

Research on Electronic Nose Food Freshness Detection and Recognition Technology Based on Deep Learning*

CHEN Yuantao¹, XIONG Yizhou¹, XUE Yingying¹, ZHANG Tao¹, YU Weijie¹,
ZHANG Junyu¹, ZHANG Xi^{2,3}, SUN Qiyong^{2,3}, WAN Hao¹, WANG Ping^{1*}

(1. Biosensor National Special Laboratory Key Laboratory for Biomedical Engineering of Education Ministry,

Department of Biomedical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China;

2. Key Laboratory of Healthy & Intelligent Kitchen System Integration of Zhejiang Province, Ningbo, Zhejiang 315336, China;

3. Ningbo Fotile Kitchen Ware Company, Ningbo, Zhejiang 315336, China)

Abstract: Accurate detection of food freshness is necessary because of the complex food storage conditions. This work divides common foods into three categories: fruits, vegetables and meats, and corresponding experiments were designed. The proposed electronic nose detection system is used to detect food samples and the data obtained is used to establish linear discriminant analysis (LDA), support vector machine (SVM), convolutional neural network (CNN) models. Finally, different models are used to determine the state of food samples: fresh, fruit spoiled, vegetable spoiled and meat spoiled. For the actual samples, the recognition accuracy rates of LDA, SVM and CNN are 45.00%, 85.00% and 90.00% respectively. The results prove that the electronic nose system based on deep learning can make effective judgments on food freshness in different storage conditions. It can provide a objective reference for sensory evaluation in a certain extent and improve the accuracy of food freshness judgment.

Key words: electronic nose; food freshness; deep learning; sensing and perception

EEACC: 7230

doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2021.08.019

基于深度学习的电子鼻食品新鲜度检测与识别技术研究*

陈远涛¹, 熊忆舟¹, 薛莹莹¹, 张涛¹, 于伟杰¹, 张钧煜¹, 张希^{2,3},
孙启永^{2,3}, 万浩¹, 王平^{1*}

(1. 浙江大学生物传感器国家专业实验室 生物医学工程教育部重点实验室 生仪学院 浙江 杭州 310027;

2. 浙江省健康智慧厨房系统集成重点实验室 浙江 宁波 315336; 3. 宁波方太厨具有限公司 浙江 宁波 315336)

摘要: 实际生活中,食品储存情况复杂,对食品新鲜度的准确检测十分重要。将常见食品分为水果、蔬菜、肉类三个类别,并根据实际情况,对不同食品储存情况设计相应实验,利用设计的电子鼻系统对食品样本进行检测,将测试得到的样本数据用于建立线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)模型,最终利用不同模型对食品样本的状态:新鲜、水果腐败、蔬菜腐败、肉类腐败,作出分类识别。对于实际测试样本, LDA、SVM、CNN 识别准确率分别为: 45.00%、85.00%、90.00%, 结果证明基于深度学习的电子鼻系统可对不同储存情况下的食品新鲜状态作出有效判断,可在一定程度上为受主观因素影响的感官评价提供客观参考,提高食品新鲜度判断准确性。

关键词: 电子鼻; 食品新鲜度; 深度学习; 传感与感知

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2021)08-1131-08

项目来源: 国家自然科学基金项目(31627801, 61901412)

收稿日期: 2021-04-19 修改日期: 2021-06-02

人们日常饮食中常见的食品大体可分为水果、蔬菜、肉类三大类,随着储存时间变长,许多食物的品质会有不同程度的变化,误食变质的食品会引发严重的健康问题。同时,由于实际生活中食品储存的环境较为复杂,多种不同的食品常混合储存,而不同食品品质的储存变化过程不尽相同,这也给准确判断食品新鲜度造成了很大的困难。因此,食品新鲜度的准确检测评价对人们日常生活具有重要意义。

传统的食品新鲜度评估方法包括感官评价方法(国际标准化组织感官分析)、物理化学评价方法(电子舌、pH、总挥发性盐基氮 TVB-N)以及微生物分析法(细菌菌落总数)等^[1-2]。但这些传统的食品新鲜度评估方法存在操作比较复杂、消耗时间长以及要求严格的实验室环境等缺点。随着气体传感器和模式识别技术的发展,电子鼻已成为一种快速、无创、精确的食品新鲜度评价方法。常见的三类食品——水果、蔬菜、肉类,由于在成分含量间存在较大差别,在腐败变质过程中产生变化的物质也有很大差别^[3]。Eom 等人^[4]利用气体传感器研究了肉类腐败过程的氨气浓度变化与肉类新鲜度的关系。Abbey 等人^[5]利用设计的电子鼻系统对葱属植物中的香气进行检测,对葱属植物的食物特性做出了评价。徐静等人^[6]使用乙醇传感器分析了不同新鲜度时草莓的气味变化,这种分析方法有望替代传统感官评价方法。除了气敏元件,模式识别算法也是电子鼻系统中不可或缺的一部分。传统的电子鼻模式识别算法包括主成分分析^[7]、线性判别分析^[8]、支持向量机^[9-10]和人工神经网络^[11]等。近年来,深度学习的快速发展使得深度学习的相关技术也被一些研究应用到了电子鼻模式识别算法中来。相比于传统方法,深度学习省去了人为提取特征这项费时费力的工作,同时,深度学习也有着更快的速度和更高的准确率。Peng P 等人^[12]提出了一种用于气体分类的深度卷积神经网络,该网络识别准确率高,但由于网络庞大,参数较多,计算效率欠佳。Zhao X 等人^[13]使用一维深度卷积神经网络来提取特征并识别气体,在二元混合气体区分任务中可取得较高的准确率。

常见的食品新鲜度检测电子鼻主要用于对某一种或几种特定的食品进行单独检测识别,但实际生活中,食品储存条件复杂,多种食品常放置于一起储存,食品新鲜度的准确检测存在巨大挑战。而如何利用深度学习的优势并提高电子鼻系统的计算效率,是实现新鲜度检测电子鼻的小型化、集成化以及

提高系统实用性的关键点。因此本文提出了一种基于深度学习的食品新鲜度检测识别的电子鼻系统,通过以人为感官评价为标准,利用深度学习算法实现对多种不同储存情况下食品新鲜度的识别分类,并对系统性能进行初步验证。

1 材料与方法

1.1 实验材料

需要标定的目标气体包括氨气、硫化氢和乙醇。通过购买一定浓度的标准气体,再利用气体配气仪将标准气体稀释到所需要的浓度。本研究选择的标准气浓度分别为 50×10^{-6} 的氨气和 10×10^{-6} 的硫化氢气体以及 50×10^{-6} 的乙醇气体。

对于单一食品新鲜度电子鼻的检测实验,新鲜的实验食品是当天从当地的市场购买的经挑选的新鲜食品。每种食品买来后,经过称重,将食品分开装入尺寸为 $200 \text{ mm} \times 280 \text{ mm}$ 的加厚食品透明自封袋中,保证每份食品样品的重量保持在 $200 \text{ g} \sim 250 \text{ g}$ 之间,将样本于室温(20°C)下保存测试。混合食品样本中的腐败食品为新鲜食品在室温下自然腐败后得到的,且每份腐败食品重量约 100 g 左右,混合样本中的新鲜食品则为当天购买且同样称重 100 g 左右,将混合食品中每种食品装入食品自封袋中,保证每份混合食品样本总重量在 $300 \text{ g} \sim 350 \text{ g}$ 之间。

1.2 气体传感器

针对不同应用的电子鼻仪器,需要选择不同类型气体传感器以满足实际需求。本研究选用了具有尺寸小、寿命长、灵敏度高、价格低廉等优点的金属氧化物半导体(Metal-Oxide Semiconductor, MOS)气体传感器用于构建传感器阵列。由于 MOS 传感器的检测响应结果具有广谱特性,因此,电子鼻系统中通常含有多个敏感特性的气敏传感器,以提高电子鼻系统的选择性。传感器阵列传感器型号和个数选择时,既要保证传感器阵列的提供响应信息是比较全面的,同时,也需要保证整体响应信息有一定的冗余^[14]。根据前期对食品腐败相关特征气体的研究,本研究将氨气、硫化氢、乙醇三种气体作为主要检测目标,在传感器选型时,为保证传感器阵列可对所有食品腐败相关气体均有响应,且目标气体均在传感器检测范围内,在综合考虑传感器检测阵列的性能、成本以及尺寸后,本文选择了对氨气、硫化氢、乙醇几类物质敏感的 6 种传感器,相应型号分别为:WSP7110、MP-702、TGS2600、TGS2602、TGS2603、TGS2620,表 1 为传感器的具体型号及其敏感气体信息。

量不超过 3 种,且混合食品至多有一种食品腐败,同时,将混合情况主要分为同类别食品混合以及不同类别食品混合两种情形。为了提高实验效率,在实际测试时,我们主要挑选了同类别食品混合、不同类别食品混合共 9 种混合情况进行测试,混合样本情况如表 3 所示,将这些数据与单一食品测试数据用之前开发的算法模型进行训练测试。在建立模型进行分类时,由于混合食品次新鲜状态难以定义,本研究将食品新鲜度识别目标是将样本分为新鲜、蔬菜腐败、水果腐败、肉类腐败 4 类,即在判断是否有腐败食品的情况下进一步判断腐败食品所属的食品类别。

表 3 测试混合样本

同类别食品混合样本			
1	葡萄	菠萝	梨
2	韭菜	豆角	芹菜
3	猪肉	鸡肉	鲳鱼
不同类别食品混合样本			
1	腐败葡萄	韭菜	猪肉
2	腐败菠萝	芹菜	鸡肉
3	菠萝	腐败韭菜	猪肉
4	葡萄	腐败芹菜	鸡肉
5	葡萄	芹菜	腐败猪肉
6	菠萝	韭菜	腐败鸡肉

1.5.2 电子鼻对混合食品气味的检测

对于混合食品新鲜度电子鼻的检测实验,新鲜食品样本当天从当地的市场经挑选购买,经过称重以后,将不同种类的新鲜食品各 100 g 装入食品自封袋中,腐败食品为新鲜食品腐败后得到,保证每份食品样品的重量保持在 300 g~350 g 之间。样品检测流程与单一食品类似,检测周期 2 min,检测过程中的清洗时间也为 2 min,每种食品样品每次进行 3 个~4 个检测周期,检测结束后系统抽取洁净空气对传感器进行清洗,使传感器恢复至基线,以准备下一次测试。

1.6 数据预处理以及深度学习模型搭建

模式识别算法在电子鼻系统中具有举足轻重的作用,目前常用的模式识别算法包括判别分析、支持向量机以及人工神经网络等。其中,线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)是一种有监督的降维分类算法,通过使用统计、模式识别和机器学习方法,找到不同类物体或事件特征的一个线性组合,从而区分它们。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)起源于统计学习理论,通过线性和非

线性核将向量映射到高维平面中,并在特征空间寻找最佳超平面,使两个类别中的最近点到该超平面的距离最大化^[15]。近年来,以神经网络为基础的深度学习技术发展迅速,并在图像、语音、推荐、自然语言等领域取得了令人瞩目的成就。卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是含有卷积层的一种深度学习神经网络,它是深度学习在计算机视觉领域取得突破性进展的基石,相较于其他深度神经网络, CNN 需要考量的参数更少。本研究主要采用 CNN 建立食品新鲜度分类识别模型,另外,分别建立 LDA、SVM 模型,以与 CNN 模型进行比较。

由于电子鼻传感器阵列的时间序列数据原始尺寸($m \times n$,其中 m 为传感器数量, n 采样点数量)不能作为图像直接送入 CNN 进行特征提取和计算^[16],因此,需要对电子鼻传感器数据进行一定处理,使其转换为便于输入 CNN 中的数据尺寸,最大化提升识别准确度。传感器数据预处理过程包括:

①滑动窗口法划分样本:使用宽度为 100,滑动步长为 60 的滑动窗口对原始数据进行划分,这样每个样本可以被划分为多个子样本(数据尺寸为 6×100),保存子样本用于后续处理。划分子样本的目的在于增加样本数量,便于训练和测试。

②数据归一化:首先,将每个传感器响应值的最小值作为基线,各传感器减去相应基线;然后,将去基线后的数据除以子样本数据中的最大值,从而对传感器响应进行归一化。该步骤主要目的是减小传感器基线漂移和响应波动对结果造成的影响。

③数据尺寸转换:将归一化后的子样本数据(尺寸为 6×100)转换为尺寸为 24×25 数据,以便后续 CNN 网络识别分析。

利用经过预处理后的样本数据可进行不同分类识别模型搭建。将数据尺寸转换前的子样本数据,共 600 个特征数据作为输入向量,输入到 LDA 与 SVM 模型进行训练。对于 SVM 模型,在比较和筛选后,选用三次多项式函数作为核函数建立识别模型。本研究使用的 CNN 模型由 2 层卷积层和 3 层全连接层组成,其中第一层卷积层由 64 个 3×3 的卷积核组成,第二层卷积层由 128 个 3×3 的卷积核组成,全连接层中使用了 dropout,比例为 0.5,前 4 层的激活函数均使用 ReLU,最后一层输出层的激活函数使用 Softmax 函数,损失函数使用交叉熵。训练时,网络参数优化算法使用 RMSprop,初始学习率设置为 0.000 1,批尺寸设置为 32,训练步长设置为 300,图 2 为 CNN 模型构建示意图。

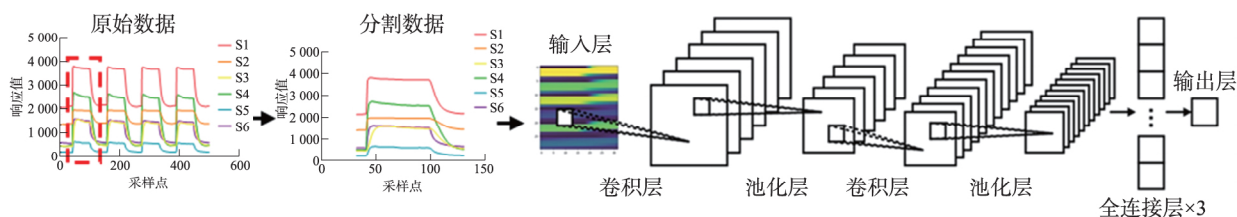


图 2 卷积神经网络模型结构图

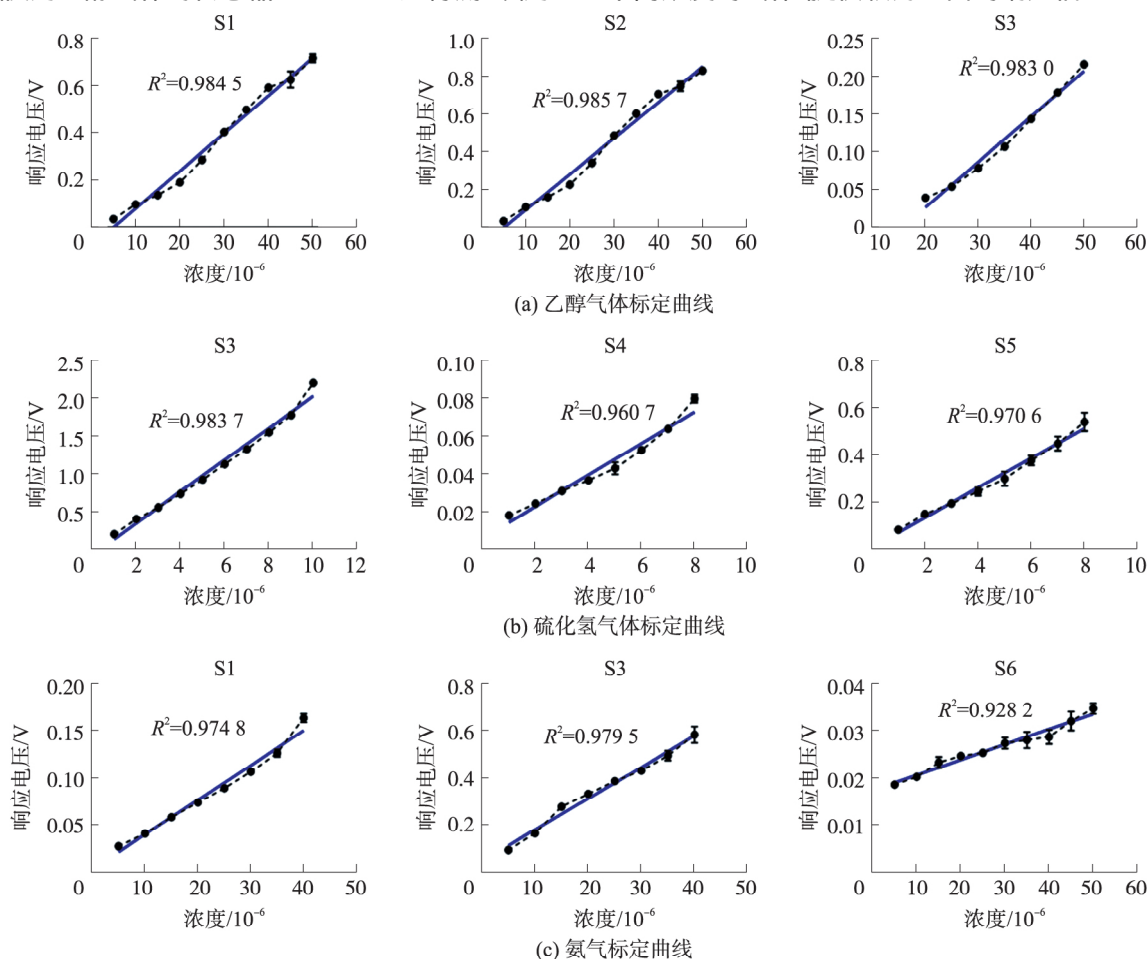
2 结果与分析

2.1 传感器标定

由于在实际食品测试实验中传感器的使用环境和出厂标定的环境可能存在差异,为了验证 MOS 传感器阵列的功能及其对目标气体的响应,使用不同浓度的标准气体对传感器阵列进行测试。根据食品腐败过程中主要产生的特征气体,本研究选择乙醇、硫化氢和乙醇标准气体来对传感器阵列进行测试。

由于电子鼻包含 6 种 MOS 传感器,不同传感器之间敏感气体、检测范围不同,且对于部分气体,传感器存在交叉响应。根据传感器数据手册以及前期实验结果,使用乙醇气体对传感器 S1、S2、S3 进行测试,用

高纯度氮气($>99.9\%$)将标准乙醇气体(50×10^{-6})以 5×10^{-6} 作为梯度进行稀释;使用硫化氢气体对传感器 S3、S4、S5 进行测试,用高纯度氮气将标准硫化氢气体(10×10^{-6})以 1×10^{-6} 为梯度进行稀释;使用氨气对传感器 S1、S3、S6 进行测试,使用高纯氮气将标准氨气(50×10^{-6})以 5×10^{-6} 为梯度进行稀释。标定实验时,在每个浓度下进行三次重复测试,以研究传感器的可重复性。针对不同气体,相应传感器的标定结果如图 3 所示。图 3(a)、3(b)、3(c) 分别表示使用乙醇气体、硫化氢气体和氨气的标定曲线。通过标定结果可以看出,所选择的传感器对标定气体具有良好响应,在测试范围内标定曲线线性度较高,能区分响应不同浓度的气体,提供较为全面的响应信息。



标定曲线中的部分数据点由于标准差较小未能显示出来

图 3 传感器阵列标定结果

2.2 单一食品新鲜度检测结果与分析

将从当地市场购买的不同种类食品——水果、蔬菜、肉类各3种,共9种食品,经称重后放入食品透明自封袋中,食品存放温度均为室温(20℃)。在食品自然腐败过程中,使用电子鼻系统以4h为间隔,抽取食品袋中的气体进行检测;同时,每次检测前感官

评价小组根据之前规定的感官评价标准对食品的新鲜度进行分级:新鲜、次新鲜、腐败。将传感器阵列的响应结果与感官评价结果进行比较,同时,取传感器在同一新鲜度下响应的多次稳定值的平均值作为传感器在该新鲜度下的响应,以分析不同新鲜度下传感器响应变化,得到的对比结果如图4所示。

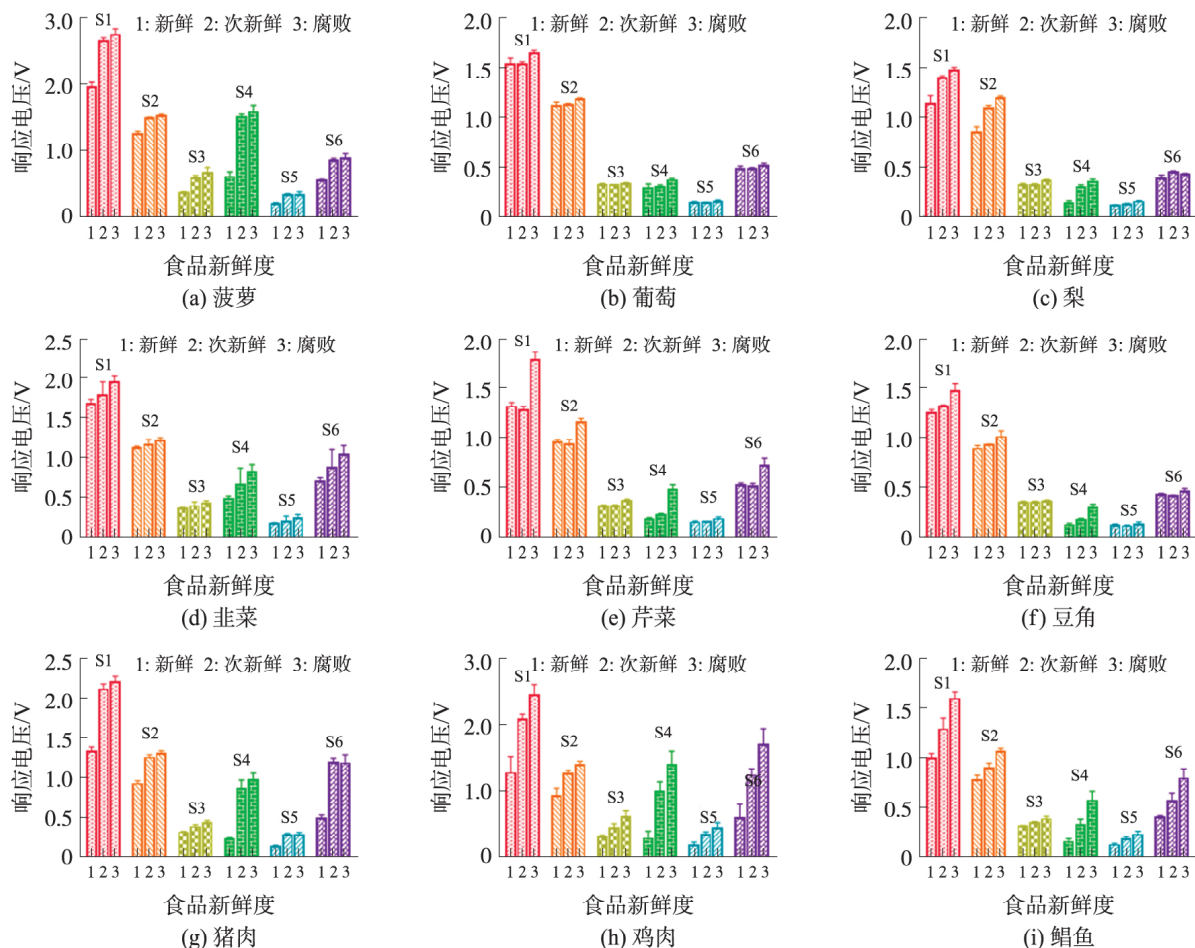


图4 单一食品在不同新鲜度下传感器响应对比图

根据检测结果可知,随着食品变质,传感器阵列的响应整体呈现上升趋势,且不同食品腐败过程中,传感器阵列响应的变化并不相同,这说明不同食品在变质过程中产生的挥发物质在成分和含量都存在差别。同时,也注意到,大部分食品次新鲜状态与腐败状态传感器响应较为接近(如菠萝、葡萄、豆角),这在一定程度上加大了这两个新鲜度等级的识别难度,且考虑到在食品混合情况下,次新鲜状态较难定义,因此,在后续数据分析以及建立识别模型时,将只考虑食品新鲜与腐败两种在感官评价以及传感器响应都区别明显的状态。

2.3 基于深度学习的食品新鲜度识别分类与数据分析

将单一食品样本中的新鲜、腐败传感器测试数据以及混合食品实验的所有原始数据进行分割后,得到共456个子样本,将每个子样本以及相应

标签作为输入数据,用于训练LDA、SVM、CNN模型。在测试模型识别效果时,对于每个样本都能得到若干个子样本的识别结果,在确定原始样本识别结果时,采用投票机制决定分类结果,即若子样本中有超过一半的子样本识别结果与原始样本实际类别相符,则认为样本识别正确,反之则认为错误,这样可以有效减小样本中传感器响应值波动带来的误差。

对于用于测试的20个测试样本,进行样本分割,得到共100个子样本,利用训练好的LDA、SVM、CNN模型进行预测,得到的子样本的识别准确率分别为42.00%、84.00%、86.00%;投票后,LDA、SVM、CNN模型的识别准确率分别为45.00%、85.00%、90.00%。不同模型投票前后识别结果的混淆矩阵如图5所示。

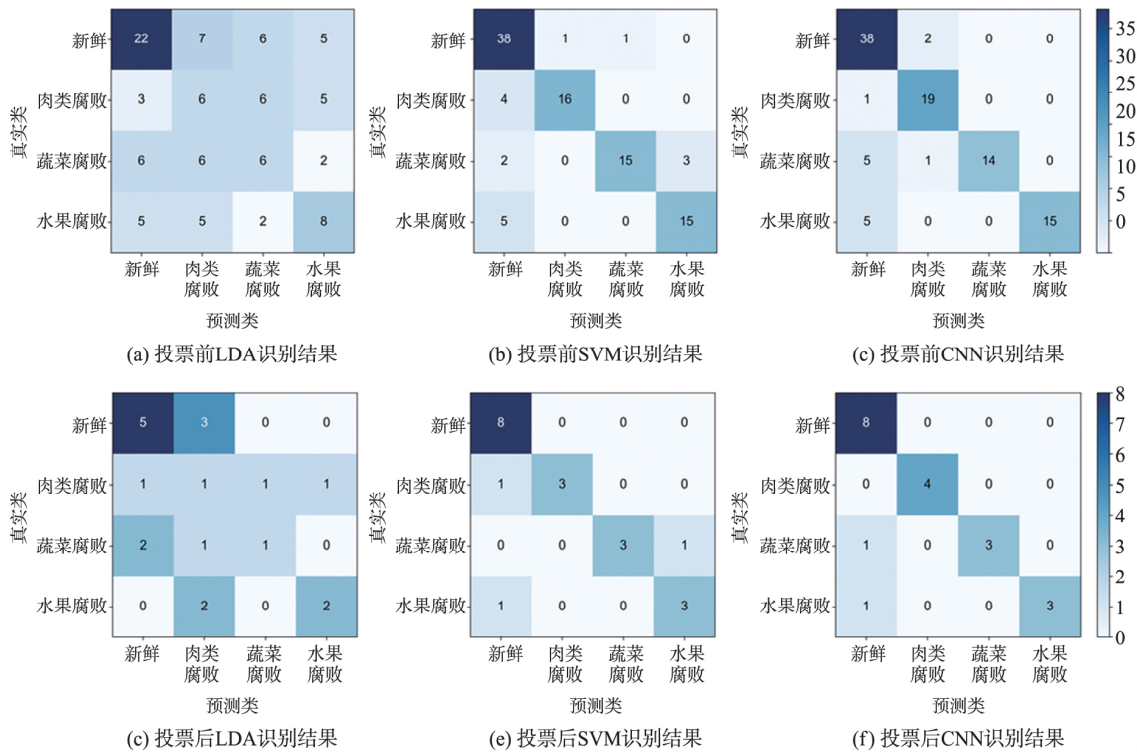


图 5 不同模型投票前后识别结果混淆矩阵

统计后得到各模型对测试样本的识别准确率如表 4 所示。由结果可知,投票后,三种不同的识别算法的准确率都得到了提高。同时,在三种不同的算法模型中,LDA 投票前后的识别结果最差,这可能与 LDA 采取线性分类,而在本研究中输入特征间的线性关系不明显有关;CNN 投票前后的识别结果最好,且投票后的准确率可达 90.00%,高于 SVM 投票后 85.00%的准确率,但由于 SVM 算法对大规模训练算法难以实施,且分类增多时,SVM 的分类精度将会降低。相比之下,CNN 算法在大规模样本、多分类问题中存在明显优势,有较强的抗干扰能力、泛化能力。因此,CNN 模型在判别不同食品储存情况下食物状态更具有优势,而基于深度学习的食品新鲜度检测电子鼻系统在实际生活中也可为容易受主观因素影响的食品感官评价方式提供一定参考。

表 4 不同模型预测结果统计表

	LDA	SVM	CNN
投票前识别准确率	42.00%	84.00%	86.00%
投票后识别准确率	45.00%	85.00%	90.00%

3 结论

本文提出了一种基于深度学习的食品新鲜度检测的电子鼻系统,实现了对混合食品中不同种类食品新鲜、腐败状态的识别分类。对于测试数据,以人为感官评价结果为参考,利用 LDA、SVM 以及 CNN

分别建立模型对样本进行识别,得到 LDA 识别准确率为 45.00%、SVM 识别准确率为 85.00%、CNN 识别准确率为 90.00%。实验结果表明,CNN 识别分类效果最佳,且具有更强的抗干扰能力、泛化能力,在大规模样本和多分类问题中更具有优势,而基于 CNN 的电子鼻系统可以对特定混合食品中的新鲜度进行判断,为感官评价提供参考。将该食品新鲜度检测电子鼻进一步小型化、智能化后可集成到冰箱、超市生鲜货柜等食品储存设备中,从而实现食品新鲜度的实时准确检测。

实际检测时,食品新鲜度检测的电子鼻常受到环境湿度的干扰,同时,由于目前的研究还是针对特定的食品以及部分混合情况进行实验与分析,在后续的研究中,需建立更加完整的混合食品新鲜度识别数据库并结合其他检测手段。此外,用于食品新鲜度检测的深度学习神经网络相比于其他识别方法,识别效果比较依赖大量的训练数据,且其训练时间较长,可集成性较差。因此,为进一步提高深度学习网络在食品新鲜度中的实用性,需对深度学习神经网络进行优化,提高模型的可移植性,同时,也可考虑建立云端分析系统,将电子鼻检测数据上传云端进行处理分析。

参考文献:

[1] Chen L, Opara U L. Texture Measurement Approaches in Fresh and Processed Foods—A Review [J]. Food research International ,

- 2013 ,51(2) : 823-835.
- [2] 王帅,吕玉祥. 面向食品质量检测的低功耗射频 pH 传感器设计[J]. 传感技术学报 2017 ,30(6) : 956-961.
- [3] 董捷,张红城,李春阳. 电子鼻对不同地域的蜂胶气味测定的初步研究[J]. 食品科学 2008 ,29(10) : 468-470.
- [4] Eom K H ,Hyun K H ,Lin S ,et al. The Meat Freshness Monitoring System Using the Smart RFID Tag [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks 2014 ,10(7) : 591812.
- [5] Abbey L ,Aked J ,Joyce D. Discrimination Amongst Alliums Using an Electronic Nose[J]. Annals of Applied Biology 2001 ,139(3) : 337-342.
- [6] 徐静,赵秀洁,孙柯,等. 基于电子鼻和乙醇传感器判别草莓新鲜度的研究[J]. 食品与机械 2016 ,32(5) : 117-121.
- [7] Xu S ,Zhou Z ,Lu H ,et al. Improved Algorithms for the Classification of Rough Rice Using a Bionic Electronic Nose Based on PCA and the Wilks Distribution [J]. Sensors ,2014 ,14(3) : 5486-5501.
- [8] Gómez A H ,Wang J ,Hu G ,et al. Electronic Nose Technique Potential Monitoring Mandarin Maturity [J]. Sensors and Actuators B: Chemical 2006 ,113(1) : 347-353.
- [9] Brudzewski K ,Osowski S ,Markiewicz T. Classification of Milk by Means of an Electronic Nose and SVM Neural Network [J]. Sensors and Actuators B: Chemical 2004 ,98(2-3) : 291-298.
- [10] Brudzewski K ,Osowski S ,Markiewicz T ,et al. Classification of Gasoline with Supplement of Bio-Products by Means of an Electronic Nose and SVM Neural Network [J]. Sensors and Actuators B: Chemical 2006 ,113(1) : 135-141.
- [11] Tan J ,Kerr W L. Determining Degree of Roasting in Cocoa Beans by Artificial Neural Network(ANN)-Based Electronic Nose System and Gas Chromatography/Mass Spectrometry (GC/MS) [J]. Journal of the Science of Food and Agriculture ,2018 ,98(10) : 3851-3859.
- [12] Peng P ,Zhao X ,Pan X ,et al. Gas Classification Using Deep Convolutional Neural Networks [J]. Sensors 2018 ,18(1) : 157.
- [13] Zhao X ,Wen Z ,Pan X ,et al. Mixture Gases Classification Based on Multi-Label One-Dimensional Deep Convolutional Neural Network [J]. IEEE Access 2019 ,7: 12630-12637.
- [14] 王云. 基于电子鼻技术的牛奶腐败度检测系统研究与设计 [D]. 郑州: 郑州大学 2017.
- [15] 李航. 统计学习方法 [M]. 北京: 清华大学出版社 ,2012: 95-131.
- [16] Han L ,Yu C ,Xiao K ,et al. A New Method of Mixed Gas Identification Based on a Convolutional Neural Network for Time Series Classification [J]. Sensors 2019 ,19(9) : 1960.



陈远涛(1995—)男,浙江大学生物医学工程2018级硕士研究生,从事生物医学工程与生物医学传感器研究, ytchen_chn@zju.edu.cn;



王平(1962—)男,浙江大学教授,博士生导师,主要研究方向为传感器与检测技术、生物芯片与生物电子学、人工嗅觉与人工味觉等, cnpwang@zju.edu.cn。