

基于改进 WOA-Elman 神经网络的高光谱牛奶蛋白质快速无损检测

Rapid and non-destructive detection of hyperspectral milk protein based on improved WOA-Elman neural network

曹纪磊¹ 高沛鑫¹ 李鑫宇² 肖文静³ 李振宇⁴

CAO Jilei¹ GAO Peixin¹ LI Xinyu² XIAO Wenjing³ LI Zhenyu⁴

(1. 河南交通技师学院, 河南 驻马店 463000; 2. 河南农业大学, 河南 郑州 450000;

3. 国家面粉及制品质量监督检验中心, 河南 商丘 476000; 4. 韩国全北国立大学, 韩国 全州 54896)

(1. Henan Transportation Technician College, Zhumadian, Henan 463000, China; 2. Henan Agricultural University, Zhengzhou, Henan 450000, China; 3. National Center for Flour and Product Quality Supervision and Inspection, Shangqiu, Henan 476000, China; 4. Jeonbuk National University, Jeonju 54896, Korea)

摘要:目的: 解决现有牛奶蛋白质检测方法存在的精度低、效率低和人工依赖性强等问题。方法: 基于高光谱成像系统, 提出一种将改进的鲸鱼算法与 Elman 神经网络相结合用于牛奶蛋白质含量快速无损检测。通过混沌映射、自适应收敛因子、自适应权重优化鲸鱼算法, 提高搜索精度, 优化后对 Elman 神经网络参数(权重和阈值)进行寻优。通过试验分析所提无损检测方法的性能。结果: 与常规检测方法相比, 试验方法在牛奶蛋白质无损检测的多个性能指标方面均为最优, 决定系数为 0.997 3, 均方根误差为 0.000 3, 检测时间为 1.56 s。结论: 试验方法具有较高的检测精度和检测效率。

关键词: 牛奶; 蛋白质; 无损检测; 高光谱成像; 鲸鱼算法; Elman 神经网络

Abstract: Objective: To solve the problems of low accuracy, low efficiency, and strong manual dependence in existing milk protein detection methods. **Methods:** Based on hyperspectral imaging systems, proposed a combination of improved whale algorithm and Elman neural network for rapid and non-destructive detection of milk protein content. Optimized the whale algorithm through three aspects (chaotic mapping, adaptive convergence factor, and adaptive weight) to improve search accuracy, and optimized the Elman neural network parameters (weights and thresholds) after

optimization. Analyzed the performance of the proposed non-destructive testing method through experimental analysis.

Results: Compared with conventional detection methods, proposed method was optimal for multiple performance indicators in non-destructive testing of milk protein. The experimental method was optimal in multiple performance indicators for non-destructive testing of milk protein, with determination coefficient of 0.997 3, the root mean square error of 0.000 3, and the detection time of 1.56 seconds. **Conclusion:** The experimental method has high detection accuracy and efficiency.

Keywords: milk; protein; non destructive testing; hyperspectral imaging; whale algorithm; Elman neural network

牛奶是一种生活中常见的营养饮品, 近年来销量呈逐渐上升的趋势。随着中国科技的发展和生活水平的不断提高以及食品安全问题的影响, 人们对牛奶品质也提出了更高的要求。蛋白质含量是衡量牛奶品质的重要指标, 可以通过蛋白质判断牛奶品质^[1-2]。

目前, 国内外关于牛奶品质检测方法的研究较多, 但关于高光谱技术在牛奶品质检测中的研究较少^[3-4]。刘美辰等^[5]为了实现牛奶蛋白质含量的快速和准确检测, 基于高光谱技术提出了一种结合麻雀搜索算法和支持向量机的牛奶蛋白质检测方法。与常规方法相比, 所提方法在牛奶蛋白质检测中的精度和稳定性明显提高, 均方根误差为 0.001 1, 检测时间为 4.11 s, 可作为快速测定牛奶蛋白质的方法。胡鹏伟等^[6]基于高光谱检测技术, 提出了改进的 BP 神经网络用于牛奶蛋白质检测, 与常规方法相比, 所提方法在多项指标上均有明显提高, 均方根误

基金项目: 河南省教育教学改革研究青年教师项目(编号: ZJC16080); 河南省重点研发与推广专项(编号: 2221023200616); 河南省教育教学改革研究与实践项目(编号: 豫教[2023]02838)

作者简介: 曹纪磊(1983—), 男, 河南交通技师学院高级讲师。

E-mail: snrt930@126.com

收稿日期: 2023-04-11 **改回日期:** 2023-11-26

差为 0.033 0。肖仕杰等^[7]为实现牛奶蛋白质的无损快速分级,基于红外光谱信息提出了将信息变量去除法、自适应加权采样算法和随机森林相结合用于牛奶蛋白质检测。其检测准确率达 96.48%,检测时间为 5.33 s,可实现牛奶蛋白质的快速无损检测。王丰霞等^[8]将凯氏定氮法用于牛奶蛋白质检测,对不确定度产生的原理进行了分析,检测结果为 (3.62 ± 0.02) g/100 g。上述方法虽然可以实现牛奶蛋白质含量的检测,但在高光谱检测中,牛奶成分复杂,变量相关性较低,所以检测精度和效率较差,有待进一步提高。

研究拟提出一种将高光谱技术与机器学习方法相结合的牛奶蛋白质含量快速无损检测方法,通过高光谱成像技术采集牛奶表面的高光谱图像,采用改进鲸鱼算法(whale optimization algorithm, WOA)与 Elman 神经网络结合实现牛奶蛋白质含量的快速无损检测,旨在为牛奶品质检测提供一种快速、无损的检测方法。

1 高光谱成像系统概述

高光谱成像系统(图 1)主要由载物台、检测样品、光源、镜头、光谱仪、相机传感器和计算机等组成,采集系统运行在封闭暗箱中,以降低外部环境光对其造成影响,但通过相机采集会产生一定的噪音。因此,为了降低噪声等干扰,需对采集图像进行预处理,试验通过多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)算法对高光谱数据进行预处理^[9-10]。

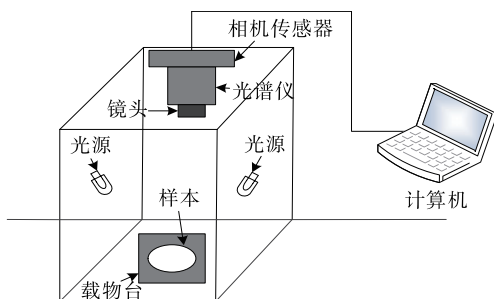


图 1 高光谱成像系统

Figure 1 Hyperspectral imager

2 牛奶蛋白质含量检测模型

2.1 数据降维方法

采用高光谱仪的光谱范围为 400~1 000 nm,牛奶高光谱图波段为 125 个,通过全波长建立的模型存在复杂和训练时间长等问题。因此,需对高光谱数据进行降维,适当的降维方法不仅可以加快处理速度,还会提高算法精度,对处理高维数据具有重要的意义。试验选择竞争性自适应重加权采样 CARS 算法对牛奶高光谱数据进行降维处理,利用自适应重加权采样算法保留权值较大的集合,建立偏最小二乘回归模型,引入交叉验证,不断优化计算均方根误差 RMSE, RMSE 最小子集即精度最高

的特征波长组合^[11-13]。

2.2 Elman 神经网络

Elman 网络是一种递归神经网络,不仅计算能力强,还可以增强网络的全局稳定性,适用于大规模数据的预测问题^[14-16]。试验利用 Elman 神经网络实现牛奶蛋白质含量的快速无损检测,相比于 BP 神经网络,Elman 神经网络(图 2)加入了承接层。

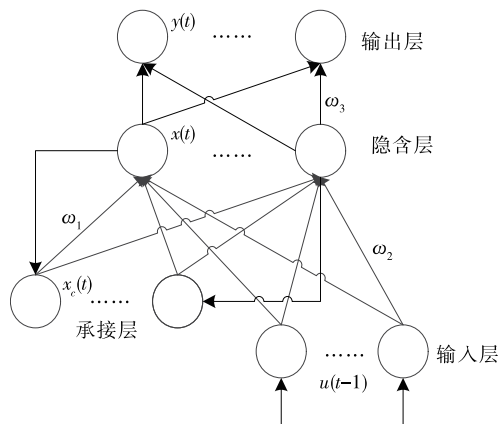


图 2 网络结构

Figure 2 Network structure

通过承接层记录隐含层上一节点的输出,从而实现历史数据的存储功能,使网络具有适应时变的能力。相比于前馈型神经网络,Elman 神经网络的计算能力更强,稳定性也更强。

$$y(t) = g(\omega_3 x(t)), \quad (1)$$

$$x(t) = f(\omega_1 x_c(t) + \omega_2 (u(t-1))), \quad (2)$$

$$x_c(t) = x(t-1), \quad (3)$$

式中:

ω_1 、 ω_2 、 ω_3 ——层间权值;

$g(x)$ ——输出层传递函数;

$f(x)$ ——隐含层传递函数;

$x(t)$ ——隐含层输出;

$y(t)$ ——输出向量;

$u(t)$ ——输入向量;

$x_c(t)$ ——承接层输出向量。

但传统的 Elman 神经网络预测精度受初始权值和阈值的影响较大,容易陷入局部最优,而 WOA 算法具有结构简单、搜索能力强、收敛速度快等特点。

2.3 改进鲸鱼算法

WOA 算法是一种新型的元启发式优化算法,主要由围捕猎物、泡网捕食和搜索猎物 3 部分组成^[17-20]。

(1) 围捕猎物:鲸鱼在狩猎时包围猎物,通过包围猎物更新自身的位置,如式(4)、式(5)所示。

$$D = |C \cdot x_p^d(t) - x_i^d(t)|, \quad (4)$$

$$x_i^d(t+1) = x_p^d(t) - A \cdot D, \quad (5)$$

式中:

$\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{C}$ ——系数向量;

$x_i^d(t)$ 、 $x_p^d(t)$ ——第 i 头鲸鱼位置和当前最优位置;

$\cdot$ ——逐个元素相乘;

t ——迭代次数。

$\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 由式(6)、式(7)计算。

$$\mathbf{A} = 2a \cdot r - a, \quad (6)$$

$$\mathbf{C} = 2 \cdot r, \quad (7)$$

式中:

a ——算法的收敛因子;

r —— $[0,1]$ 的随机数。

(2) 泡网捕食:鲸鱼在用螺旋气泡包围猎物的同时,还要不断缩小包围网,螺旋位置更新为

$$x_i^d(t+1) = D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + x_p^d(t), \quad (8)$$

式中:

D^* ——当前个体到最佳个体的距离(迭代 t 次);

b ——常数;

l —— $[-1,1]$ 的随机数。

鲸鱼通过随机包围和螺旋气泡法更新位置,根据随机数 p 进行分割,如式(9)所示。

$$x_i^d(t+1) = \begin{cases} x_p^d(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D}, & p < 0.5 \\ D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + x_p^d(t), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

(3) 搜索猎物:搜索猎物是为了找到更好的解,如果 $|\mathbf{A}| \geq 1$,鲸鱼在圈外随机进行搜索,如式(10)所示。

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}|, \quad (10)$$

式中:

$\mathbf{X}_{\text{rand}}$ ——随机选取鲸群中的任意个体位置。

但 WOA 算法仍存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题。试验采用混沌映射、收敛因子优化和权重优化对 WOA 算法进行优化,提高搜索精度,跳出局部极值。

(1) 混沌映射:通过混沌映射对种群进行初始化,提高 WOA 算法搜索精度。使用 sine 映射初始化种群,其计算式为

$$z(k+1) = \frac{s}{4} \sin(\pi z(k)), \quad (11)$$

式中:

s —— $[0,4]$ 的系数;

$z(k)$ —— k 次迭代后的结果。

(2) 自适应收敛因子:在现有鲸鱼优化算法中,收敛因子 a 对全局和局部搜索性能有较大影响。在 WOA 算法中,收敛因子 a 为 $2 \sim 0$,其前期全局搜索能力较差,后期局部搜索能力较差。试验采用分段非线性调整策略对其进行优化:

$$a = \begin{cases} \frac{T_{\max}^2}{4} \times ((t - \frac{T_{\max}}{2})^2 + 1), & t \leq \frac{T_{\max}}{2} \\ \frac{T_{\max}^2}{4} \times (t - T_{\max})^2, & t > \frac{T_{\max}}{2} \end{cases}, \quad (12)$$

式中:

$T_{\max}$ ——最大迭代次数。

(3) 自适应权重:为了避免 WOA 算法后期早熟收敛,试验对权重 ω 进行自适应调节,在前期加强全局搜索,避免陷入局部最优,后期增强鲸鱼位置更新速度,如式(13)所示。

$$\omega = \text{rand} \times \cos(\frac{\pi}{2} \times (1 - \frac{t}{T_{\max}})). \quad (13)$$

2.4 检测模型

对于 Elman 神经网络来说,权值和阈值是其需要优化的参数,试验采用改进的 WOA 算法对 Elman 神经网络参数进行优化,使模型精度更高,收敛速度更快。

模型检测流程:

步骤 1:输入数据预处理,试验选择 CARS 算法对牛奶高光谱数据进行降维处理。

步骤 2:对 Elman 神经网络参数进行初始化,包括输入输出和隐含层节点数等。

步骤 3:对改进 WOA 算法进行初始化,包括鲸鱼种群、最大迭代数等。

步骤 4:对最优位置 and 最优适应度值进行计算。WOA 算法的适应度函数采用均方根误差 RMSE:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}, \quad (14)$$

式中:

y_i 、 y'_i ——第 i 个数据实际值和模型输出值。

步骤 5:使用改进的 WOA 算法迭代优化 Elman 神经网络的权值(ω_1 、 ω_2 、 ω_3)和阈值(b_1 、 b_2),当满足结束条件时结束循环,输出最优值,即 Elman 神经网络的权值和阈值。否则,返回步骤 3。

步骤 6:通过得到的权重和阈值训练 Elman 神经网络,并对测试集牛奶蛋白质含量进行检测。

3 模型试验

3.1 试验参数

为了验证试验方法的性能,PC 选择华为笔记本,操作系统为 Windows11 64 位旗舰,Intel i513400CPU,频率 4.0 GHz,16 GB 内存。试验使用的高光谱仪 PTU-D48E 采集各样品的高光谱数据,并通过训练集对所提模型的初始参数进行微调。数据源为 10 个不同牛场新鲜液态奶,包括蒙牛、QQ 星、伊利、光明、特仑苏,分别选择蛋白质含量为 3.0、3.2、3.3、3.4、3.6 g/100 mL 的样品各 200 个,共 1 000 个样品作为试验样品集。将其均分为训练集、试验集和测试集,训练集:试验集:测试集 = 8:1:1。试验参数见表 1。

不同评价指标对模型会产生不同的结果,试验选取训练集均方根误差(RMSEC)、测试集均方根误差(RMSEP)、决定系数 R^2 和检测时间对模型进行评价。

表 1 试验参数
Table 1 Test parameters

算法	参数	数值
Elman	迭代次数	1 000
	学习率	0.001
	动量因子	0.01
	最小性能梯度	1e-06
	训练最小误差	0.000 1
改进 WOA	隐含层节点数	14
	种群	30
	最大迭代次数	50
	自适应权值	[0.1,0.9]

$$RMSEC = \sqrt{\frac{1}{N_C - 1} \sum_{i=1}^{N_C} (y_i - y'_i)^2}, \quad (15)$$

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{N_P - 1} \sum_{i=1}^{N_P} (y_i - y'_i)^2}, \quad (16)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_P} (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_C} (y_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (17)$$

式中：
 N_C, N_P ——训练集和测试集数量；
 $y_i, y'_i, \bar{y}_i$ ——第 i 个样本实际值、预测值和平均值。
检测时间为模型对测试集进行检测的总时间。

3.2 牛奶蛋白质检测试验

为了验证试验所提改进 WOA 算法的优化能力,与优化前的 WOA 算法进行比较,对 Elman 参数进行优化,不同方法随迭代次数变化的适应度值如图 3 所示。

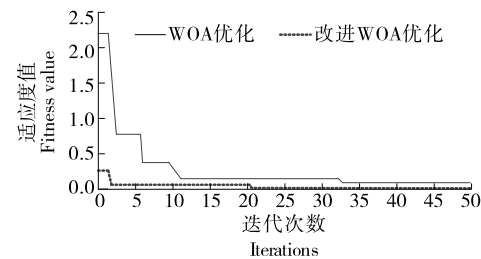


图 3 不同方法随迭代次数变化的适应度值
Figure 3 The fitness values of different methods vary with the number of iterations

由图 3 可知,WOA 算法在迭代第 33 次时收敛,个体最优适应度值最低为 0.011 1。改进 WOA 算法在迭代第 21 次时收敛,个体最优适应度值最低为 0.000 2,收敛精度较高。说明采用混沌映射、自适应收敛因子和自适应权重优化 WOA 算法可以提高 WOA 算法在牛奶蛋白质含量检测中的收敛精度。

为了验证试验所提改进 WOA-Elman 模型在牛奶蛋

白质检测中的优越性,对试验方法和 WOA-Elman 模型进行比较,将训练后的模型用于测试集测试,不同方法的检测结果和实际值比较如图 4 所示,因试验方法和 WOA-Elman 模型预测值与实际值较为接近,为了便于阅读,将试验方法检测的蛋白质数据向上移动 0.05,将 WOA-Elman 模型检测的蛋白质数据向上移动 0.1。不同方法的性能指标见表 2。

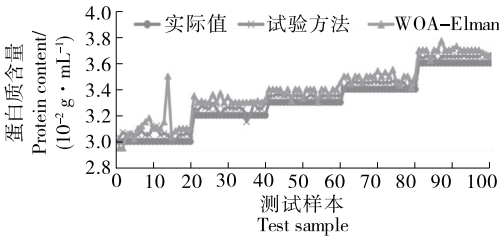


图 4 不同方法检测结果与实际值对比
Figure 4 Comparison of detection results with actual values using different methods

表 2 不同方法性能指标
Table 2 Performance indicators of different methods

检测方法	数据集	均方根误差	决定系数
试验方法	训练集	0.000 2	0.999 6
	测试集	0.000 3	0.997 3
WOA-Elman 模型	训练集	0.011 1	0.982 5
	测试集	0.028 0	0.967 5

由图 4 可知,试验方法和 WOA-Elman 神经网络模型的检测效果均较好,但试验方法的检测结果最接近牛奶蛋白质含量的真实值,试验方法对牛奶蛋白质含量的检测误差最小。由表 2 可知,试验方法的精度最高,测试集的决定系数达 0.997 3,均方根误差为 0.000 3。与 WOA-Elman 神经网络模型相比,试验方法的决定系数提高了 3.08%,均方根误差降低了 98.93%。因此,试验所提改进 WOA 算法可以实现 Elman 神经网络模型权值和阈值的优化,有效提高了模型的拟合能力和检测精度,在牛奶蛋白质含量检测中具有较好的效果。

为了进一步分析试验所提模型的优势,将试验方法与 CARS-SSA-SVM 模型^[5]、CARS-SPA-BP 模型^[6]和 CARS-PSO-SVM 模型^[21]进行对比,结果如表 3 所示。

表 3 不同方法性能指标结果对比
Table 3 Comparison of performance indicators of different methods

检测方法	均方根误差	决定系数	检测时间/s
试验方法	0.000 3	0.997 3	1.56
CARS-SSA-SVM 模型	0.001 1	0.982 5	1.75
CARS-SPA-BP 模型	0.090 3	0.928 7	6.58
CARS-PSO-SVM 模型	0.031 6	0.964 9	4.12

由表 3 可知,试验方法具有最高的检测精度和较低的检测时间,其均方根误差为 0.000 3,决定系数为 0.997 3,检测时间为 1.56 s。与 CARS-SSA-SVM 模型、CARS-SPA-BP 模型和 CARS-PSO-SVM 模型相比,试验方法的均方根误差分别下降了 72.72%,99.66%,99.05%,决定系数分别上升了 1.51%,7.39%,3.36%,检测时间分别下降了 10.87%,61.09%,62.14%。这是因为试验方法通过改进 WOA 算法优化 Elman 神经网络模型提高了检测性能,在牛奶蛋白质检测中表现的性能最好。

4 结论

研究基于高光谱成像系统,提出了一种结合改进鲸鱼算法和 Elman 神经网络的牛奶蛋白质含量快速无损检测方法。通过优化改进鲸鱼算法,提高搜索精度,采用改进鲸鱼算法优化 Elman 神经网络的权重和阈值,提高检测性能。结果表明,试验方法在牛奶蛋白质检测中具有较好的精度和较低的检测时间。与 CARS-SSA-SVM 模型、CARS-SPA-BP 模型和 CARS-PSO-SVM 模型相比,试验方法的均方根误差下降了 80%左右,决定系数上升了 3%左右,检测时间下降了 30%左右,具有一定的优势。但也存在一些可以提升的空间,如仅对新鲜牛奶进行检测,无法在食品无损检测中大范围地推广使用,后期将不断优化和完善模型的性能,尽快在食品无损检测中大范围推广。

参考文献

- [1] 白丽萍,王伟,王强,等.近红外光谱快速检测葡萄酒品质[J].浙江农业科学,2021,62(2):389-391,400.
BAI L P, WANG W, WANG Q, et al. Rapid detection of wine quality by near-infrared spectroscopy[J]. Agricultural Science, 2021, 62(2): 389-391, 400.
- [2] 项辉宇,薛真,冷崇杰,等.基于 Halcon 的苹果品质视觉检测试验研究[J].食品与机械,2016,32(10):123-126.
XIANG H Y, XUE Z, LENG C J, et al. Experimental study on visual inspection of apple quality based on Halcon[J]. Food & Machinery, 2016, 32(10): 123-126.
- [3] 朱晓琳.基于高光谱成像的水果品质及木材含水量评估方法[D].无锡:江南大学,2020:7-8.
ZHU X L. Method for evaluating fruit quality and wood moisture content based on hyperspectral imaging [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2020: 1-10.
- [4] 黄钰.纯牛奶中常用防腐剂的高光谱快速检测方法研究[D].哈尔滨:东北农业大学,2020:9-10.
HUANG Y. Research on hyperspectral rapid detection method for common preservatives in pure milk [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2020: 9-10.
- [5] 刘美辰,薛河儒,刘江平,等.牛奶蛋白质含量的 SSA-SVM 高光谱预测模型[J].光谱学与光谱分析,2022,42(5):1601-1606.
LIU M C, XUE H R, LIU J P, et al. SSA-SVM hyperspectral prediction model for milk protein content[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(5): 1601-1606.
- [6] 胡鹏伟,刘江平,薛河儒,等.BP 神经网络结合变量选择方法在牛奶蛋白质含量检测中的应用[J].光电子·激光,2022,33(1):23-29.
HU W P, LIU J P, XUE H R, et al. The application of BP neural network combined with variable selection method in the detection of milk protein content[J]. Optoelectron · Laser, 2022, 33(1): 23-29.
- [7] 肖仕杰,王巧华,李春芳,等.傅里叶变换中红外光谱的牛奶品质无损检测分级[J].光谱学与光谱分析,2022,42(4):1243-1249.
XIAO S J, WANG Q H, LI C F, et al. Non destructive testing and grading of milk quality using Fouriertransform mid infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(4): 1243-1249.
- [8] 王丰霞,冯骁骄.凯氏定氮法检测牛奶中蛋白质含量的不确定度评定[J].粮食加工,2022,47(4):127-129.
WANG F X, FENG X J. Evaluation of uncertainty in the determination of protein content in milk by Kjeldahl nitrogen method[J]. Grain Processing, 2022, 47(4): 127-129.
- [9] 曾祥燕,赵良忠,孙文兵,等.基于 PCA 和 BP 神经网络的葡萄酒品质预测模型[J].食品与机械,2014,30(1):40-44.
ZENG X Y, ZHAO L Z, SUN W B, et al. A wine quality prediction model based on PCA and BP neural network[J]. Food & Machinery, 2014, 30(1): 40-44.
- [10] 李琴,朱家明,郎红,等.基于带 RBF 核的 SVM 模型对红酒品质的精准分类[J].湖北大学学报(自然科学版),2021,43(4):417-422.
LI Q, ZHU J M, LANG H, et al. Accurate classification of red wine quality based on SVM model with RBF kernel[J]. Journal of Hubei University (Natural Science Edition), 2021, 43(4): 417-422.
- [11] 周红标,柏小颖,卜峰,等.基于模糊递归小波神经网络的葡萄酒品质预测[J].计算机测量与及控制,2017,25(4):21-24.
ZHOU H B, BAI X Y, BU F, et al. Wine quality prediction based on fuzzy recurrent wavelet neural network [J]. Computer Measurement and Control, 2017, 25(4): 21-24.
- [12] 刘云,杨建滨,王传旭.基于卷积神经网络的苹果缺陷检测算法[J].电子测量技术,2017,40(3):108-112.
LIU Y, YANG J B, WANG C X. Apple defect detection algorithm based on convolutional neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(3): 108-112.
- [13] 周雨帆,李胜旺,杨奎河,等.基于轻量级卷积神经网络的苹果表面缺陷检测方法[J].河北工业科技,2021,38(5):388-394.
ZHOU Y F, LI S W, YANG K H, et al. Apple surface defect detection method based on lightweight convolutional neural network[J]. Hebei Industrial Technology, 2021, 38(5): 388-394.

(下转第 116 页)

- 菌分析[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 113-118.
 - ZHANG L, YIN D F, ZHANG D W, et al. Analysis of spoilage bacteria in chicken breast meat under different storage conditions [J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 113-118.
 - [28] DI Y T, KOESOEMO W D. Risk factors for bacterial contamination of bovine meat during slaughter in ten Indonesian abattoirs [J]. Veterinary Medicine International, 2019, 2 019: 2707064.
 - [29] HESS M, SCZYRBA A, EGAN R, et al. Metagenomic discovery of biomass-degrading genes and genomes from cow rumen [J]. Science, American Association for the Advancement of Science, 2011, 331(6 016): 463-467.
 - [30] HU Y, ZHANG L, LIU Q, et al. The potential correlation between bacterial diversity and the characteristic volatile flavour of traditional dry sausages from Northeast China [J]. Food Microbiology, 2020, 91: 103505.
 - [31] 张春江, 黄峰, 张良, 等. 扒鸡加工中主要致腐菌群落结构解析[J]. 中国食品学报, 2017, 17(2): 227-234.
 - ZHANG C J, HUANG F, ZHANG L, et al. Analysis of the community structure of main rotting fungi in braised chicken processing[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2017, 17(2): 227-234.
 - [32] 赵帅东, 尹轩威, 刘宇, 等. 不同发酵方式制备沙丁鱼下脚料速酿鱼露[J]. 食品与发酵工业, 2021, 47(23): 143-148.
 - ZHAO S D, YIN X W, LIU Y, et al. Preparation of sardine offal instant fermented fish sauce by different fermentation methods[J]. Food and Fermentation Industries, 2021, 47(23): 143-148.
 - [33] 史云娇, 刘芳, 孙芝兰, 等. 藏羊肉中优势腐败不动杆菌的分离鉴定及其生物膜形成特性[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(1): 195-203.
 - SHI Y J, LIU F, SUN Z L, et al. Isolation, identification, and biofilm formation characteristics of dominant spoilage Acinetobacter in Tibetan lamb meat [J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2019, 35(1): 195-203.
 - [34] 麦栩滔, 王文卓, 郑宇航, 等. 不同包装方式对冷鲜鸡肉微生物菌群多样性的影响[J]. 食品工业科技, 2023, 44(13): 367-374.
 - MAI X T, WANG W Z, ZHENG Y H, et al. The effect of different packaging methods on the microbial diversity of cold fresh chicken[J]. Science and Technology of Food Industry, 2023, 44 (13): 367-374.
 - [35] 韦佩仪, 戚穗坚. 疫情全球化常态化趋势下中国预制调理食品市场发展现状[J]. 食品与机械, 2020, 36(9): 18-25.
 - WEI P B, QI S J. The development status of China's prefabricated and conditioned food market under the normalization trend of epidemic globalization[J]. Food & Machinery, 2020, 36(9): 18-25.
 - [36] 李英, 张公亮, 毕景然, 等. 蜂房哈夫尼菌胞外蛋白酶的特性[J]. 大连工业大学学报, 2020, 39(3): 179-183.
 - LI Y, ZHANG G L, BI J R, et al. Characteristics of extracellular proteases from Hafnia honeycomb [J]. Journal of Dalian Polytechnic University, 2020, 39(3): 179-183.
-
- (上接第 59 页)
- [14] 杨双艳, 杨紫刚, 张四伟, 等. 基于近红外光谱和 PSO-SVM 算法的烟叶自动分级方法[J]. 贵州农业科学, 2018, 46(12): 141-144.
 - YANG S Y, YANG Z G, ZHANG S W, et al. Automatic tobacco grading method based on near infrared spectroscopy and PSO-SVM algorithm[J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2018, 46(12): 141-144.
 - [15] 王阳阳, 黄勋, 陈浩, 等. 基于同态滤波和改进 K-means 的苹果分级算法研究[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 47-51, 112.
 - WANG Y Y, HUANG X, CHEN H, et al. Apple grading algorithm based on homomorphic filtering and improved K-means[J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 47-51, 112.
 - [16] 王立扬, 张瑜, 沈群, 等. 基于改进型 LeNet-5 的苹果自动分级方法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 105-110.
 - WANG L Y, ZHANG Y, SHEN Q, et al. Automatic apple classification method based on improved LeNet-5 [J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanochemistry, 2020, 41(7): 105-110.
 - [17] 于蒙, 李雄, 杨海潮, 等. 基于图像识别的苹果的等级分级研究[J]. 自动化与仪表, 2019, 34(7): 39-43.
 - YU M, LI X, YANG H C, et al. Apple grading based on image recognition[J]. Automation and Instrumentation, 2019, 34 (7): 39-43.
 - [18] 刘英, 周晓林, 胡忠康, 等. 基于优化卷积神经网络的木材缺陷检测[J]. 林业工程学报, 2019, 4(1): 115-120.
 - LIU Y, ZHOU X L, HU Z K, et al. Wood defect detection based on optimized convolutional neural network [J]. Journal of Forestry Engineering, 2019, 4(1): 115-120.
 - [19] 王泽霞, 陈革, 陈振中. 基于改进卷积神经网络的化纤丝饼表面缺陷识别[J]. 纺织学报, 2020, 41(4): 115-120.
 - WANG Z X, CHEN G, CHEN Z Z. Surface defect recognition of chemical fiber cake based on improved convolutional neural network[J]. Journal of Textile Research, 2020, 41(4): 115-120.
 - [20] 习鸿杰, 宋利君, 邓玉明, 等. 基于 BP 神经网络的 UHT 纯牛奶包装货架期预测[J/OL]. 食品工业科技. (2023-07-26) [2023-08-19]. <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2023020107>.
 - XI H J, SONG L J, DENG Y M, et al. Shelf life prediction of UHT pure milk packaging based on BP neural network [J/OL]. Food Industry Technology. (2023-07-26) [2023-08-19]. <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-03 06.2023020107>.
 - [21] BONAHE, HUANG X, YI R, et al. Vis-NIR hyperspectral imaging for the classification of bacterial foodborne pathogens based on pixel-wise analysis and a novel CARS-PSO-SVM model [J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 105(3): 1-11.