

基于 WPT – IAF – ELM 的小麦储存年限电子舌检测分析

国婷婷 殷廷家 杨正伟 荆晓语 王志强 李 钊

(山东理工大学计算机科学与技术学院, 淄博 255049)

摘要: 为实现对不同储存年限的陈化小麦进行快速、客观的评价分析,提出基于小波包变换(WPT)、改进鱼群算法(IAF)和极限学习机的小麦储存年限电子舌检测模型(WPT – IAF – ELM)。针对电子舌输出信号复杂、数据量大的特点,采用小波包变换对原始数据进行特征值提取,以降低数据维度,缩减数据规模。在此基础上,采用改进鱼群算法优化极限学习机参数,建立小麦储存年限检测分析模型。应用该模型对5个储存年限的陈化小麦进行定性分析,结果表明:该模型具有较好的分类效果,与分别用遗传算法和粒子群优化 ELM 算法相比,WPT – IAF – ELM 的分类效果更优,其训练集正确率、测试集正确率、总体分类精度和 Kappa 系数分别为 96%、92%、95% 和 0.91,表明提出的组合模型具有较好的分类效果。

关键词: 陈化小麦; 电子舌; 小波包变换; 改进鱼群算法; 极限学习机

中图分类号: S512.1; TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)S0-0404-07

Detection and Analysis of Wheat Storage Year Using Electronic Tongue Based on WPT – IAF – ELM

GUO Tingting YIN Tingjia YANG Zhengwei JING Xiaoyu WANG Zhiqiang LI Zhao
(School of Computer Science and Technology, Shangdong University of Technology, Zibo 255049, China)

Abstract: The electronic tongue system based on virtual instrument technology was used to qualitatively analyze the aged wheat with four storage years to achieve rapid and objective evaluation and analysis of aged wheat with different storage years. In view of the complex output signal of the electronic tongue and the large amount of data, the wavelet packet transform was used to extract the eigenvalues of the original data to reduce the data dimension and reduce the data size. On this basis, the improved fish swarm algorithm was used to optimize the parameters of the extreme learning machine, and the analysis model of wheat storage age was established. The model was used to qualitatively analyze the aged wheat with five storage years. The experimental results showed that the model had better classification effect and the classification of WPT – IAF – ELM was compared with genetic algorithm and particle swarm optimization ELM algorithm respectively. The effect was better, and the training set correct rate, test set correct rate, overall classification accuracy and Kappa coefficient were respectively 96%, 92%, 95% and 0.91, which indicated that the proposed combined model had better classification effect for food.

Key words: aged wheat; electronic tongue; wavelet packet transform; improved fish swarm algorithm; extreme learning machine

0 引言

小麦是我国主要的储备粮之一,其品质直接影响人们的生活质量和身体健康。随着储藏时间的增加,受小麦自身的呼吸氧化以及外界环境的影响,库

存小麦的生命活力会逐渐减弱,由新到陈,甚至有霉变的可能。而食用霉变小麦可能引起急性中毒和多种胃肠道疾病,长期食用可导致肝癌的发生。随着人民生活水平的不断提高,对小麦品质检测的精度和速度的要求也越来越高。目前常用的粮食陈化度

收稿日期: 2019 – 04 – 16 修回日期: 2019 – 05 – 20
基金项目: 山东省自然科学基金项目(ZR2019MF024、ZR2018LF002)、教育部科技发展中心产学研创新基金项目(2018A02010)和赛尔网
络下一代互联网技术创新项目(NGII20170314)
作者简介: 国婷婷(1994—),女,硕士生,主要从事人工智能与智能检测研究,E-mail: 18369905771@163.com
通信作者: 王志强(1977—),男,教授,主要从事智能仪器与检测技术研究,E-mail: wzq@sdut.edu.cn

检测方法主要有感官检测法、愈创木酚反应法、脂肪酸值法和红外光谱分析法。感官检测法主要依靠人的感觉器官,容易受外界干扰,主观性强,重复性差^[1];愈创木酚反应法的显色时间和颜色兼备难以准确掌握,对于储存时间相近的小麦样品,显色深浅差异不明显^[2];脂肪酸值法耗时长,滴定终点难以判定,不同操作员得到的结果可比性不强^[3];红外光谱分析法仪器价格昂贵,体积大,不方便携带^[4]。以上方法难以满足现场快速检测储存小麦的需求,因此,开发和建立高效、便捷、可用于现场检测的新技术对粮食储存具有重要意义。

电子舌是一种利用多传感器阵列结合多元统计分析方法对复杂溶液进行分析的新型检测仪器,具有操作简单、检测迅速、方便携带、再现性好、客观性强等优点。近年来已成功应用于茶叶^[5]、水^[6]、酒^[7]、肉^[8]等定性和定量分析,但用电子舌来检测小麦储存年限的研究还未见报道。电子舌的模式识别技术是电子舌信号处理的关键技术,主要包括特征值提取和分类识别两个阶段。目前常用的特征提取方法主要有截面积法、主成分分析法、傅里叶变换和小波变换。截面积法和主成分分析法只能提取信号中有限的表征参数,提取信息不能全面反映样本的信息^[9-10];傅里叶变换只适用于平稳信号的特征提取,并且只能表征时域或频域信息^[11];小波变换虽然可以同时表征时域和频域信息,但是对高频部分没有进行细分,丢失了大量有用信息^[12]。常用的分类识别方法主要有神经网络^[13]、支持向量机^[14]、随机森林^[15]、极限学习机^[16]等,但这些方法都受参数选择是否合理的限制,若仅仅依靠先验知识给出参数值,则很难得到最优的分类结果。

本文以陈化小麦为研究对象,利用实验室自主研发的电子舌系统对 5 个储存年限的陈化小麦进行定性辨别分析。将小波包变换、改进鱼群算法和极限学习机相结合,建立基于改进鱼群优化极限学习机的陈化小麦年限检测模型(Wavelet packet transform - improved artificial fish - extreme learning machines, WPT - IAF - ELM)。针对电子舌响应信号的特点,采用小波包变换(WPT)对电子舌信号进行数据预处理,改进鱼群算法对极限学习机参数进行优化,以最优参数建立陈化小麦检测模型,为粮食储藏提供理论依据和技术支持。

1 材料与方法

1.1 实验材料及样本处理

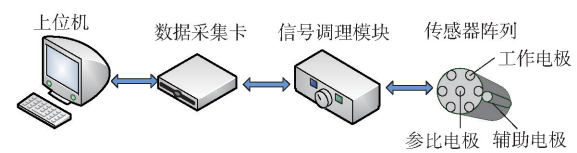
实验材料为由山东省淄博市东郊国家粮食储备库提供的优质小麦,严格按照国家标准储备。样品

采集时间为 2018 年 6 月,分别选择 1 年陈化(2017 年收获)、2 年陈化(2016 年收获)、3 年陈化(2015 年收获)、4 年陈化(2014 年收获)和 5 年陈化(2013 年收获)5 个不同年份的小麦,粮库多点取样,每个样品质量为 1 kg。采集的样品在室温条件(25℃)下,经过挑选、过筛,去除杂质和碎屑后利用电子舌检测。

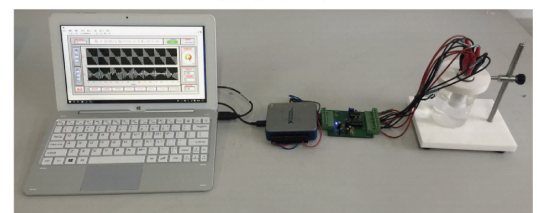
实验时准确称取 5 个储存年限的小麦,每 30 g 为一个样本,每个年限的小麦称取 20 个样本。将称取好的样本置于烧杯中,用 200 mL 的 100℃ 纯净水冲泡 20 min,经滤纸过滤,冷却至室温后进行电子舌数据采集,每个样本溶液用电子舌检测 4 次,并去掉前 3 次不稳定数据。为了避免电极表面残留物影响下次检测,当更换检测溶液时,采用 Al₂O₃ 打磨粉和抛光布对电极进行抛光处理,并采用去离子水对电极进行超声清洗。

1.2 电子舌系统

采用自主研发的大幅脉冲电子舌系统,该系统主要由传感器阵列、信号调理电路、数据采集卡和 LabVIEW 上位机软件系统组成。电子舌系统结构及实物图如图 1 所示,其工作原理为:首先由虚拟器软件控制数据采集卡产生激励信号,该信号通过信号调理模块施加至传感器阵列,在激励信号的激发下,样本溶液在传感器表面发生电化学反应进而产生微弱电流响应信号,该响应电流经过信号调理模块 I/V 转换、放大、滤波后,送至数据采集卡进行模/数转换,最终到达上位机对其进行信号处理和模式识别分析^[17]。



(a) 结构示意图



(b) 实物图

图 1 电子舌系统结构图

Fig. 1 Diagram of electronic tongue system structure

1.3 数据分析方法

1.3.1 小波包变换

小波包分析是多分辨率分析的推广,可以对信号进行更加精细的分析。在继承了小波变换所具有的良好时频局部化优点的同时,小波包变换(WPT)对上层的低频部分和高频部分都进行了再分解,并能够根据分析信号的特征,自适应地选择

频带,使之与信号频谱相匹配,从而提高处理信号的能力。

小波包的分解和重构算法为

$$\begin{cases} d_{j+1}^{2n} = \sum_k h(k-2\tau) d_j^n(k) \\ d_{j+1}^{2n+1} = \sum_k g(k-2\tau) d_j^n(k) \end{cases} \quad (1)$$

其中 $d_j^n(k) = 2 \left[\sum_{\tau} h(k-2\tau) d_{j+1}^{2n+1}(k) + \sum_{\tau} g(k-2\tau) d_{j+1}^{2n}(k) \right]$ (2)

式中 $d_j^n(k)$ ——经小波包分解后节点(j, n)所对应的第 k 个系数
 j ——分解层数 n ——频带数
 $h(k-2\tau)$ 、 $g(k-2\tau)$ ——相应多尺度分析中低通滤波系数和高通滤波系数^[18]

小波基函数和分解层数是影响小波包变换(WPT)压缩效果的两个重要参数。不同的母小波具有不同的时域和频域特征,可以从原始信号中提取出不同的特征信息。分解层数则决定了最终的数据规模,分解层数过大或过小都会影响分类模型性能和效果^[19]。为了对母小波和小波分解层数进行优化选择,本文引入相关系数 R 对 WPT 压缩效果进行量化评价。相关系数 R 计算公式为

$$R = \frac{\text{cov}(i', j')}{\sqrt{\text{cov}(i', i') \text{cov}(j', j')}} \quad (3)$$

式中 i' ——原始信号
 j' ——经 WPT 压缩重构后的信号
 $\text{cov}(i', j')$ ——两组信号的协方差
相似系数 R 越大,说明压缩重构后的信号与原始信号越相近。

1.3.2 极限学习机

极限学习机是 HUANG 等在 2004 年提出的一种适用于单隐含层前馈神经网络的新型算法^[20],克服了传统神经网络训练速度慢问题,在训练中能够随机产生输入层和隐含层间的连接权值和隐含层神经元间的阈值,具有学习速度快、泛化性能好的特性。

已知数据训练样本 $(x_i, y_i), (x_i \in \mathbf{R}^m, i = 1, 2, \cdots, N)$, 隐含层节点个数为 L 个,且激励函数为 $f(x)$,则标准的单隐含层前馈神经网络以数学模型的形式可表示为^[21]

$$\sum_{i=1}^L \beta_i f(\omega_i x_i + b_i) = o_j \quad (j = 1, 2, \cdots, N) \quad (4)$$

式中 β_i ——连接第 i 个隐含层节点与输出神经元的输出权值

ω_i ——输入神经元与第 i 个隐含层节点的输入权值

b_i ——第 i 个隐含层节点的偏置

o_j ——第 j 个输入样本的输入值

上述标准单隐含层神经网络可以零误差地逼近 N 个训练样本,即: $\sum_{j=1}^{\tau} \|o_j - y_j\| = 0$,故存在 β_i, ω_i, b_i 使得式(4)成立,式(4)可表示为

$$\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{T} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{H}$ ——神经网络的隐含层输出矩阵
 $\mathbf{T}$ ——输出矩阵
 $\boldsymbol{\beta}$ ——权值矩阵

输入向量 $(x_1, x_2, \cdots, x_N)$ 对应第 i 个隐含层节点,其输出向量用 $\mathbf{H}$ 中的第 i 列表示。

1.3.3 改进人工鱼群算法优化极限学习机模型

人工鱼群算法是由李晓磊等^[22]于 2002 年提出的一种基于动物行为的群体智能算法。该算法主要是通过模拟鱼的觅食、聚群、追尾等行为在搜索区域中进行寻优,存在较大的盲目性和随机性,鱼群群体缺乏协调性,致使后期收敛速度慢,容易陷入局部最优。为此本文将采用改进鱼群算法,将公告板上记录的当前全局人工鱼的信息加入人工鱼的位置更新公式,从而避免陷入局部极值^[23]。

人工鱼群觅食、聚群及追尾行为的位置更新公式为:

觅食行为

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \frac{(x_m - x_i^t) + (x_{\text{best}} - x_i^t)}{\| (x_m - x_i^t) + (x_{\text{best}} - x_i^t) \|} s_i r \quad (6)$$

聚群行为

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \frac{(x_c - x_i^t) + (x_{\text{best}} - x_i^t)}{\| (x_c - x_i^t) + (x_{\text{best}} - x_i^t) \|} s_i r \quad (7)$$

追尾行为

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \frac{(x_j - x_i^t) + (x_{\text{best}} - x_i^t)}{\| (x_j - x_i^t) + (x_{\text{best}} - x_i^t) \|} s_i r \quad (8)$$

式中 s_i ——移动步长
 r ——0~1 的随机数
 X_i^t, X_i^{t+1} ——人工鱼第 t 次和第 $t+1$ 次的位置信息
 t ——迭代次数

x_m ——当前觅食行为探索到的新位置信息
 x_c ——当前聚群行为探索到的伙伴中心位置信息

x_j ——当前追尾行为探索到的新信息
 x_{best} ——当前全局最优人工鱼的位置

利用改进鱼群优化极限学习机参数的流程如图 2 所示,其具体实现步骤如下:

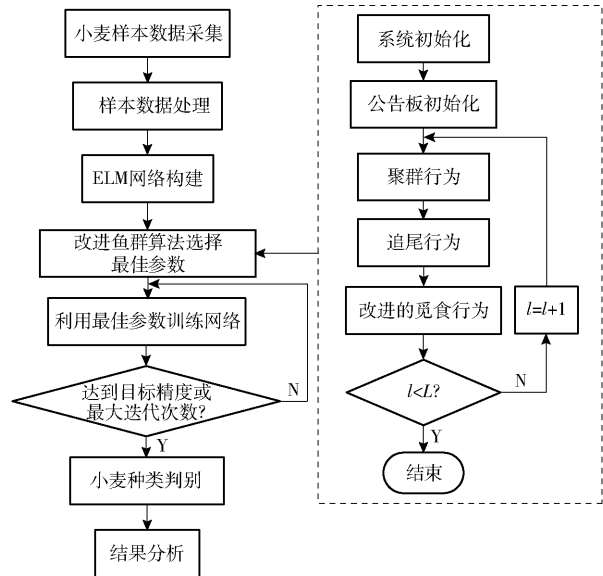


图2 改进鱼群算法优化 ELM 流程图

Fig. 2 Flow chart of optimization ELM by improved fish swarm algorithm

(1)人工鱼群初始化,包括人工鱼的可视域 Visual、拥挤度因子 δ 、人工鱼的最大移动步长 Step、最大试探次数 try_number、最大进化代数 Emax 等参数设置,随机生成规模为 N 的人工鱼群体空间。

(2)优选极限学习机的模型参数是为了获得较高的分类精度,因此,改进人工鱼群的食物浓度函数定义为

$$f'(x) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y} - y_i)^2} \tag{9}$$

式中 $\hat{y}_i, y_i$ ——第 i 代预测类别和实际类别
则人工鱼群食物浓度越小,获得的 ELM 参数组合越好。

(3)计算并比较初始鱼群中人工鱼当前位置的食物浓度,取食物浓度为最小值进入公告板。分别模拟觅食、群聚和追尾行为,动态调整人工鱼的位置。

(4)计算人工鱼新位置上的食物浓度,若新位置上的人工鱼食物浓度优于父代,则用子代代替父代,并把相应的信息存入公告板。

(5)循环迭代终止条件判断,若达到最大进化代数或食物浓度小于指定的精度阈值,则算法结束,输出当代最优个体,解码得到 ELM 的最佳参数组合;否则转到步骤(4)继续执行。

2 结果与分析

2.1 电子舌响应信号

图3为8个工作电极在大幅脉冲信号的激励下,小麦样本的电子舌响应信号,从图中可以看出,8个工作电极的响应信号存在较大差异。为了避免实

验数据的复杂性,应选择尽可能少并且能反映样本整体信息的电极。经多次实验验证分析,玻碳、镍、钯、铂、钨、钛、金、银8个电极可以基本反映小麦的整体信息,因此本实验采用这8个贵金属电极进行陈化小麦的检测分析,每次采样可得到8000个原始数据点,则5个年限的小麦一共可得到 100×8000 的电子舌原始数据矩阵。

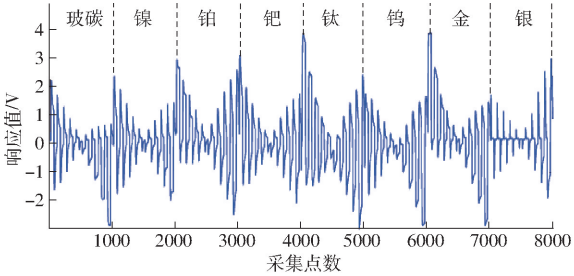


图3 电子舌响应信号

Fig. 3 Electronic tongue response signal

2.2 WPT 数据预处理

由于电子舌的输出信号复杂,数据量大,同时由于传感器的低选择性和交互敏感性使得检测数据中存在大量冗余信息及外界噪声,若直接导入分类模型,会增大系统的复杂度,影响分类精度^[18]。因此本文采用小波包变换(WPT)对采集的数据进行特征值提取以减少数据量。

WPT的母小波和分解层数是影响小波包分解效果的两个重要参数,针对电子舌响应信号的特点,本文采用 Symlets、Daubechies、haar、Coiflets 母小波函数对陈化小麦电子舌响应信号进行6~9层分解。将得到的逼近系数重构信号与原始信号通过波形相关系数 R 进行对比(R 越大表明两波形之间相似性越高),结果如图4所示。从图中可以看出,随着分解层数的增加,相关系数呈现先增高后下降的趋势,说明随着分解层数的增加能够减少更多的冗余信息,继续增加分解层数,会大大减少数据量,同时造成了有效信息的过度丢失。为了尽可能保持原有的信息特征,同时获得最优的压缩效果,选择相关系数 R 较大,并且压缩层数尽可能多的参数。通过观察,最终选择母小波为 sym4,分解层数为8层,此时相关系数 R 为0.9784。经过WPT压缩处理后,原始数据由 100×8000 变为 100×65 ,大大减少了数据量。

2.3 基于 WPT-IAF-ELM 的陈化粮定性分析

为了精确地对5个储存年限陈化小麦进行区分辨别,以WPT处理过的数据作为模型的输入数据,采用改进鱼群优化后的极限学习机模型,对5个储存年限的陈化小麦进行定性分析。鱼群初始化参数设置为:人工鱼种群规模 $N = 100$,迭代次

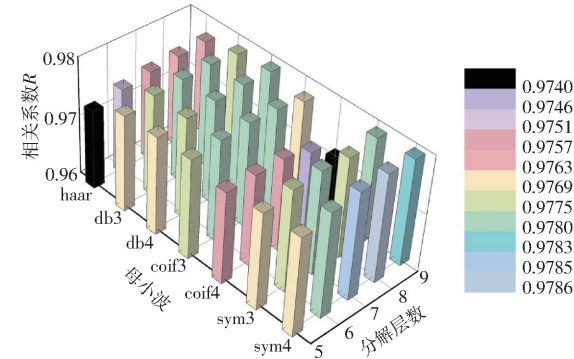


图4 WPT 参数优化
Fig.4 WPT parameter optimization

数最大值 $E_{\max}=100$, 可视域 $V=0.7$, 最大移动步长 $S_{\max}=0.5$, 拥挤度因子 $\delta=3.618$ 。取 75 个(每组 15 个, 共 5 组)样本为训练集, 25 个(每组 5 个, 共 5 组)样本为测试集。利用测试集样本对改进鱼群优化后的极限学习机模型进行验证, 得到如图 5 所示的测试样本混淆矩阵图, 其中横坐标为目标类别, 纵坐标为预测类别, 1~5 分别代表 5 个储存年限的陈化小麦。从图中可以看出, 测试集样本中有 1 个 3 年陈化小麦样本被错分为 4 年陈化小麦, 1 个 4 年陈化小麦被错分为 5 年陈化小麦, 其余样本均没有发生混淆行为, 测试集样本的总体识别率达到 92%, 说明 WPT-IAF-ELM 模型对陈化小麦具有良好的分辨识别能力, 可以对不同年限的陈化小麦进行有效鉴别。

预测类别	1	2	3	4	5	
	5	0	0	0	0	100%
	0	5	0	0	0	100%
	0	0	4	0	0	100%
	0	0	1	4	0	80% 20%
	0	0	0	1	5	80% 20%
目标类别	1	2	3	4	5	92% 8%

图5 WPT-IAF-ELM 模型测试集样本混淆矩阵
Fig.5 Confusion matrix of WPT-IAF-ELM model
test set sample

2.4 模型验证及对比分析

为了验证改进鱼群算法相比于传统鱼群算法的优越性, 将同一组小麦的数据分别采用 WPT-IAF-ELM 和 WPT-AF-ELM 模型进行对比实验, 传统鱼群算法参数和改进鱼群算法参数设置相同, 两种算法的迭代收敛曲线如图 6 所示, 从图中可以看出, 改进鱼群算法在优化前期, 模型均方误差下降较快, 随后下降幅度逐渐变缓, 最后逐渐趋于一个恒定值。

而传统鱼群算法的迭代收敛曲线同样是先快速下降, 后缓慢下降的趋势, 但是后期收敛速度较慢。在相同迭代次数下, 改进鱼群算法比传统鱼群算法具有更好的收敛效果。

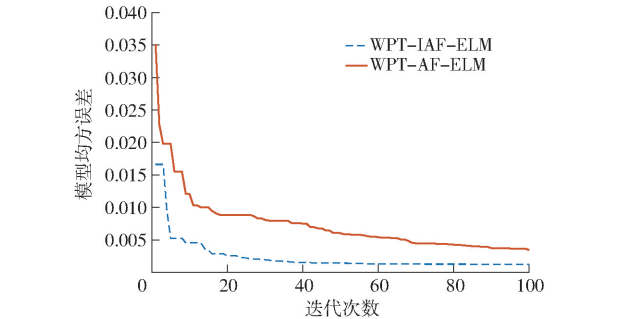


图6 鱼群优化极限学习机参数优化对比曲线
Fig.6 IAF optimization extreme learning machine
parameter optimization iteration

为了进一步验证 WPT-IAF-ELM 模型的性能, 以经过 WPT 预处理后的数据为基础, 通过改进鱼群算法对 ELM 预测模型参数组合优化训练, 获得最佳预测模型, 并对 5 个陈化年限的小麦进行检测。同时分别以遗传算法优化极限学习机(GA-ELM)模型和粒子群优化极限学习机(PSO-ELM)模型进行分类性能的对比较分析。

选择相同规模和最大迭代次数的 WPT-GA-ELM、WPT-PSO-ELM 和 IAF-ELM 模型进行对比分析, 以同一个数据源为基础, 由训练集对模型进行训练, 测试集对模型的性能进行验证, 采用训练集正确率、测试集正确率、总体分类精度(OA)、Kappa 系数作为模型评价指标。表 1 为各模型对 5 个储存年限小麦的分类结果。其中, 总体分类精度表示正确分类的样本个数与所有样本个数的比值, 平均分类精度表示各个类别分类精度的平均值。Kappa 系数是一个测定分类结果与实际结果吻合程度的指标, 它不仅考虑被正确分类的样本, 同时考虑各种漏分和错分情况。

表 1 各模型分类结果				
Tab.1 Model classification results				
模型	训练集正确率/%	测试集正确率/%	OA/%	Kappa 系数
WPT-GA-ELM	90.60	80	90	0.80
WPT-PSO-ELM	93.33	88	92	0.87
IAF-ELM	93.33	84	91	0.90
WPT-IAF-ELM	96.00	92	95	0.91

综合几种分类方法的分类结果可以看出, 不同优化算法会对 ELM 的分类效果造成很大影响。在 WPT-GA-ELM、WPT-PSO-ELM、和 WPT-IAF-ELM 3 种分类模型中, WPT-GA-ELM 的分

类效果最差,训练集正确率、测试集正确率、总体分类精度和 Kappa 系数分别为 90.6%、80%、90%、0.80;WPT-PSO-ELM 分类效果居中,训练集正确率、测试集正确率、总体分类精度和 Kappa 系数分别为 93.33%、88%、92%、0.87;WPT-IAF-ELM 的分类效果最好,与 WPT-PSO-ELM 相比,其评价分类指标训练集正确率、测试集正确率、总体分类精度和 Kappa 系数分别提高 2.67、4、3 个百分点和 0.04。这主要是由于 GA 局部寻优能力较差,易出现早熟现象;PSO 需要对参数进行一定的控制,对不同的问题,需要选择不同的最优参数,缺乏速度的动态调整,容易陷入局部最优,导致收敛精度低;而本文改进后的鱼群算法进一步提升了鱼群算法全局寻优能力,加快了后期的收敛速度,更好地避免了局部最优解。另外,未经过 WPT 预处理的陈化小麦数据直接导入 IAF-ELM 模型的分类精度要远低于经过数据处理的 WPT-IAF-ELM 模型。这是因为 WPT 数据预处理过程可以去除大量的噪声和干扰信息,同时保留有用的陈化小麦信息,可以大大提高模型的运算速度和精度。

3 结论

(1) 针对陈化小麦传统检测方法操作复杂、检测品种单一的问题,提出一种不同储存年限小麦的电子舌检测模型,利用 WPT-IAF-ELM 模型对 5 种不同储存年限的小麦进行辨别分析,结果表明,该模型具有较好的分类效果,能够满足当前区分陈化小麦的需要。

(2) 实验表明,经过 WPT 数据预处理的模型分类效果比未经过数据预处理的模型具有明显优势,说明 WPT 预处理可以保留有效的小麦信息,同时剔除噪声干扰信息,压缩数据量。

(3) 为解决 ELM 模型输入权值和隐含层偏置随机给定、容易产生无效节点的问题,提出了利用改进鱼群算法对 ELM 模型输入权值和隐含层偏置进行优化。该算法有效提高了鱼群算法的全局搜索能力,提高了 ELM 模型的分类精度。

(4) WPT-IAF-ELM 模型预测效果最优,能够对 5 种不同储存年限的小麦进行区分,可为粮食储藏提供理论依据和技术支持。

参 考 文 献

- [1] 唐玮娜,刘静炎,陈志华,等. 粮食收购中主要采用的新陈度检测方法[J]. 粮食与饲料工业, 2016, 12(10):61-62. TANG Weina, LIU Jingyan, CHEN Zhihua, et al. Detection method of freshness adopted in grain purchasing [J]. Cereal & Feed Industry, 2016, 12(10):61-62. (in Chinese)
- [2] 张素苹. 小麦新陈的鉴别[J]. 食品科技, 2012, 37(10):135-138. ZHANG Suping. Identification of wheat aging[J]. Food Science and Technology, 2012, 37(10):135-138. (in Chinese)
- [3] 张欢欢,吴小良,祁鸣,等. 小麦新陈度鉴定的现状分析和新方法探讨[J]. 粮食加工, 2016, 41(3):17-20. ZHANG Huanhuan, WU Xiaoliang, QI Ming, et al. Analysis of the status quo and new methods of wheat identification[J]. Grain Processing, 2016, 41(3):17-20. (in Chinese)
- [4] 杨慧萍,宋伟,袁建,等. 小麦陈化度鉴别方法初探[J]. 中国粮油学报, 2004, 19(6):23-26. YANG Huiping, SONG Wei, YUAN Jian, et al. Methods of determining wheat aging degree[J]. Journal of Chinese Cereals and Oils Association, 2004, 19(6):23-26. (in Chinese)
- [5] 潘俊娴,段玉伟,蒋玉兰,等. 福鼎白茶风味的电子鼻和电子舌评价[J]. 食品工业科技, 2017, 38(12):25-30. PAN Junxian, DUAN Yuwei, JIANG Yulan, et al. Evaluation of Fuding white tea flavor using electronic nose and electronic tongue[J]. Science and Technology of Food Industry, 2017, 38(12):25-30. (in Chinese)
- [6] 杨成聪,蔡宏宇,王玉荣,等. 基于电子舌技术的市售苏打水滋味品质评价[J]. 食品研究与开发, 2016, 37(10):134-137. YANG Chengcong, CAI Hongyu, WANG Yurong, et al. Taste profile characterization of commercial soda water by electronic tongue analysis [J]. Food Research and Development, 2016, 37(10):134-137. (in Chinese)
- [7] XAVIER C, ANDREU G, NORA C, et al. Electronic tongues to assess wine sensory descriptors[J]. Talanta, 2017, 162:218-224.
- [8] LABRADOR R H, MASOT R, ALCAIZ M, et al. Prediction of NaCl, nitrate and nitrite contents in minced meat by using a voltammetric electronic tongue and an impedimetric sensor[J]. Food Chemistry, 2010, 122(3):864-870.
- [9] 任奇锋,王俊. 自动进样与恒温控制型电子舌检测系统[J]. 农业机械学报, 2016, 47(4):186-192. REN Qifeng, WANG Jun. Electronic tongue detection system with automatic sampling and constant temperature control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4):186-192. (in Chinese)
- [10] 刘双印,徐龙琴,李振波,等. 基于 PCA-MCAFA-LSSVM 的养殖水质 pH 值预测模型[J]. 农业机械学报, 2014, 45(5):239-246. LIU Shuanyin, XU Longqin, LI Zhenbo, et al. Forecasting model for pH value of aquaculture water quality based on PCA-MCAFA-LSSVM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(5):239-246. (in Chinese)
- [11] LU L, HU X, TIAN S, et al. Visualized attribute analysis approach for characterization and quantification of rice taste flavor using electronic tongue[J]. Analytica Chimica Acta, 2016, 919:11-19.

- [12] 张磊邦,唐荣斌,蒋建波,等. 基于小波变换的心音特征值提取算法研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(6):42-46.
ZHANG Leibang,TANG Rongbin,JIANG Jianbo,et al. Research on characteristic extraction algorithm of heart sound signal using wavelet transformation[J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(6):42-46. (in Chinese)
- [13] TIAN X, WANG J, ZHANG X. Discrimination of preserved licorice apricot using electronic tongue[J]. Mathematical & Computer Modelling, 2013, 58(3-4):737-745.
- [14] WEI Z, WANG J, ZHANG X. Monitoring of quality and storage time of unsealed pasteurized milk by voltammetric electronic tongue[J]. Electrochimica Acta, 2013, 88(2):231-239.
- [15] LIU Miao,WANG Mingjun, WANG Jun, et al. Comparison of random forest, support vector machine and back propagation neural network for electronic tongue data classification: application to the recognition of orange beverage and Chinese vinegar [J]. Sensors and Actuators B: Chemical,2013,177:970-980.
- [16] 裘姗姗. 基于电子鼻、电子舌及其融合技术对柑橘品质的检测[D]. 杭州:浙江大学, 2016.
QIU Shanshan. Quality determination of citrus fruit using electronic nose, electronic tongue and fusion system[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016. (in Chinese)
- [17] 马泽亮,殷廷家,国婷婷,等. 采用电子舌法检测橙汁及白酒的品牌及纯度[J]. 食品工业科技, 2018,39(8):190-194.
MA Zeliang,YIN Tingjia,GUO Tingting,et al. The brand and purity of orange juice and liquor were tested by electronic tongue method [J]. Science and Technology of Food Industry, 2018,39(8):190-194. (in Chinese)
- [18] 史庆瑞,马泽亮,周智,等. 基于电子舌和模式识别的中成药品质辨识方法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(7):1081-1088.
SHI Qingrui,MA Zeliang,ZHOU Zhi,et al. Research on Chinese patent medicine identification method based on electronic tongue technology and pattern recognition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017,31(7):1081-1088. (in Chinese)
- [19] 何星,王宏力,陆敬辉,等. 基于优选小波包和 ELM 的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(11):2614-2619.
HE Xing,WANG Hongli,LU Jinghui,et al. Analog circuit fault diagnosis method based on preferred wavelet packet and ELM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(11):2614-2619. (in Chinese)
- [20] 周华平,袁月. 改进鱼群算法优化的 ELM 在乳腺肿瘤辅助诊断中的应用研究[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(11):2145-2152.
ZHOU Huaping,YUAN Yue. Application of ELM in computer-aided diagnosis of breast tumors based on improved fish swarm optimization algorithm[J]. Computer Engineering & Science, 2017, 39(11):2145-2152. (in Chinese)
- [21] QIU S, WANG J, TANG C, et al. Comparison of ELM, RF, and SVM on E-nose and E-tongue to trace the quality status of mandarin (*Citrus unshiu* Marc.) [J]. Journal of Food Engineering, 2015, 166:193-203.
- [22] 李晓磊,邵之江,钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2002,22(11): 32-38.
LI Xiaolei, SHAO Zhijiang, QIAN Jixin. An optimizing method based on autonomous animals: fish-swarm algorithm [J]. Systems Engineering-theory & Practice, 2002,22(11): 32-38. (in Chinese)
- [23] 朱旭辉,倪志伟,程美英. 变步长自适应的改进人工鱼群算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(2):210-216.
ZHU Xuhui,NI Zhiwei,CHENG Meiyang. Self-adaptive improved artificial fish swarm algorithm with changing step [J]. Computer Science, 2015, 42(2):210-216. (in Chinese)

(上接第 352 页)

- [19] 纪建伟,解飞. LED 激发光源叶绿素荧光参数在线监控系统[J]. 农业工程学报, 2009, 25(4): 145-149.
JI Jianwei, XIE Fei. Online monitoring system for chlorophyll fluorescence parameters using LED excitation[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(4): 145-149. (in Chinese)
- [20] IERSEL M W V, WEAVER G, MARTIN M T, et al. A chlorophyll fluorescence-based biofeedback system to control photosynthetic lighting in controlled environment agriculture[J]. Journal of the American Society for Horticultural Science, 2016, 141(2): 169-176.
- [21] 刘婷. 基于 STM32 的多点加载控制系统的设计[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2014.
LIU Ting. Design on the control system of multi-point loading based on the STM32[D]. Qinhuangdao:Yanshan University, 2014. (in Chinese)
- [22] 陈晓丽,杨其长,马太光,等. 不同频率 LED 红蓝光交替照射对生菜生长与品质的影响[J]. 农业机械学报,2017, 48(6):257-262.
CHEN Xiaoli, YANG Qichang, MA Taiguang, et al. Effects of red and blue LED irradiation in different alternating frequencies on growth and quality of lettuce[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(6): 257-262. (in Chinese)