

基于主成分分析和改进支持向量机的猪肉品质识别

Pork quality identification based on principal component analysis and improved support vector machine

张保霞

ZHANG Bao-xia

(内蒙古农业大学职业技术学院, 内蒙古 呼和浩特 014100)

(Inner Mongolia Agricultural University Vocational and Technical College,
Hohhot, Inner Mongolia 014100, China)

摘要:目的:剔除近红外光谱存在大量冗余信息以及提高猪肉品质识别的精度,建立猪肉品质快速识别方法。方法:运用主成分分析对猪肉光谱数据进行降维处理,筛选出猪肉光谱特征波长;运用樽海鞘群算法进行支持向量机(SVM)模型的参数优化,提出一种基于樽海鞘算法改进支持向量机的猪肉品质识别模型。结果:与灰狼算法(GWO)优化 SVM(GWO-SVM)、网格搜索算法改进 SVM(Grid-SVM)、粒子群算法改进 SVM(PSO-SVM)和 SVM 相比,基于 SSA-SVM 的猪肉品质识别模型的精度最高。结论:融合主成分分析和樽海鞘算法优化 SVM 模型的猪肉品质识别模型可以有效提高 SVM 模型的猪肉品质识别精度。

关键词:近红外光谱;支持向量机;樽海鞘算法;主成分分析;粒子群算法;猪肉品质

Abstract: Objective: In order to eliminate the large amount of redundant information in near-infrared spectroscopy and to improve the accuracy of pork quality identification, and to establish a method for rapid identification of pork quality. **Methods:** Principal component analysis was used to reduce the dimensionality of pork spectrum data and the characteristic wavelengths of pork spectrum were selected. The parameters of the support vector machine (SVM) model were optimized by the salp swarm algorithm. Pork quality recognition model was proposed based on an improved support vector machine optimized by salp swarm algo-

rithm. **Results:** compared with grey wolf optimization algorithm improved SVM (GWO-SVM), grid search algorithm improved SVM (Grid-SVM), particle swarm optimization algorithm improved SVM (PSO-SVM) and SVM, the pork quality recognition model based on SSA-SVM had the highest precision. **Conclusion:** Pork quality identification model based on PCA and SVM optimized by salp swarm algorithm can effectively improve the accuracy of pork quality identification.

Keywords: near-infrared spectroscopy; support vector machine; salp swarm algorithm; principal component analysis; particle swarm optimization algorithm; pork quality

随着经济的发展和生活水平的不断提高,消费者和猪肉深加工商对猪肉的嫩度、颜色、pH 值、坚实度和持水力等品质指标越来越重视,因此对猪肉品质进行分类识别具有重要的理论价值和实际意义^[1]。受遗传因素、环境因素、体外因素和品种差异等的影响,猪肉有 2 种劣质肉:黑干肉和白肌肉。目前,正常肉、黑干肉和白肌肉的识别主要有屠宰后人工感官识别和化学分析,前者需要专业评价人员,具有很强的主观性,评价结果重复性差,大批量检测时存在劳动强度大的缺点。后者操作步骤复杂繁琐,破坏性大、对操作人员专业技术要求较高,不适合在线检测。贾渊等^[2]提出了一种基于猪肉数字图像颜色特征和支持向量机的猪肉分级方法,分级准确率达 96.5%。Juan 等^[3]提出了逐步回归法和典型判别分析法判别猪肉类别,红肉和白肉的判别正确率为 85%,但是正常肉和红肉的判别精度较低。Qiao 等^[4]搭建了 400~1 000 nm 的生鲜猪肉高光谱图像采集系统,并分别运用聚类分析和前向神经网络进行分类,聚类分析正确率为 75%~80%,前向神经网络的正确率为 85%。Monroy

基金项目:内蒙古十三五规划课题(编号:NGJGH2019328);内蒙古农业大学职业技术学院教育教学改革重点项目(编号:202106YZDI08)

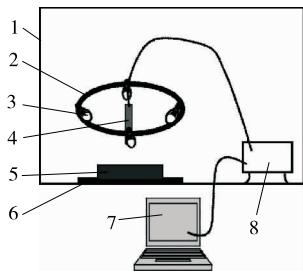
作者简介:张保霞(1983—),女,内蒙古农业大学职业技术学院讲师。E-mail:zhangbaoxia987@163.com

收稿日期:2021-08-09

等^[5]运用逐步回归法选取猪肉光谱数据的有效波段,采用5倍交叉验证法和留一交叉验证法分别建立猪肉分类模型,2种方法的猪肉分类正确率分别为79%,80%。为了提高猪肉品质识别的精度,试验拟针对全波段近红外光谱数据的猪肉品质快速识别存在光谱数据量大、计算复杂度高的缺点,运用主成分分析法(PCA)对猪肉近红外光谱数据进行特征波长筛选;针对支持向量机(SVM)模型性能受惩罚参数 C 和核函数参数 g 的选择影响,运用樽海鞘算法(SSA)^[6]对SVM模型参数进行优化选择,提出一种基于PCA和SSA-SVM模型的猪肉品质识别模型,以期对猪肉品质分类识别提供依据。

1 数据采集系统

试验样品为生鲜猪肉,取样为排酸24 h后的左胴体眼肌部位,每块猪肉样品的厚度为40 mm,去除结缔组织和周边脂肪,制成25 mm厚的样品用于采集猪肉样品的近红外光谱数据。近红外光谱数据采集系统(图1)由AvaSpec-USB近红外光谱仪、计算机、暗箱、光源、光纤及探头、光源固定架、光谱采集软件等组成。其中,光谱仪波长为350~1 150 nm,分辨率为0.6 nm,光谱采集软件版本为AvaSoft7.4。



1. 暗箱 2. 光源固定架 3. 卤素灯珠 4. 光纤及探头 5. 试验样品 6. 样品平板 7. 计算机 8. 光谱仪

图1 近红外光谱数据采集系统图

Figure 1 Near infrared spectral data acquisition system diagram

2 试验方法

2.1 SSA 算法

2.1.1 种群初始化 SSA算法的种群规模为 N ,优化变量维数为 D ,樽海鞘位置为 $X=[X_{n1}, X_{n2}, \dots, X_{nD}]^T$, $n=1, 2, \dots, N$,食物位置 $F=[F_1, F_2, \dots, F_D]^T$,优化变量上限为 $ub=[ub_1, ub_2, \dots, ub_D]^T$ 、下限为 $lb=[lb_1, lb_2, \dots, lb_D]^T$,因此,SSA算法的种群初始化为^[7]:

$$X_{N \times D} = \text{Rand}(N, D) \times (ub - lb) + lb, \quad (1)$$

式中:

$X_{N \times D}$ ——樽海鞘位置向量;

$\text{Rand}(N, D)$ —— $N \times D$ 维的随机向量。

2.1.2 更新领导者位置 算法中的领导者主要作用是引

领整个樽海鞘群体的移动,主要目的是搜索食物。为了使得领导者位置更新具有更强的随机性,领导者按式(2)进行位置更新:

$$X_d^1 = \begin{cases} F_d + c_1[(ub_d - lb_d)c_2 + lb_d], & c_3 \geq 0.5 \\ F_d - c_1[(ub_d - lb_d)c_2 + lb_d], & c_3 < 0.5 \end{cases}, \quad (2)$$

式中:

X_d^1 ——领导者位置;

ub_d, lb_d ——领导者个体在 d 维上的优化变量的上限和下限;

c_1, c_2 —— $[0, 1]$ 的随机数;

c_3 ——搜索平衡因子,可以有效增强领导者的随机性和多样性,主要用于平衡SSA算法的全局搜索和局部搜索能力。

收敛因子按式(3)进行计算:

$$c_1 = 2e^{-(4t/T_{\max})^2}, \quad (3)$$

式中:

c_1 ——收敛因子;

t ——当前迭代次数;

$T_{\max}$ ——最大迭代次数。

2.1.3 更新追随者位置 由文献[8]可知,在SSA算法中,追随者的位置与追随者的初始位置、速度以及加速度密切相关,追随者的位置按牛顿运动方程进行更新:

$$X_d^m = 0.5at_a^2 + v_0t_a + X_d^m (i \geq 2), \quad (4)$$

$$R = \frac{1}{2}(X_d^{m-1} - X_d^m), \quad (5)$$

$$X_d^m = X_d^m + R = \frac{1}{2}(X_d^m + X_d^{m-1}), \quad (6)$$

式中:

v_0 ——追随者的初始速度, m/s;

a ——追随者的加速度, m^2/s ;

t_a ——追随者的迭代步长;

R ——追随者的运动距离, m;

X_d^m, X_d^m ——更新后和更新前第 m 个追随者第 d 维位置。

2.2 SVM 模型

对于训练向量 (x_i, y_i) ,引入松弛变量的SVM模型为^[9]:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \hat{\xi}_i) \quad (7)$$

$$s.t. \begin{cases} f(x_i) - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ y_i - f(x_i) \leq \epsilon + \hat{\xi}_i \\ \xi_i \geq 0, \hat{\xi}_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{cases}$$

式中:

$\xi_i, \hat{\xi}_i$ ——松弛变量;

C ——惩罚参数;

w ——权值向量;

ϵ ——不敏感损失因子。

引入拉格朗日乘子可以将 SVM 转化为对偶问题的求解:

$$\max_{\alpha, \hat{\alpha}} \sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) y_i - \sum_{j=1}^m (\hat{\alpha}_j + \alpha_j) \epsilon - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha_i)(\hat{\alpha}_j + \alpha_j) K(x_i, x_j), \quad (8)$$

式中:

$K(x_i, x_j)$ ——核函数;

$\hat{\alpha}_i, \alpha_i, \hat{\alpha}_j, \alpha_j$ ——拉格朗日乘子。

文中选择 RBF 核函数,其数学公式为:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2g^2}\right), \quad (9)$$

式中:

g ——核函数参数。

求解式(8)可以得到 SVM 分类模型为:

$$f(x, \hat{\alpha}_i, \alpha_i) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) K(x_i, x_j) + b\right\}, \quad (10)$$

式中:

b ——超平面偏差。

2.3 主成分分析(PCA)

主成分分析可以提取数据的主要特征信息,剔除数据中的冗余信息,尽量用最少的信息反映原始数据的主要信息,提高数据挖掘效率^[10-11]。文中选择 PCA 对猪肉近红外光谱数据进行特征波段选择。

对于 $m \times n$ 维数据样本 XF :

$$XF = \begin{bmatrix} XF_{11} & XF_{12} & \cdots & XF_{1n} \\ XF_{21} & XF_{22} & \cdots & XF_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ XF_{m1} & XF_{m2} & \cdots & XF_{mn} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

(1) 数据标准化:如式(12)所示。

$$XF'_{ij} = \frac{XF_{ij} - M_j}{S_j}, \quad (12)$$

式中:

XF'_{ij} ——标准化后的第 i 个样本的第 j 个特征的数据;

M_j ——第 j 个特征的算术平均值, M_j

$$= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m XF_{ij};$$

S_j ——第 j 个特征的标准差, $S_j =$

$$\sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (XF_{ij} - M_j)^2}.$$

(2) 建立协方差矩阵 E , 计算特征值 L 和特征向量 A 。

$$E = \frac{1}{m-1} XF^T XF, \quad (13)$$

$$EA = AL. \quad (14)$$

(3) 确定主元数, 计算主成分贡献率和累计贡献率。

主成分贡献率:

$$\frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^p \lambda_k} (i = 1, 2, \dots, p). \quad (15)$$

累计贡献率:

$$\sum_{k=1}^i \frac{\lambda_k}{\sum_{k=1}^p \lambda_k} (i = 1, 2, \dots, p). \quad (16)$$

2.4 猪肉品质识别模型

为提高 SVM 模型进行猪肉品质识别的精度, 针对 SVM 模型性能受惩罚参数 C 和核函数参数 g 的选择影响, 运用 SSA 算法对 SVM 模型参数进行优化选择, 提出一种基于 PCA 和 SSA-SVM 模型的猪肉品质识别模型, 其识别流程如图 2 所示。

采集猪肉近红外光谱数据, 进行预处理和光谱校正; 运用 PCA 对近红外光谱数据进行特征波长选择; 将近红外光谱数据划分为训练数据集和测试数据集, 基于 PCA 筛选的特征波长光谱数据, 针对训练数据集, 运用 SSA 方法对 SVM 模型的参数组合 (C, g) 进行优化, 建立 SSA-SVM 猪肉品质识别模型; 最后, 将 SSA 寻优获取的最佳参数组合 (C, g) 代入 SVM 模型进行测试。基于 SSA-

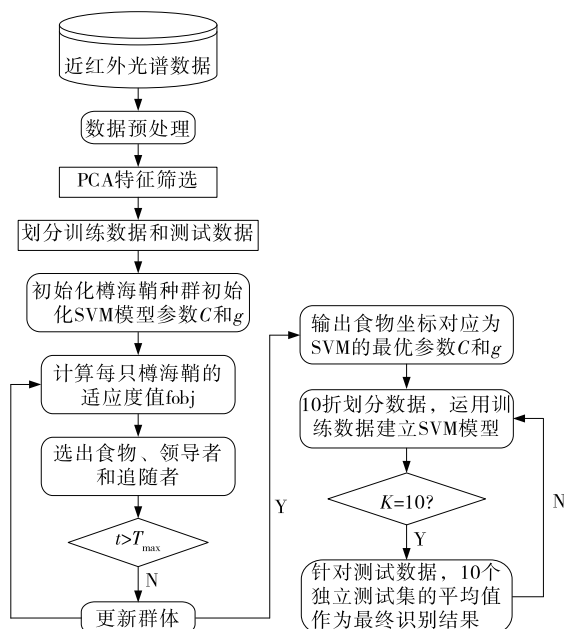


图 2 基于 SSA-SVM 的猪肉品质识别算法流程图

Figure 2 Flow chart of pork quality recognition algorithm based on SSA-SVM

SVM模型的猪肉品质识别算法步骤为:

(1) 读取猪肉近红外光谱数据,进行光谱数据预处理和光谱校正并归一化处理,运用 PCA 对近红外光谱数据进行特征波长筛选,划分训练数据和测试数据^[12-13]:

$$XF_{\text{new}} = LB + \frac{XF - XF_{\min}}{XF_{\max} - XF_{\min}} \times (UB - LB), (17)$$

式中:

XF 、 XF_{new} ——原始近红外光谱数据和归一化处理后的近红外光谱数据;

LB 、 UB ——归一化处理后近红外光谱数据的最小值和最大值,文中取 $LB = -1$, $UB = 1$;

$XF_{\max}$ 、 $XF_{\min}$ ——原始近红外光谱数据中的最大值和最小值。

(2) 种群初始化。设定最大迭代次数 $T_{\max}$ 、种群规模 N ,按式(1)初始化樽海鞘种群。

(3) 计算适应度。针对训练数据,将训练数据代入 SVM 模型,按式(18)计算每个樽海鞘个体的适应度。

$$ACC = \frac{\sum_{k=1}^K acc_k}{K}, (18)$$

式中:

ACC —— K 折交叉验证的平均准确度;

acc_k ——第 k 折计算的准确度。

(4) 选定领导者、追随者和食物。计算适应度大小,将适应度最优的樽海鞘位置设定为当前食物位置;剩下的 $N-1$ 个樽海鞘,将排在前半的樽海鞘作为领导者,剩下的作为追随者。

(5) 更新领导者位置和追随者位置。

(6) 计算更新后的樽海鞘个体适应度 f_s 。比较 f_s 与当前食物的适应度 f_{food} ,如果 $f_s > f_{\text{food}}$,则将 f_s 所对应的樽海鞘位置作为新的食物位置。

(7) 重复步骤(3)~(6),如果 $t > T_{\max}$,输出最优食物位置,最优食物位置所对应的结果即为 SVM 模型的最优参数组合(C^* , g^*)。将最优参数组合(C^* , g^*)代入 SVM 模型进行猪肉品质识别。

3 结果与分析

3.1 数据预处理

猪肉原始光谱曲线如图 3 所示,变量标准化和归一化预处理后的猪肉光谱曲线如图 4 所示,共 129 个样本,其中白肌肉、正常肉和黑干肉分别为 39,39,51 个。

3.2 PCA 筛选特征波长

运用 PCA 筛选猪肉光谱数据的特征波长,不同主成分数进行训练时,正确率和均方根误差与主成分数的关系如图 5 所示。由图 5 可知,当主成分数为 13 时,猪肉品质识别正确率最高,其特征波长选择结果如图 6 所示。PCA 特征波长筛选结果为 371,388,425,456,473,562,

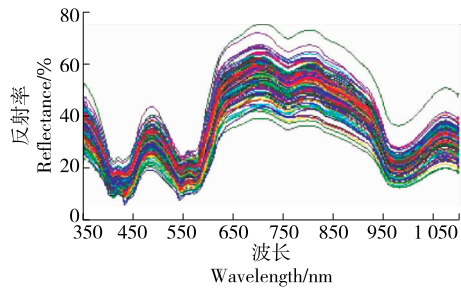


图 3 原始光谱曲线

Figure 3 Original spectrum curve

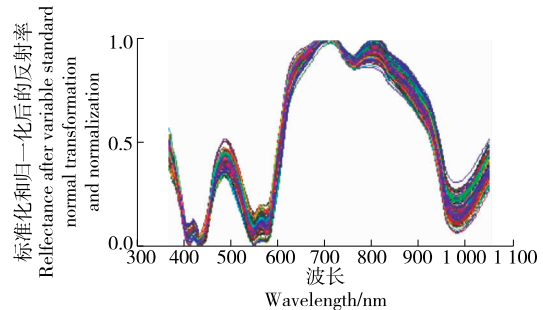


图 4 标准化和归一化后的光谱曲线

Figure 4 Normalized spectral curves

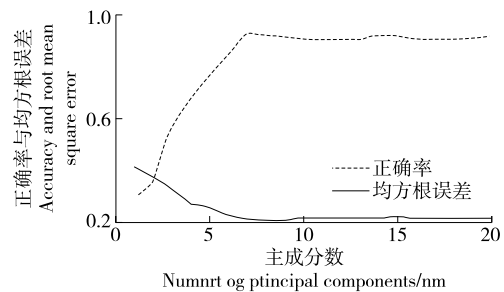


图 5 主成分数与正确率和均方根误差之间的关系曲线

Figure 5 Curve of relationship between principal component number and accuracy and root mean square error

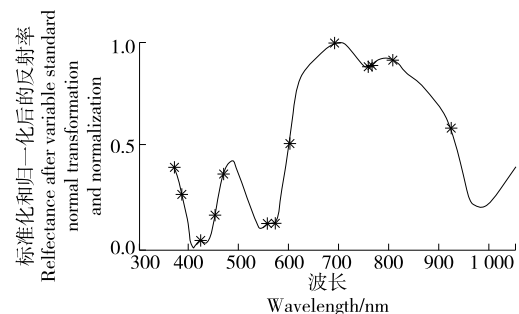


图 6 PCA 特征波长选择结果

Figure 6 PCA characteristic wavelength selection result

578,607,696,764,772,813,927 nm。

3.3 不同模型对比

将 SSA-SVM 与基于灰狼算法(GWO)优化 SVM

(GWO-SVM)^[14]、基于粒子群算法优化 SVM (PSO-SVM)^[15-16]、基于网格搜索方法^[17-18]优化 SVM(Grid-SVM)和 SVM 进行对比。将 129 个猪肉样本数据按 2 : 1 划分为训练集和测试集。其中,训练集中白肌肉、正常肉和黑干肉分别为 26,34,26 个,测试集中白肌肉、正常肉和黑干肉分别为 13,17,13 个。训练集主要用于建立 SVM 猪肉品质识别模型;测试集主要用于验证 SVM 猪肉品质识别模型的效果。算法参数设置:① SSA 算法:种群规模 $N=20$ 、最大迭代次数 $T_{\max}=200$;② PSO 算法^[19]:种群规模 $N=20$ 、最大迭代次数 $T_{\max}=200$ 、惯性权重 $w=0.2$ 、学习因子 $c_1=c_2=2$;③ GWO 算法:种群规模 $N=20$ 、最大迭代次数 $T_{\max}=200$;④ SVM 模型:惩罚参数 $C \in (0,100]$ 、核函数参数 $g \in (0,100]$ 。为了避免 SVM 模型陷入“过拟合”,采用 10 折交叉验证方法,得到 SSA-SVM 模型的最优惩罚参数 $C=4.939$,核函数参数 $g=2.171$ 4,SSA-SVM 的适应度曲线如图 7 所示。不同算法猪肉品质识别结果如表 1 所示。

由表 1 可知,在训练集和测试集上,SSA-SVM 模型的猪肉品质识别正确率最高。训练集上,白肌肉、正常肉和黑干肉识别的正确率分别为 96.15%,97.06%,96.15%;测试集上,白肌肉、正常肉和黑干肉识别的正确率分别为 100.00%,94.11%,92.31%,优于 GWO-SVM 模型、PSO-SVM 模型、Grid-SVM 模型以及 SVM 模型。通过 SSA、PSO 和 Grid 优化 SVM 模型,猪肉品质识别的正确率均大幅度提高,主要是 SVM 模型的参数得到了优化配置。

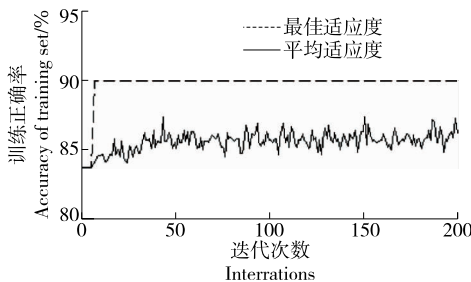


图 7 SSA-SVM 的适应度曲线

Figure 7 SSA-SVM fitness curve

表 1 不同算法猪肉品质识别结果

Table 1 Results of pork quality identification with different algorithms %

方法	训练集			测试集		
	白肌肉	正常肉	黑干肉	白肌肉	正常肉	黑干肉
SVM	84.62	86.47	92.31	76.92	88.23	84.62
Grid-SVM	88.46	91.18	92.31	84.62	88.23	84.62
PSO-SVM	92.31	94.12	92.31	84.62	94.11	84.62
GWO-SVM	92.31	97.06	92.31	92.31	94.11	84.62
SSA-SVM	96.15	97.06	96.15	100.00	94.11	92.31

4 结论

为了提高猪肉品质识别精度,提出了一种基于主成分分析和樽海鞘算法优化支持向量机的猪肉品质识别模型。结果表明,与基于灰狼算法优化支持向量机、基于粒子群算法优化支持向量机、基于网格搜索方法优化支持向量机和支持向量机相比,基于樽海鞘算法优化支持向量机可以有效提高猪肉品质识别正确率。由于标准的樽海鞘算法容易陷入“早熟”问题,因此支持向量机模型参数寻优时存在局部最优,影响猪肉品质识别精度。后续将研究改进的樽海鞘算法优化支持向量机的猪肉品质识别模型,提高猪肉品质识别模型的精度和适用性。

参考文献

- [1] 刘媛媛, 彭彦昆, 王文秀, 等. 基于偏最小二乘投影和可见/近红外光谱的猪肉品质分类[J]. 农业工程学报, 2014, 30(23): 306-313. LIU Yuan-yuan, PENG Yan-kun, WANG Wen-xiu, et al. Classification of pork comprehensive quality based on partial least squares projection and Vis/NIR spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(23): 306-313.
- [2] 贾渊, 李振江, 彭增起. 结合 LLE 流行学习和支持向量机的猪肉颜色分级[J]. 农业工程学报, 2012, 28(9): 147-152. JIA Yuan, LI Zhen-jiang, PENG Zeng-qi. Pork color grading based on LLE manifold learning and support vectormachine[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(9): 147-152.
- [3] JUAN Xing, MICHAEL Ngadi, AYNUR Gunenc, et al. Use of visible spectroscopy for quality classification of intact pork meat[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 82(2): 135-141.
- [4] QIAO Jun, NGADI M O, WANG Ning, et al. Pork quality and marbling level assessment using a hyper spectral imaging sysem[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 83(1): 10-16.
- [5] MONROY M, PRASHER S, NGADI M O, et al. Pork meat quality classification using Visible/Near-Infrared spectroscopic data[J]. Biosystems Engineering, 2010, 107(3): 271-276.
- [6] BABAEI F, LASHKARI Z B, SAFARI A, et al. Salp swarm algorithm-based fractional-order PID controller for LFC systems in the presence of delayed EV aggregators[J]. IET Electrical Systems in Transportation, 2020, 10(3): 259-267.
- [7] OUAAR F, BOUDJEMAA R. Modified salp swarm algorithm for global optimisation[J]. Neural Computing and Applications, 2021 (3): 1-26.
- [8] 郑瑞娜, 谢定, 杨倩圆, 等. 基于近红外光谱的海藻糖浆组分快速定量检测[J]. 食品与机械, 2017, 33(10): 60-63. ZHENG Rui-na, XIE Ding, YANG Qian-yuan, et al. Rapid quantitative detection of trehalose syrup component based on near infrared spectroscopy[J]. Food & Machinery, 2017, 33(10): 60-63.
- [9] CHANG Jiang, ZHANG Hui-yuan. Short-term dynamic radar quantitative precipitation estimation based on wavelet transform and support vector machine [J]. Journal of Meteorological Research, 2020, 34(2): 228-241.
- [10] 陈亦凡, 李芸婧, 彭苗苗, 等. MIV 波长优选改善 VIS/NIR 光谱

- TVB-N 模型性能研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(5): 91-97.
- CHENG Yi-fan, LI Yun-jing, PENG Miao-miao, et al. Improvements of VIS-NIR spectroscopy model in the prediction of TVB-N using MIV wavelength selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(5): 91-97.
- [11] 陈淑一, 赵全明, 董大明. 对比主成分分析的近红外光谱测量及其在水果农药残留识别中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(3): 917-921.
- CHEN Shu-yi, ZHAO Quan-ming, DONG Da-ming. Application of near infrared spectroscopy combined with comparative principal component analysis for pesticide residue detection in fruit [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(3): 917-921.
- [12] MA Te, LI Xin-ze, INAGAKI T, et al. Noncontact evaluation of soluble solids content in apples by near-infrared hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2018, 224: 53-61.
- [13] 张保霞, 梁显丽, 雪莲. F 综合评判在应用型本科院校教学评价体系中的应用研究[J]. 科技视界, 2019(11): 117-120.
- ZHANG Bao-xia, LIANG Xian-li, XUE Lian. Research on the application of F comprehensive evaluation in the teaching evaluation system of applied undergraduate colleges[J]. Science and Technology Vision, 2019(11): 117-120.
- [14] 江水泉, 孙通. 基于可见/近红外光谱和变量选择的脐橙可溶性固形物含量在线检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(2): 89-93.
- JIANG Shui-quan, SUN Tong. Online detection of soluble solid content in navel orange based on visible/near infrared spectroscopy and variable selection[J]. Food & Machinery, 2020, 36(2): 89-93.
- (上接第 86 页)
- [5] 杨同香, 常小静, 吴孔阳, 等. 乳品真菌污染及快速检测技术研究进展[J]. 食品与机械, 2018, 34(5): 169-172, 182.
- YANG Tong-xiang, CHANG Xiao-jing, WU Kong-yang, et al. Recent advances in rapid detection techniques of fungus contamination in dairy products[J]. Food & Machinery, 2018, 34(5): 169-172, 182.
- [6] YE H Y T, LU H, ZHENG S Y, et al. A portable device integrated with aligned carbon nanotubes for sensitive virus capture and detection[J]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2018, 2 018: 6 072-6 075.
- [7] MIURA T, YOKOKAWA R. Tissue culture on a chip: Developmental biology applications of self-organized capillary networks in microfluidic devices[J]. Dev Growth Differ, 2016, 58(6): 505-515.
- [8] ANANDAN P, ORTIZ D, INTAGLIETTA M, et al. Red blood cells flows in rectilinear microfluidic chip[J]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2015, 2 015: 3 225-3 228.
- [9] XU P F, WU G S, XU C, et al. Photoelectric detection of crop fungi resistance based on microfluidic[J]. The Journal of Engineering, 2019, 2 019(23): 8 566-8 571.
- [10] 荆雯雯. 基于微流控芯片的气溶胶中细菌的富集及快速检测系统研究[D]. 上海: 复旦大学, 2013: 43-46.
- JING Wen-wen. Study on microfluidic chip based Airborne bacteria enrichment and rapid detection system [D]. Shanghai: Fudan University, 2013: 43-46.
- (上接第 92 页)
- [24] 迟彩霞, 张双虎, 乔秀丽, 等. 狭缝式涂布技术的研究进展[J]. 应用化工, 2016, 45(2): 360-363, 366.
- CHI Cai-xia, ZHANG Shuang-hu, QIAO Xiu-li, et al. Research progress on slot-die coating technology[J]. Applied Chemical Industry, 2016, 45(2): 360-363, 366.
- [25] 巫华婷, 徐意, 丁新更, 等. 硅酸锂/钠—硅丙乳液复合防护涂层的设计与性能分析[J]. 新型建筑材料, 2016, 43(9): 62-65.
- WU Hua-ting, XU Yi, DING Xin-geng, et al. Design and performance analysis of protective lithium/sodium silicate-silicone-acrylate emulsion composite coating[J]. New Building Materials, 2016, 43(9): 62-65.
- [26] CHAD D, MUELLER, SERGEI N, et al. Novel structures by micro-layer coextrusion-talc-filled PP, PC/SAN, and HDPE/LLDPE [J]. Polymer Engineering & Science, 1997, 37(2): 355-352.
- [27] 李昆. 软质聚氯乙烯材料焊接性能及界面扩散研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2021: 17-18.
- LI Kun. Study on welding property and interfacial diffusion of soft polyvinyl chloride materials[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2021: 17-18.