 特征波段的提取及频谱特征参数的计算

采用相关系数权重法进行特征波长提取,得到波长与相关系数的变化曲线如图6所示。

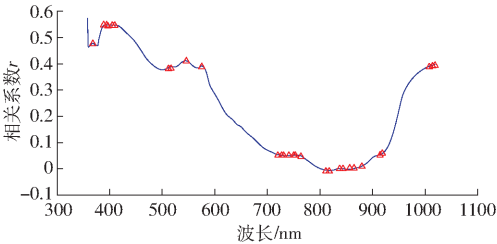


图6 相关系数随波长变化曲线
Fig.6 Regression coefficient diagram

信息含量多的部分多表现在各波段对应的相关系数绝对值大的部分,因此,选择相关系数曲线的极大值点为特征波长点,得到40个特征波长,分别为359、366、368、370、388、392、396、405、408、507、511、540、567、700、702、706、711、715、718、720、727、730、740、784、786、789、807、810、813、814、816、819、821、834、866、918、1 006、1 009、1 013、1 018 nm。

对每个样本数据采用多元散射校正方法预处理后进行频谱分析,计算出每个样本的频谱特征参数,得到正常猪肉和注水猪肉两种肉类的频谱图如图7所示。

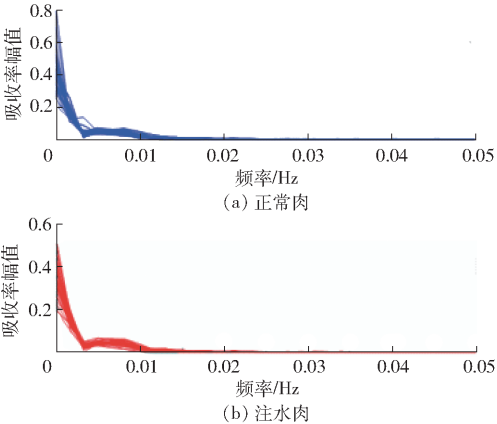


图7 频谱分析图
Fig.7 Spectral analysis diagram

从两幅频谱分析图可以看出,正常肉的幅值主要在0.2~0.8之间,注水肉的幅值则主要分布在0.2~0.5之间,二者之间有一定的差异,但差别并不明显。

将 358 ~ 1 021 nm 之间的 616 个波长进行等间隔分段,以 28 个波长为 1 段,一共分为 22 段。然后进行每一段波长频谱特征参数的最小值、最大值、平均值和标准差的统计计算,得到

22 个波段内的 88 个特征参数。再将图 7 中每个样本在各个频率段内的幅值进行求和,得到每个样本的频谱特征参数。所有特征集合如表 3 所示。

表 3 样本的特征集合
Tab.3 Set of features of sample

358 ~ 385 nm				...	991 ~ 1 021 nm				样本频谱
最小值	最大值	平均值	标准差		最小值	最大值	平均值	标准差	总和
0.050 2	0.265 1	0.232 1	0.040 5	...	0.015 2	0.152 7	0.137 7	0.026 1	0.764 6
0.102 1	0.190 1	0.133 4	0.027 1	...	0.084 7	0.136 1	0.106 0	0.016 9	0.806 4
0.101 4	0.187 3	0.133 0	0.025 7	...	0.084 0	0.171 0	0.118 9	0.028 2	0.880 9
0.194 3	0.351 7	0.295 5	0.051 6	...	0.175 3	0.241 1	0.220 0	0.020 6	0.869 4
0.275 7	0.354 9	0.325 8	0.025 8	...	0.213 9	0.242 9	0.233 7	0.009 0	1.117 1
0.169 0	0.267 5	0.214 5	0.030 8	...	0.144 5	0.208 9	0.174 2	0.019 6	0.920 0
0.165 9	0.176 1	0.171 5	0.003 1	...	0.140 8	0.151 4	0.147 1	0.003 2	1.062 3
0.172 7	0.331 7	0.245 9	0.047 7	...	0.148 3	0.300 1	0.209 9	0.049 8	0.983 8
0.338 8	0.440 2	0.404 1	0.029 4	...	0.306 4	0.380 9	0.352 2	0.020 0	1.647 4
0.439 3	0.462 7	0.451 0	0.007 2	...	0.382 1	0.418 4	0.404 3	0.011 5	0.856 2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

2.3 分类模型建立

2.3.1 支持向量机法

将试验样本按 3:1 的比例分为标准训练集和测试集。分别将 616 个全光谱、40 个特征光谱和 88

个频谱特征参数输入 SVM 模型,对模型进行训练后,再以测试集对模型进行验证,计算出分类精度,结果如表 4 所示。

表 4 SVM 模型的识别结果
Tab.4 SVM model recognition results

处理方法		训练集			测试集		
		正常肉样本数	注水肉样本数	用户精度/%	正常肉样本数	注水肉样本数	用户精度/%
特征光谱	正常肉	27	0	100	9	1	90.0
	注水肉	3	33	91.7	0	11	100
	生产精度/%	90.0	100		100	91.7	
	总体分类精度/%		95.2			95.2	
频谱特征分析	正常肉	33	0	100	4	1	80.0
	注水肉	0	39	100	2	5	71.4
	生产精度/%	100	100		66.7	83.3	
	总体分类精度/%		100			75.0	
全光谱	正常肉	26	6	81.3	6	0	100
	注水肉	6	34	85.0	1	5	83.3
	生产精度/%	81.3	85.0		85.7	100	
	总体分类精度/%		83.3			91.7	

从表 4 可以看出,基于频谱特征参数建立的支持向量机分类识别模型具有最优的分类识别效果,正确识别率可达 96.4%。而采用全光谱的分类效果最差,正确识别率只有 84.5%。

2.3.2 神经网络模型分类结果

由于样本数量不足,采用 K 折交叉验证法 BP 神经网络进行模型训练和验证,用 K 个结果的平均值来衡量模型的好坏。本试验将样本随机分成 7 份,每次选择 6 份作为训练集,剩下的

1 份作为测试集,共进行 7 次轮回后算出平均识别结果作为该模型的最终识别结果,如表 5 所示。

从表 5 可以看出,不论是全光谱输入、特征光谱输入还是频谱特征输入,BP 神经网络模型都有较好的分类结果,其中,基于频谱特征参数建立的 BP 神经网络分类识别模型具有最优的分类识别效果,正确识别率可达 98.8%,明显优于支持向量机分类识别模型。

表 5 BP 神经网络模型识别结果
Tab.5 BP model recognition results

处理方法		训练集			测试集		
		正常肉样本数	注水肉样本数	用户精度/%	正常肉样本数	注水肉样本数	用户精度/%
特征光谱	正常肉	32	0	100	5	1	83.3
	注水肉	0	40	100	2	4	66.7
	生产精度/%	100	100		71.4	80.0	
	总体分类精度/%		100			75.0	
频谱特征分析	正常肉	35	0	100	4	1	80.0
	注水肉	0	37	100	0	7	100
	生产精度/%	100	100		100	87.5	
	总体分类精度/%		100			91.7	
全光谱	正常肉	34	0	100	4	3	57.1
	注水肉	0	38	100	1	4	80
	生产精度/%	100	100		80	57.1	
	总体分类精度/%		95.2			66.7	

肉的主要特征。

(2)在 2 个分类识别模型中,与 SVM 模型的分
类精度相比,BP 模型的识别效果更好,以频谱特征
参数为输入的 BP 神经网络模型,可以达到最佳分
类识别效果。因此,可采用基于频谱特征参数的 BP
模型对注水猪肉进行快速检测识别。

3 结 论

(1)在 3 种基于高光谱分析的注水肉识别方法
中,利用频谱特征分析进行注水肉识别的效果优于
其他处理方法,说明频谱特征是区别注水肉和正常

参 考 文 献

[1] 倪泽成. 注水肉的起因及对策[J]. 农业科学研究,2016,37(4):89-92.
NI Zecheng. The reasons and countermeasures for water-injected meat [J]. Journal of Agricultural Sciences, 2016,37(4):89-92. (in Chinese)

[2] XIONG Zhenjie, SUN Dawen, DAI Qiong. Potential of visible/near-infrared hyperspectral imaging for rapid detection of freshness in unfrozen and frozen prawns[J]. Journal of Food Engineering, 2015,149:97-104.

[3] 石吉勇,吴胜斌,邹小波,等. 基于高光谱技术的酸奶中常见致病菌的快速鉴别及计数[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(4):1186-1191.
SHI Jiyong, WU Shengbin, ZOU Xiaobo, et al. Rapid identification and enumeration of common pathogens in yogurt using hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019,39(4):1186-1191. (in Chinese)

[4] 李旭青,李龙,庄连英,等. 基于小波变换和 BP 神经网络的水稻冠层重金属含量反演[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(6):226-232.
LI Xuqing, LI Long, ZHUANG Lianying, et al. Inversion of heavy metal content in rice canopy based on wavelet transform and BP neural network [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(6):226-232. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190625&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.06.025. (in Chinese)

[5] 张珏,田海清,赵志宇,等. 基于改进离散粒子群算法的青贮玉米原料含水率高光谱检测[J]. 农业工程学报,2019,35(1):285-293.
ZHANG Jue, TIAN Haiqing, ZHAO Zhiyu, et al. Moisture content detection in silage maize raw material based on hyperspectrum and improved discrete particle swarm[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(1):285-293. (in Chinese)

[6] 王海江,刘凡, YUNGER J A, 等. 不同粒径处理的土壤全氮含量高光谱特征拟合模型[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(2):195-204.
WANG Haijiang, LIU Fan, YUNGER J A, et al. Fitting model of soil total nitrogen content in different soil particle sizes using hyperspectral analysis [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(2):195-204. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190222&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.02.022. (in Chinese)

[7] 岳学军,凌康杰,王林惠,等. 基于高光谱和深度迁移学习的柑橘叶片钾含量反演[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(3):186-195.
YUE Xuejun, LING Kangjie, WANG Linhui, et al. Inversion of potassium content for citrus leaves based on hyperspectral and deep transfer learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(3):186-195. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190320&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.03.020. (in Chinese)

- content[J]. Transactions of the CSAE, 2004,20(5): 130–133. (in Chinese)
- [26] 车刚,陈武东,吴春升,等. 大型 5HFS-10 负压自控粮食干燥机的设计与试验[J]. 农业工程学报,2017,33(16):267–275.
CHE Gang, CHEN Wudong, WU Chunsheng, et al. Design and experiment of large-scale 5HFS-10 type automatic control negative pressure grain dryer[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(16): 267–275. (in Chinese)
- [27] 杨彬. 玉米含水率自动检测装置的设计与试验研究[D]. 大庆:黑龙江八一农垦大学,2017.
YANG Bin. Design and experimental study of automatic detection device for corn water content [D]. Daqing: Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2017. (in Chinese)
- [28] 薛令阳,王书茂,高振江,等. 真空干燥过程中物料质量在线测量设备设计与试验 [J/OL]. 农业机械学报,2018, 49(9):326–337.
XUE Lingyang, WANG Shumao, GAO Zhenjiang, et al. On-line measurement of material quality in vacuum drying process [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(9):326–337. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180938&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.09.038. (in Chinese)
- [29] 中华人民共和国国家计量局. JJG 658—2010 烘干法水分测定仪检定规程[S]. 北京:中国标准出版社,2010.
- [30] 李再贵,殷丽君,高振江,等. 粮食水分分布对高频电感的影响研究[J]. 农业工程学报,2004,20(3):149–152.
LI Zaigui, YIN Lijun, GAO Zhenjiang, et al. Effects of moisture conditions of grain on inductance of high frequency coil[J]. Transactions of the CSAE, 2004,20(3): 149–152. (in Chinese)
- [31] 邵俊,闫洪喜. 测量系统分析(MSA)在红外水分仪测量能力分析中的应用[J]. 现代仪器,2012,18(5): 21–24.
SHAO Jun, YAN Hongxi. Measurement system analysis (MSA) in the infrared moisture measurement capability analysis[J]. Modern Instrument, 2012,18(5): 21–24. (in Chinese)
- [32] MICHAEL D, FREDERICK C, GREGORY G, et al. Measurement system analysis reference manual[M]. Fourth edition. Chrysler Group LLC, Ford Motor Company, General Motors Corporation, 2010.
- [33] NY/T 463—2001 粮食干燥机质量评价规范[S].

(上接第 372 页)

- [8] 彭彦昆,张蕾蕾. 光谱技术在生鲜肉品质安全快速检测的研究进展[J]. 食品安全质量检测学报,2010,27(2):62–72.
PENG Yankun, ZHANG Leilei. Advancement of rapid detection of meat quality and safety by using spectral imaging technology [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2010, 27(2):62–72. (in Chinese)
- [9] TIAN Youwen, ZHANG Lin. Study on the methods of detecting cucumber downy mildew using hyperspectral imaging technology [J]. Physics Procedia, 2012,33:743–750.
- [10] 张敬埔. 基于高光谱技术的羊肉含水率测定方法研究[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2017.
- [11] 熊宇虹,温志渝,梁玉前,等. 基于支持向量机的模型传递方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,2007, 27(1):147–150.
XIONG Yuhong, WEN Zhiyu, LIANG Yuqian, et al. Model transfer method based on support vector machine [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(1):147–150. (in Chinese)
- [12] 蔡丽娟. 正交法在近红外光谱分析中的应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2009.
- [13] 赵政. 猪肉新鲜度光谱模型的建立及传递方法研究[D]. 武汉:华中农业大学,2013.
- [14] 谈文艺. 基于高光谱成像技术的苹果外部损伤精确识别与分级方法研究[D]. 哈尔滨:黑龙江大学,2018.
- [15] GIORGIA S, PAOLO O, SILVIA P, et al. An advanced multivariate approach for processing X-ray fluorescence spectral and hyperspectral data from non-invasive in situ analyses on painted surfaces[J]. Analytical Chemical Acta, 2012,752:30–38.
- [16] SONG K S, LI L, LI S, et al. Hyperspectral retrieval of phycocyanin in potable water sources using genetic algorithm—partial least squares (GA-PLS) modeling[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013,18: 368–385.
- [17] 张淑杰,张维维,奚云琪,等. 基于傅里叶变换的心电信号频谱分析[J]. 信息系统工程,2012(1):133–134.
- [18] 王飞跃. 基于 GM-GRNN 耦合模型的尾矿坝浸润线预测研究[C]//中国岩石力学与工程学会工程安全与防护分会. 第2届全国工程安全与防护学术会议论文集(上册). 中国岩石力学与工程学会,2010:9.
- [19] 叶珍. 高光谱图像特征提取与分类算法研究[D]. 西安:西北工业大学,2015.
- [20] 田会东,谢宝瑜,赵永超,等. 棉花枯萎病的光谱识别[J]. 棉花学报,2008,20(1):51–55.
TIAN Huidong, XIE Baoyu, ZHAO Yongchao, et al. Using spectral data to distinguish cotton fusarium wilt disease[J]. Cotton Science, 2008,20(1):51–55. (in Chinese)