

基于CNN-WSN与SHO-KELM的电子鼻食品 质量检测方法

马鹏飞, 蔺昱衡, 张辰洋, 田新春, 王名扬, 陈寅生

哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨

收稿日期: 2024年6月15日; 录用日期: 2024年7月18日; 发布日期: 2024年7月25日

摘要

食品质量的检测对于人体健康与工业生产具有重要意义, 但是当下的常见检测手段难以实现快速、准确、无损的检测需求。因此在这项工作中, 提出了一种基于CNN-WSN与SHO-KELM相结合的电子鼻食品质量检测方法。首先基于卷积神经网络(CNN)与小波散射网络(WSN)得到了能够有效表征食品质量原始信息的CNN-WSN融合特征。然后利用海马优化算法(SHO)对核极限学习机(KELM)模型的核参数与正则化系数进行优化, 解决了关键参数选择困难的问题。为了验证提出方法的有效性, 最后自主搭建了一套电子鼻系统并对牛奶样本进行了采集与测试。实验结果证实了该方法具有良好的食品质量检测效果。

关键词

电子鼻, 食品质量, 模式识别, CNN-WSN, SHO-KELM

An Electronic Nose Food Quality Detection Method Based on CNN-WSN and SHO-KELM

Pengfei Ma, Yuheng Lin, Chenyang Zhang, Xinchun Tian, Mingyang Wang, Yinsheng Chen

School of Measurement and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin Heilongjiang

Received: Jun. 15th, 2024; accepted: Jul. 18th, 2024; published: Jul. 25th, 2024

Abstract

The detection of food quality is of great importance for human health and industrial production, but the current common detection methods are difficult to achieve the fast, accurate and

文章引用: 马鹏飞, 蔺昱衡, 张辰洋, 田新春, 王名扬, 陈寅生. 基于 CNN-WSN 与 SHO-KELM 的电子鼻食品质量检测方法[J]. 计算机科学与应用, 2024, 14(7): 103-113. DOI: 10.12677/csa.2024.147168

non-destructive detection needs. Therefore, in this work, an electronic nose food quality detection method based on the combination of CNN-WSN and SHO-KELM is proposed. Firstly, CNN-WSN fusion features that can effectively characterize the original information of food quality are obtained based on convolutional neural network (CNN) and wavelet scattering network (WSN). Then the kernel parameters and regularization coefficients of the kernel-extreme learning machine (KELM) model are optimized using the hippocampus optimization algorithm (SHO), which solves the problem of the difficulty in selecting key parameters. In order to verify the validity of the proposed method, finally, an electronic nose system was built independently and milk samples were collected and tested. The experimental results confirm that the proposed method has good food quality detection effect.

Keywords

Electronic Nose, Food Quality, Pattern Recognition, CNN-WSN, SHO-KELM

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial International License (CC BY-NC 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>



Open Access

1. 引言

电子鼻的历史最早可以追溯到 20 世纪初 Zwaardemaker 和 Hogewind 在气味检测方面的工作[1]。近年来,随着研究的逐步深入,电子鼻技术得到了长足进步,其应用范围也越来越广,目前已在肉制品、酒类、水产、蔬果、粮食、调味品等食品的质量检测、新鲜程度估计、危害物检测、产地溯源等方面获得了广泛研究[2]。

在电子鼻系统中,利用气体传感器阵列获取气味信息,其响应信号包含了表达气味种类与浓度的关键信息。利用预处理方法、特征提取方法及判别模型对哺乳动物嗅觉神经网络进行模拟,可以实现对气味的分析。当前的主要研究重点集中在对食品气味信息的特征提取与判别模型的建立两个方面。对于特征提取,PCA 方法是最常用的方法之一。Ren 等人[3]采用 PCA 方法对电子鼻数据进行了快速分析,能够成功区分来自三个不同省份的大米样本。Avian 等人[4]基于 PCA 方法实现了对猪肉掺假牛肉样本的识别。Zhao 等人[5]证实了 PCA 方法可以识别大黄鱼油在 0~120 天贮藏期间内风味变化的差异。Gu 等人[6]采用 PCA 方法对储存的水稻气味信息进行了特征提取操作,并基于 BPNN 模型成功实现了对水稻中曲霉真菌的早期检测研究。PCA 方法虽然在上述研究中取得了良好的效果,但却并不适用于所有类型的食品,这就需要选择更为合理且通用性更强的特征提取方法。

对于电子鼻判别模型建立方面的研究,最常用的学习方式是有监督学习,实现的任务包括分类和回归。He 等人[7]使用 ANN 对基于质谱电子鼻的数据进行分析,成功区分了不同植物生产的原酒。Karunathilaka 等人[8]评估了一种电子鼻传感器信号与 SVM 相结合的方法,用于预测四种鱼片的分解状态。Wang 等人[9]提出一种基于 SDA 与 RF 方法的啤酒质量检测技术,实现了对不同生产批次啤酒气味的识别。Wang 等人[10]提出了一种迁移学习方法 TrLightGBM,该模型在识别茶叶不同的生产区域和收获时间方面取得了良好的性能。

目前,电子鼻技术发展的瓶颈在于无法避免气体传感器中敏感材料对气体的交叉敏感特性及外界环境干扰对气味信息的准确表达。因此,在气敏材料的固有限制下,对特征提取方法和判别模型的研究是提升电子鼻系统性能的重要手段之一。

2. 基于 CNN 与 WSN 的特征融合

2.1. CNN

卷积神经网络是一种多层的监督学习神经网络，其中卷积层和池化层是实现卷积神经网络特征提取功能的核心模块[11]。如果第 l 层是卷积层，第 $l+1$ 是池化层，则表达式如式(1)和式(2)所示。

$$x_j^l = f\left(\sum_{i=1}^M x_j^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (1)$$

$$h(x) = f(\omega^{l+1} \cdot x^{l+1} + b^{l+1}) \quad (2)$$

式中， k 代表卷积核， j 代表卷积核的数量， M 代表输入 x^{l-1} 的通道编号， b 是与内核相对应的偏差， $f(\cdot)$ 是激活函数， $*$ 是卷积操作。

2.2. WSN

WSN 是一种用于自动提取输入信号特征的框架，需要小波核卷积、非线性化和平均运算[12]。构造后，可以得到训练数据的散射系数矩阵。在去除所有小波散射系数的复相位后，可以得到算子 $|\mathbf{W}|$ 。通过与输入信号 \mathbf{X} 进行卷积，可以获得小波模变换的算子如式(3)、式(4)与式(5)所示。

$$|\mathbf{W}| \mathbf{X} = \{\mathbf{S}(\mathbf{X}), \mathbf{U}(\mathbf{X})\} \quad (3)$$

$$\mathbf{S}(\mathbf{X}) = \mathbf{X} \cdot \phi_j \quad (4)$$

$$\mathbf{U}(\mathbf{X}) = |\mathbf{X} \cdot \varphi_\lambda| \quad (5)$$

式中， ϕ_j 是低通滤波器， $\mathbf{S}(\mathbf{X})$ 是不变部分即散射系数， φ_λ 是高频小波， $\mathbf{U}(\mathbf{X})$ 是协变部分，表示尺度 λ 的高频信息。

输入信号从 0 阶到 g 阶依次迭代，形成从 0 阶到 g 阶的散射系数如式(6)所示。

$$\mathbf{S}(\mathbf{X}) = \{\mathbf{S}_0(\mathbf{X}_0), \mathbf{S}_1(\mathbf{X}_1), \dots, \mathbf{S}_g(\mathbf{X}_g)\} \quad (6)$$

2.3. 特征融合

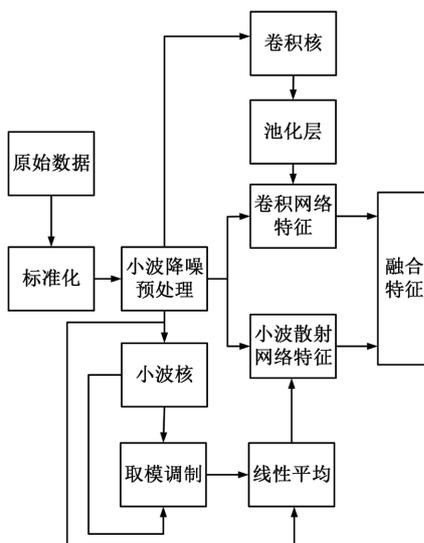


Figure 1. Diagram of feature fusion in CNN-WSN
图 1. CNN-WSN 的特征融合示意图

CNN 能够自动提取表征数据本质的抽象特征, 对低频或高频信息的特征提取效果较好。但是在电子鼻系统检测过程中, 噪声往往是难以避免的, 而且通常分布于高频范围。因此单纯地使用 CNN 方法易受到源自高频信息中噪声的干扰。WSN 方法能够有效去除电子鼻所采集到的高频信息中的噪声, 这能够有效地补偿 CNN 模型对噪声敏感的问题。基于以上原因, 本文提出了一种基于 CNN-WSN 的特征融合方法, 以实现食品质量特征数据的融合, 融合方法的示意图如图 1 所示。

对电子鼻数据进行特征提取与融合的具体步骤如下所示。

- 1) 对传感器阵列响应信号数据进行 Z-score 标准化。
- 2) 将预处理后的数据信号输入到 CNN 中, 设置卷积核大小为 3, 个数为 2, 并使用最大池化方法来处理每个特征图, 选择预定窗口范围内的最大参数作为输出特征值。
- 3) 将预处理后的数据信号输入到 WSN 中, 选择 Gabor 小波作为小波核卷积, 选取 0 到 2 层的 WSN 散射系数作为特征。
- 4) 将 CNN 与 WSN 提取到的特征进行融合, 最终得到 CNN-WSN 融合特征。

3. 基于 SHO 优化的 KELM 判别模型设计

3.1. KELM

KELM 方法源自 ELM 方法, 与 ELM 方法相比, 不需要给出隐藏层节点的数量, 并且用核函数表示隐藏层的未知非线性特征映射, 可以以更快的学习速度提供更好的泛化性能[13]。在 KELM 中, 核函数与模型的输出如式(7)与式(8)所示。

$$\mathbf{Q}_{ELM}(i, j) = f(\mathbf{x}_i) \cdot f(\mathbf{x}_j) = \mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (7)$$

$$\mathbf{O}(x) = \begin{bmatrix} \mathbf{K}(x, x_1) \\ \vdots \\ \mathbf{K}(x, x_N) \end{bmatrix}^T \left(\frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{Q}_{ELM} \right)^{-1} \mathbf{Y} \quad (8)$$

式中, x_i 与 x_j 为输入向量, $f(\cdot)$ 为隐层节点输出, (x_1, x_2, \dots, x_N) 为给定训练样本, C 是正则化参数, \mathbf{I} 是单位矩阵, \mathbf{Y} 为期望输出。

经验结果表明在一般光滑性假设下, 高斯径向基函数往往具有良好的性能, 特别是在没有数据集的额外知识的情况下。高斯径向基函数如式(9)所示。

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{\gamma^2}\right) \quad (9)$$

式中, γ 是核函数参数, 代表高斯核函数宽度。

3.2. SHO

SHO 是从自然界中海马的运动、捕食和繁殖方式入手, 提出的一种基于群体智能的 MAs [14]。在运动行为方面, 海马会进行螺旋运动与布朗运动。对于捕食行为, SHO 中设置随机数 r_2 来区分这两种结果, 并将临界值设置为 0.1。如果 $r_2 > 0.1$, 则意味着海马的捕食成功。在繁殖行为上, 雄性和雌性海马随机交配, 这有利于增加种群的多样性。为了使 SHO 算法易于执行, 假设每对海马只繁殖一个孩子, 第 i 个子女的表达式如式(10)所示。

$$\mathbf{X}_i^{offspring} = r_3 \mathbf{X}_i^{father} + (1 - r_3) \mathbf{X}_i^{mother} \quad (10)$$

式中, r_3 为[0,1]之间的随机数, i 为[1, $pop/2$]之间的正整数。 X_i^{father} 和 X_i^{mother} 代表分别从雄性种群和雌性种群中随机选择父母个体。

3.3. SHO 优化 KELM

电子鼻数据在分析过程中极易产生过拟合现象。由于 KELM 模型具有泛化性能好、训练速度快和鲁棒性强的特点, 因此选用 KELM 模型是较为理想的模式识别方法。然而 KELM 模型中的核参数和正则化系数难以精确设置, 这对 KELM 模型的性能有很大影响, 也会导致电子鼻系统检测精度的下降。因此本文使用 SHO 来优化 KELM 的核参数和正则化系数, 提出了 SHO-KELM 方法。该方法的流程图如图 2 所示。

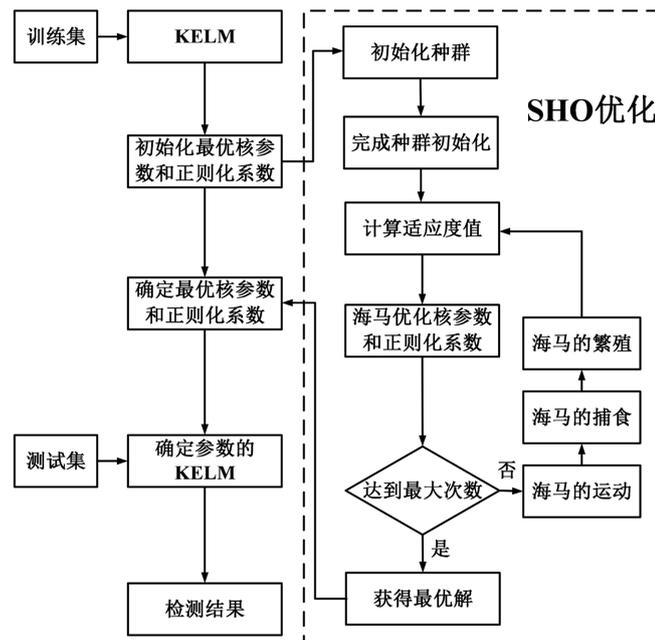


Figure 2. SHO-KELM algorithm flowchart
图 2. SHO-KELM 算法流程图

具体的优化步骤如下所示:

- 1) 将 KELM 的核参数和正则化系数设置为 SHO 算法中粒子的位置, 并将实验样本划分为训练集和测试集。然后对种群相关参数进行初始化。
- 2) 通过初始化的海马种群, 计算适应度函数值。
- 3) 依靠海马的运动增强其种群的局部寻优能力, 利用海马的捕食来增强种群早期的全局搜索能力, 并形成新的海马种群, 避免过度依赖原始种群。根据新的海马种群位置更新适应度值, 并找出种群的个体极值和群体极值。
- 4) 确定是否达到最大迭代次数, 如果是, 输出最佳适应度值, 如果不是, 返回步骤(3)继续迭代。迭代结束后, 在历史迭代中确定 KELM 的最优核参数和正则化系数。
- 5) 将最优核参数和正则化系数返回到 KELM 中, 实现 SHO-KELM 模型的建立。

4. 提出的食品质量检测方法

本文提出的 CNN-WSN 与 SHO-KELM 食品质量检测方法流程图如图 3 所示。

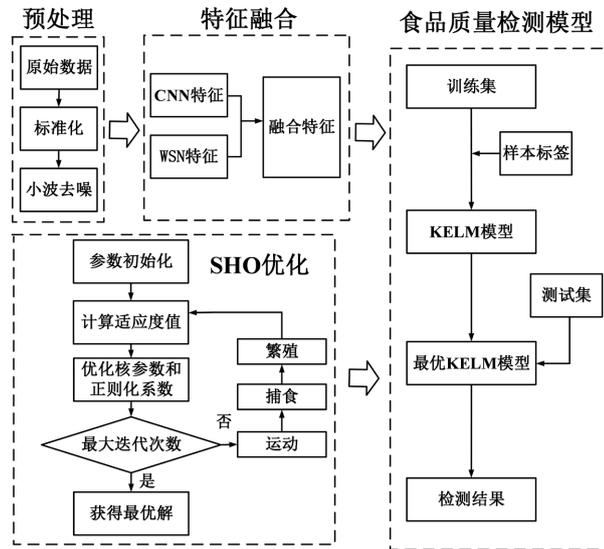


Figure 3. Flow chart of food quality detection method based on CNN-WSN and SHO-KELM
图 3. 基于 CNN-WSN 与 SHO-KELM 的食品质量检测方法流程图

其具体步骤如下：

- 1) 通过标准化和基于 OMP 的小波去噪对传感器阵列响应信号进行预处理，保证数据的量纲一致。
- 2) 结合 CNN 提取的抽象特征矩阵与 WSN 提取的散射特征矩阵获得了基于 CNN-WSN 的融合特征矩阵。
- 3) 将 CNN-WSN 融合特征按一定比例分成训练集和测试集两部分，选用 KELM 作为对食品质量的初始检测模型。
- 4) 通过 SHO 优化算法中的运动、捕食和繁殖行为对 KELM 模型中的核参数和正则化系数进行寻优。
- 5) 将自行采集的食品质量数据集输入到所建立的 CNN-WSN 与 SHO-KELM 模型中，以获取食品质量检测结果。

5. 实验与分析

5.1. 电子鼻系统的搭建

本文设计的电子鼻系统包含了硬件部分与软件部分。该系统具有对食品变质气味的信号采集、进气与洗气操作、数据处理与传输、以及人机交互等四项功能。

电子鼻系统的硬件部分用于检测变质食品的气味，其功能是获取食物气味对应的传感器响应数据，其中最重要的部分就是气敏传感器的选择。本文使用 TGS 系列 SnO₂ 型气敏传感器 TGS2602、TGS2611、TGS2620 来设计传感器阵列。总共 9 个传感器构成了一个 3 × 3 的传感器阵列。传感器型号和数量如表 1 所示。

Table 1. Selected gas sensor information table

表 1. 选用的气敏传感器信息表

编号	数量	型号	敏感气体	检测范围
S1	3	TGS2602	甲烷、硫化氢、氨气、酒精、氢气等	1~30 ppm
S2	3	TGS2611	甲烷、异丁烷、酒精、氢气等	500~10000 ppm
S3	3	TGS2620	甲烷、异丁烷、乙醇、一氧化碳等	50~5000 ppm

电子鼻系统软件部分中的上位机部分使用 QT 进行编程，主要用来开发图形用户界面程序。主要实现对目标气体的检测和处理。下位机用 Keil5 进行编程，用于对嵌入式系统中的微控制器进行编程，以实现传感器响应曲线的实时显示与数据保存。

5.2. 评价指标

本文引入准确率(A)、精确率(P)、召回率(R)、调和平均数(F_1)等四个食品质量检测评价指标。准确率的计算公式如式(11)所示，精确率的计算公式如式(12)所示，召回率的计算公式如式(13)所示，调和平均数的计算公式如式(14)所示。

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (11)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (14)$$

式中， TP 代表正类正确分类的样本数量， TN 代表负类正确分类的样本数量， FP 代表将负类错分为正类的样本数量， FN 代表将正类错分为负类的样本数量

5.3. 实验样本与数据

本研究中，选取的实验样本为伊利牌纯牛奶。将牛奶倒入锥形瓶中，牛奶依据在锥形瓶中的储存时间，被划分为新鲜牛奶(0~3 h)、次新鲜牛奶(3~6 h)、开始变质牛奶(6~9 h)、轻微变质牛奶(9~12 h)、中度变质牛奶(12~24 h)、严重变质牛奶(24~72 h)、腐败牛奶(72~120 h)、严重腐败牛奶(120 h 及以后)等 8 个质量等级。之后再利用搭建的电子鼻检测系统对牛奶进行数据采集。电子鼻系统的实物图如图 4 所示。

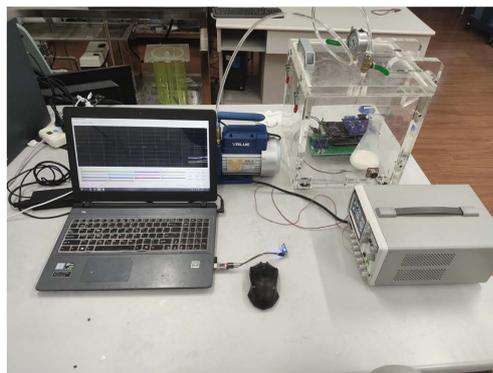


Figure 4. Physical image of electronic nose quality detection system
图 4. 电子鼻质量检测系统实物图

采集的传感器曲线包括 30 秒准备阶段、10 分钟采集阶段、5 分钟恢复阶段。最终本文采集到的牛奶数据集共 240 个样本，每个质量类别有 30 组样本，每组样本共包含 5850 个数据点。

5.4. 实验结果与分析

为了验证提出的 CNN-WSN 与 SHO-KELM 方法的有效性，本研究通过自主搭建的电子鼻系统对牛

奶样本进行采集，并利用采集到的牛奶质量数据集进行实验验证。在特征提取部分分别采用 CNN、WSN 和 CNN-WSN 方法，并与 KELM、ISSA-KELM 和 SHO-KELM、等判别方法分别组合。牛奶质量检测实验的测试结果如表 2 所示。

Table 2. Milk quality test results
表 2. 牛奶质量测试结果表

特征提取	分类模型	A	P	R	F ₁
WSN	KELM	52.8%	60.0%	42.9%	50.0%
WSN	SHO-KELM	65.3%	40.0%	57.1%	50.0%
WSN	ISSA-KELM	50.0%	40.0%	28.6%	33.3%
CNN	KELM	63.9%	25.7%	100%	40.9%
CNN	SHO-KELM	95.8%	100%	100%	100%
CNN	ISSA-KELM	94.2%	100%	100%	100%
CNN + WSN	KELM	75.0%	33.3%	100%	50.0%
CNN + WSN	SHO-KELM	97.6%	100%	90.9%	95.2%
CNN + WSN	ISSA-KELM	95.4%	100%	85.9%	92.5%

由测试结果可知，无论基于哪种判别模型对牛奶的质量进行检测时，使用融合特征作为输入能够有效地提升判别模型的检测精度，这说明了所提出的 CNN-WSN 特征融合方法能够有效地表征原始数据中的有效信息。当特征提取方法确定时，选择合适的方法对原始 KELM 模型进行参数优化对提升模型的整体性能同样是有着重要作用的。其中 CNN 特征、WSN 特征、CNN-WSN 特征分别与 KELM 模型组合进行实验的质量检测效果如图 5、图 6 与图 7 所示。

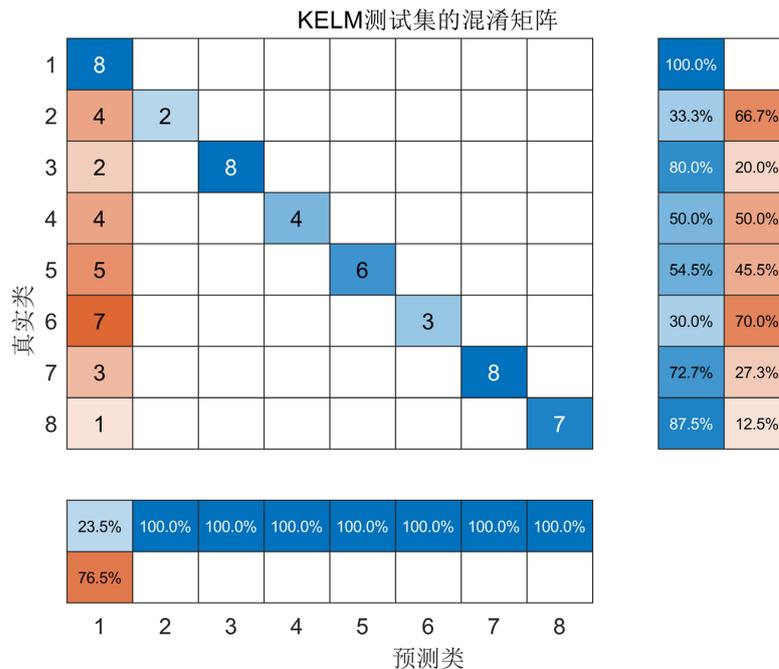


Figure 5. CNN + KELM confusion matrix
图 5. CNN + KELM 混淆矩阵

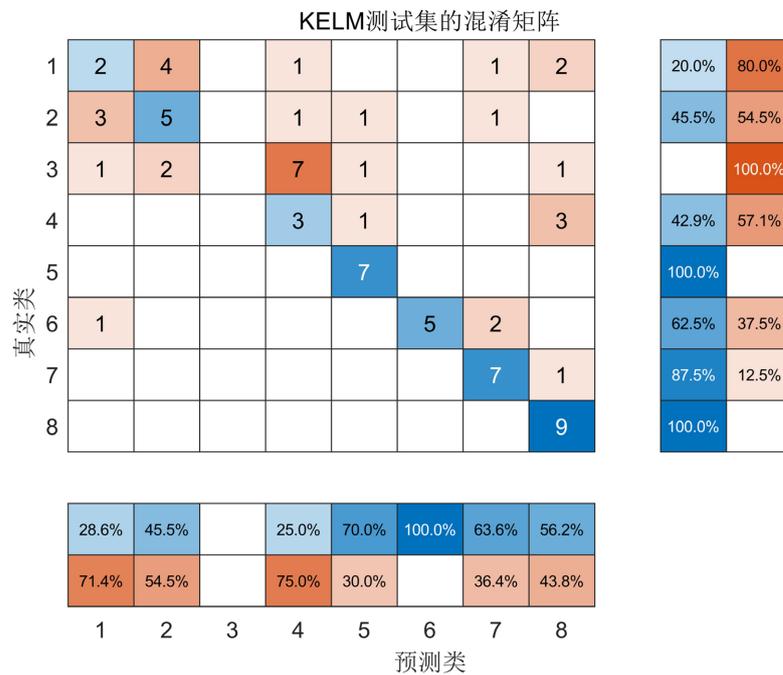


Figure 6. WSN + KELM confusion matrix

图 6. WSN + KELM 混淆矩阵

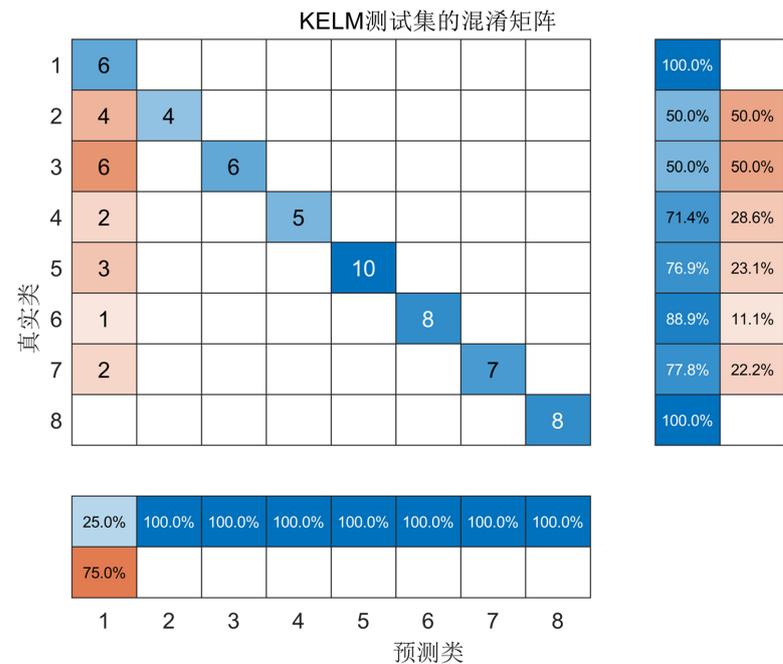


Figure 7. CNN-WSN + KELM confusion matrix

图 7. CNN-WSN + KELM 混淆矩阵

由图 5、图 6 与图 7 可知，CNN-KELM 的准确率比 WSN-KELM 要高 11.1%，CNN-WSN 融合特征比 CNN 特征和 WSN 特征的识别准确率要高 11.1% 和 22.2%，这进一步证实了基于 CNN-WSN 融合特征的 KELM 模型能够有效削弱温度等外界噪声的影响，并且使得类内的区分更加明显，有利于提高电子鼻系统的检测精度。

此外，进一步验证不同优化算法对 KELM 模型的识别效果影响。研究中使用 CNN-WSN 融合特征分别结合 SHO-KELM 与 ISSA-KELM 两种优化模型进行牛奶质量检测实验，识别效果如图 8 与图 9 所示。

由图 7、图 8 与图 9 可知，SHO-KELM 在识别准确率、精确率、调和平均数等三个评价指标上的表现是最好的。相比于未优化的 KELM 模型，识别准确率提升了 22.6%，精确率提升了 66.7%，调和平均数提升了 45.2%。虽然在召回率这一指标上有所下降，但总的来说，当使用 SHO 优化算法后，KELM 模型的识别效果有着明显的上升。并且与 ISSA 优化算法相比，四个评价指标上的表现均优于后者，这进一步证实了利用 SHO 算法来优化 KELM 模型的优越性。

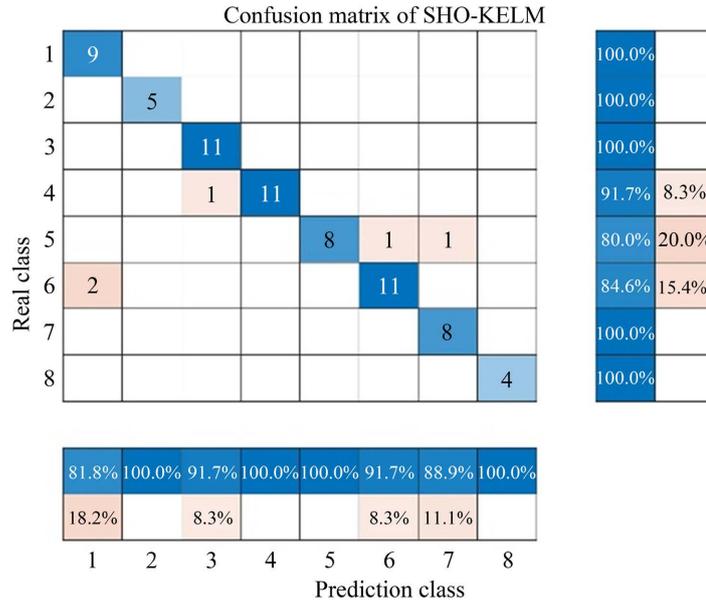


Figure 8. Classification results of CNN WSN + SHO-KELM
图 8. CNN-WSN + SHO-KELM 分类结果

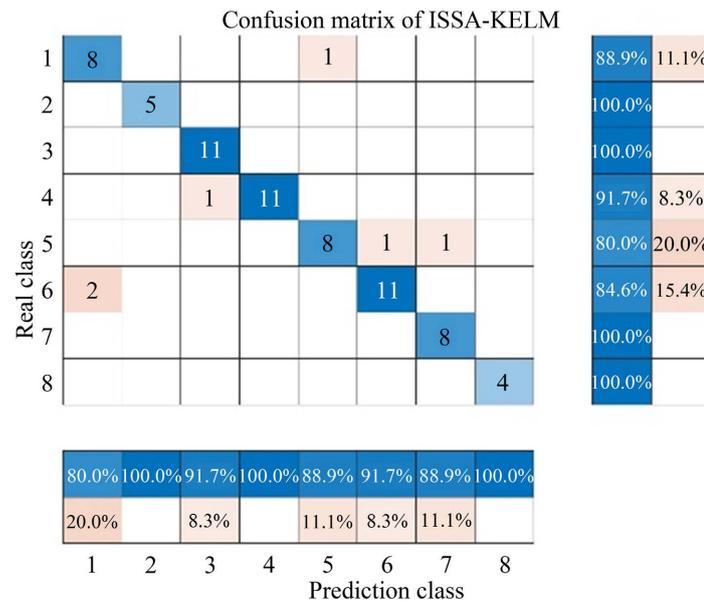


Figure 9. Classification results of CNN-WSN + ISSA-KELM
图 9. CNN-WSN + ISSA-KELM 分类结果

6. 结论

本文提出了一种基于 CNN-WSN 与 SHO-KELM 的电子鼻食品质量检测方法。该方法通过将 CNN 抽象特征与 WSN 散射特征进行融合, 再利用 SHO 优化算法对 KELM 的核参数和正则化系数进行了优化。最后构建出的 SHO-KELM 食品质量检测模型能够在自制电子鼻采集的牛奶质量数据集上表现出最好的识别效果。该方法为实现各类食品质量快速准确地检测需求提供了重要的支持作用。

基金项目

这项工作得到了黑龙江省大学生创新创业训练计划项目[202210214004]的资助。

参考文献

- [1] 谢云辉, 李国辉. 电子鼻技术在食品快速检测领域的应用[J]. 食品安全导刊, 2019(6): 114.
- [2] Peris, M. and Escuder-Gilabert, L. (2009) A 21st Century Technique for Food Control: Electronic Noses. *Analytica Chimica Acta*, **638**, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2009.02.009>
- [3] Ren, X., Li, S., Zhang, M., Guan, L. and Han, W. (2022) Geographical Discrimination of Fresh Instant Rice According to Non-Destructive Analysis of Flavor Profiles. *Cereal Chemistry*, **100**, 414-423. <https://doi.org/10.1002/cche.10621>
- [4] Avian, C., Leu, J., Prakosa, S.W. and Faisal, M. (2022) An Improved Classification of Pork Adulteration in Beef Based on Electronic Nose Using Modified Deep Extreme Learning with Principal Component Analysis as Feature Learning. *Food Analytical Methods*, **15**, 3020-3031. <https://doi.org/10.1007/s12161-022-02361-9>
- [5] Zhao, T., Cao, Z., Yu, J., Weng, X., Benjakul, S., Guidi, A., et al. (2022) Gas-Phase Ion Migration Spectrum Analysis of the Volatile Flavors of Large Yellow Croaker Oil after Different Storage Periods. *Current Research in Food Science*, **5**, 813-822. <https://doi.org/10.1016/j.crf.2022.04.012>
- [6] Gu, S., Wang, J. and Wang, Y. (2019) Early Discrimination and Growth Tracking of *Aspergillus* spp. Contamination in Rice Kernels Using Electronic Nose. *Food Chemistry*, **292**, 325-335. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2019.04.054>
- [7] He, X., Gbiorczyk, K. and Jeleń, H.H. (2023) Can Volatiles Fingerprints Be an Alternative to Isotope Ratio Mass Spectrometry in the Botanical Origin Determination of Spirits? *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, **71**, 2637-2643. <https://doi.org/10.1021/acs.jafc.2c08141>
- [8] Karunathilaka, S.R., Ellsworth, Z. and Yakes, B.J. (2021) Detection of Decomposition in Mahi-Mahi, Croaker, Red Snapper, and Weakfish Using an Electronic-nose Sensor and Chemometric Modeling. *Journal of Food Science*, **86**, 4148-4158. <https://doi.org/10.1111/1750-3841.15878>
- [9] Wang, J., Bian, Q. and Wan, M. (2023) Smooth Discriminant Analysis Combined with an Electronic Nose System to Classify the Gas Information of Beer. *Sensors and Materials*, **35**, 1-14. <https://doi.org/10.18494/sam4176>
- [10] Wang, X., Gu, Y. and Liu, H. (2021) A Transfer Learning Method for the Protection of Geographical Indication in China Using an Electronic Nose for the Identification of Xihu Longjing Tea. *IEEE Sensors Journal*, **21**, 8065-8077. <https://doi.org/10.1109/jsen.2020.3048534>
- [11] Zhu, H., Xie, C., Fei, Y. and Tao, H. (2021) Attention Mechanisms in CNN-Based Single Image Super-Resolution: A Brief Review and a New Perspective. *Electronics*, **10**, Article 1187. <https://doi.org/10.3390/electronics10101187>
- [12] Liu, L., Wu, J., Li, D., Senhadji, L. and Shu, H. (2019) Fractional Wavelet Scattering Network and Applications. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **66**, 553-563. <https://doi.org/10.1109/tbme.2018.2850356>
- [13] 沈希忠, 陈菱. 基于 KH-KELM 的鸟类声音分类识别[J]. 应用技术学报, 2023, 23(3): 279-285.
- [14] Zhao, S., Zhang, T., Ma, S. and Wang, M. (2022) Sea-horse Optimizer: A Novel Nature-Inspired Meta-Heuristic for Global Optimization Problems. *Applied Intelligence*, **53**, 11833-11860. <https://doi.org/10.1007/s10489-022-03994-3>