

DOI:10.19651/j.cnki.cmt.2107660

基于电子舌与 GAN-CDAE-ELM 模型的 咖啡产地快速溯源检测*

高继勇 王首程 于雪莹 王志强

(山东理工大学 计算机科学与技术学院 淄博 255049)

摘要: 为了实现对咖啡产地的快速溯源检测,提出了一种基于电子舌与生成对抗网络(GAN)-卷积降噪自编码器(CDAE)-极限学习机(ELM)组合模型相结合的检测方法。针对电子舌检测原始数据样本数量不足而导致深度学习模型准确率低、泛化能力差等问题,采用生成对抗网络(GAN)扩充训练样本数据规模,提高系统的鲁棒性;针对电子舌输出信号复杂、维度大、噪声多的特点,采用卷积降噪自编码器(CDAE)在低维特征空间对电子舌信号进行特征提取,提高关键特征的表达能力;最后,采用极限学习机(ELM)对提取的特征信息进行分类鉴别,构建咖啡产地溯源检测分析模型。利用该模型对五种不同产区的咖啡进行分类鉴别,结果表明,与基于离散小波变换(DWT)结合支持向量机(SVM)与极限学习机(ELM)等传统机器学习模型以及 VGG16 网络等深度学习模型相比,GAN-CDAE-ELM 对不同产地咖啡分辨效果更优,其测试集的准确率、精确率、召回率、F1-Score 分别达到了 99.00%、99.03%、99.00%、0.990 1。该研究为基于智能感官系统的咖啡产地快速辨识与检测提供一种新思路。

关键词: 咖啡;电子舌;生成对抗网络;卷积降噪自编码器;极限学习机

中图分类号: TH879;TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Rapid origin traceability detection of coffee based on electronic tongue and GAN-CDAE-ELM model

Gao Jiyong Wang Shoucheng Yu Xueying Wang Zhiqiang

(School of Computer Science and Technology, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China)

Abstract: In order to realize the rapid traceability detection of coffee origin, a detection method based on the combination of electronic tongue and generative adversarial networks (GAN)-convolutional denoising autoencoder (CDAE)-extreme learning machine (ELM) is proposed. Aiming at the problems of low accuracy and poor generalization ability of deep learning model caused by the insufficient number of original data samples of electronic tongue detection, generative adversarial networks (GAN) is used to expand the data scale of training samples and improve the robustness of the system. According to the characteristics of complex electronic tongue output signal, large dimension and many noise, convolutional denoising autoencoder (CDAE) is used to extract the features of electronic tongue signal in low dimensional feature space to improve the expression ability of key features. Finally, extreme learning machine (ELM) is used to classify and identify the extracted feature information, and a coffee origin traceability detection and analysis model is constructed. The results show that compared with the traditional machine learning models such as discrete wavelet transform (DWT), support vector machine (SVM) and extreme learning machine (ELM), as well as the deep learning models such as VGG16 network, GAN-CDAE-ELM has better discrimination effect on coffee from different producing areas, and its test set has higher accuracy, precision, the recall and F1-Score reached 99.00%, 99.03%, 99.00% and 0.990 1. This study provides a new idea for rapid identification and detection of coffee producing areas based on intelligent sensory system.

Keywords: coffee; electronic tongue; generative adversarial networks; convolutional denoising autoencoder; extreme learning machine

0 引言

咖啡起源于非洲埃塞俄比亚的高原地区,由于其香醇

的味道,以及增强注意力、促进新陈代谢、养胃助消化等功效深受人们喜爱,目前已经成为世界三大饮料之一^[1]。咖啡的产区遍布全球,不同产地咖啡在成分、口感和功效等方

收稿日期:2021-08-20

* 基金项目:山东省自然科学基金(ZR2019MF024)、教育部科技发展中心产学研创新基金(2018A02010)项目资助

面存在很大区别,价格也随之存在较大差异。近年来,部分市场上出现咖啡产地冒充现象,不法商家通过以次充好来牟取高额利润^[2],因此实现咖啡产地的准确溯源检测具有重要意义。传统咖啡产地鉴别方法主要有感官分析法和理化分析法。感官分析法由鉴定人员通过嗅觉、味觉、视觉等感官进行分辨,存在主观性强、易受干扰和检测稳定性差的缺点。理化分析法主要采用近红外光谱^[3]、太赫兹光谱^[4]等技术对不同产地咖啡化学组分进行鉴别,但这些方法存在设备体积大、价格昂贵、检测周期长、需要熟练的技术人员进行操控等问题,不适应咖啡产地快速和现场测量。

近年来,检测技术逐渐从特定化学成分分析转向借助模式识别技术进行分析^[5]。电子舌是一种新型仿生学检测仪器,它能够结合模式识别技术,借助多传感器阵列实现对液体样本“指纹图谱”的检测,具有精确度高、检测速度快、操作简单、成本低等优点。目前,电子舌系统已经广泛应用于食品鉴别^[6]、环境监测^[7]和药物分类^[8]等多个领域中,但尚未有研究将电子舌技术应用于咖啡产地的溯源检测。

模式识别技术主要对电子舌信号进行特征提取与分类识别;其中,特征提取能够从复杂信号中提取关键特征,从而压缩信号维度,减少信息冗余,提高检测速度和准确率。目前采用的方法主要有离散小波变换(DWT)^[9]、Hilbert 变换(HT)^[10]、快速傅里叶变换(FFT)^[11]等。但是上述特征提取方法主要基于人为设计,受设计者主观因素影响较大。分类识别是基于提取的特征对样本进行区分的方法,主要有 BP 神经网络(BPNN)^[12]、支持向量机(SVM)^[13]、线性判别分析(LDA)^[14]等。但此类方法主要基于浅层机器学习模型构建,存在信息表征能力有限、模型泛化能力不足等缺点。

深度学习相较于传统的机器学习技术,能够将低层特征转化为高层特征表示,实现对数据的自动特征提取与分类识别,形成一种端到端的模式识别^[15]。卷积降噪自编码器(convolutional denoising autoencoder, CDAE)作为一种新型深度学习算法,具有强适应性、强鲁棒性、强推理能力以及无监督特征学习能力^[16]。通过对信号的编码和解码,能够对大维度、复杂信号进行快速压缩降维,自动的从信号特征空间中提取具有代表性的潜在特征,同时通过最小化加噪原始信号与重构信号误差,迫使模型学习去除噪声后的输入信号,从而使模型聚焦于信号的关键特征,提高系统的检测准确性和系统鲁棒性^[17]。目前 CDAE 模型已被广泛应用于心电信号降噪^[18]、地震信号重构^[19]以及机械故障诊断^[20]等领域。但目前尚未有研究将 CDAE 应用于电子舌系统的模式识别领域。

深度学习模型训练样本规模的大小决定着特征提取和分类决策的效果^[21],但当前电子舌尚未有可供使用的大规模标注训练样本集合。生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)是 Goodfellow 等^[22]基于零和博弈与对抗训练思想提出的一种样本生成器。GAN 通过

对抗学习能够生成与原始数据相近的样本集,从而达到对原始数据集的扩充和数据增强效果^[23]。于希明等^[24]使用 GAN 对船舶图像数据进行扩充;袁培森等^[25]利用 GAN 生成不同类型的蘑菇图像,利用这些生成的样本,可以解决深度学习模型对大规模训练样本的需求,但采用该方法对电子舌数据进行扩充和训练的研究较为少见。

本文提出一种基于电子舌与 GAN-CDAE-ELM 模型相结合的咖啡产地溯源检测方法,针对原始样本数据量不足导致模型泛化能力差的问题,使用生成对抗网络(GAN)对数据进行扩充;针对原始信号特征维度大、噪声多的问题,使用卷积降噪自编码器(CDAE)对原始数据进行特征提取,压缩数据维度,最后将特征提取后的数据导入极限学习机(ELM)中,进行咖啡产地溯源分析与检测。通过将数据增强及深度学习技术应用到新型仿生人工智能感官领域,为不同产地的咖啡快速溯源检测提供了新的思路和方法。

1 材料与实验方法

1.1 材料与样本处理

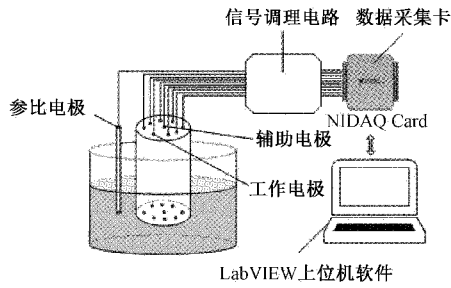
使用巴西、云南、危地马拉、肯尼亚、耶加雪等 5 个不同地区的咖啡豆作为样本,将咖啡豆充分研磨制成粉末,将 8.25 g 咖啡豆粉末与 150 mL 蒸馏水混合均匀,过滤杂质后进行信号采集^[26],每次样本采集完成后,对电极进行打磨,并且使用超声波清洗仪对电极进行清洗,每一个地区咖啡样本共计采集 150 个样本,共计采集 750 个原始样本。

1.2 电子舌系统

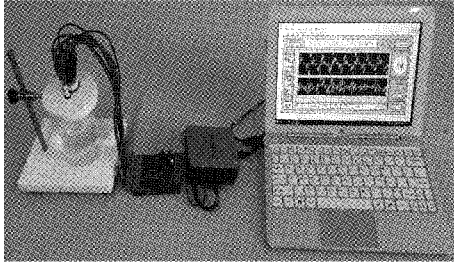
电子舌系统由本实验室自主研发^[27]。系统由 4 个部分构成,分别为传感器阵列、信号调理电路、数据采集卡以及 LabVIEW 软件,具体结构及实物照片如图 1 所示。其中传感器阵列为信号采集的重要结构,由 8 个工作电极(银、铂、金、钨、钛、镍、钨和玻碳)、1 个参比电极(银/氯化银)与 1 个辅助电极(铂)组成。工作时,电子舌系统在数据采集卡的控制下,产生电势为 $-1 \sim 1$ V、频率为 10 Hz、阶跃电位为 5 mV 的大幅方波脉冲激励信号(large-amplitude pulse voltammetry, LAPV),该信号经调理电路调理后加载至传感器阵列,在 LAPV 的作用下,样本溶液经不同电极的催化作用,发生氧化还原反应,产生不同的电流信号,该电流信号经放大、滤波处理后,最终到 LabVIEW 软件进行模式识别处理。

1.3 生成对抗网络(GAN)

GAN 由生成器 G 和判别器 D 两个部分构成,其中,生成器 G 负责捕捉真实样本的分布,并根据捕捉的信息生成能够欺骗判别器 D 的假样本;判别器 D 则是负责接收并判别数据是真实样本还是生成样本。生成器 G 与判别器 D 不断地进行迭代优化,最终达到纳什平衡状态,此时生成样本便可用作数据扩充^[28]。本文采用的 GAN 模型如图 2 所示,生成器结构共有 11 层,包括 4 个一维卷积层、3 个批归



(a) 电子舌结构



(b) 电子舌实物图

图 1 电子舌系统

一化层、3 个上采样层以及 1 个全连接层；判别器结构共有 7 层，包括 3 个一维卷积层、3 个批归一化层以及 1 个全连接层；除判别器的全连接层使用 Softmax 外，其他层的激活函数均使用 LcakyReLU。

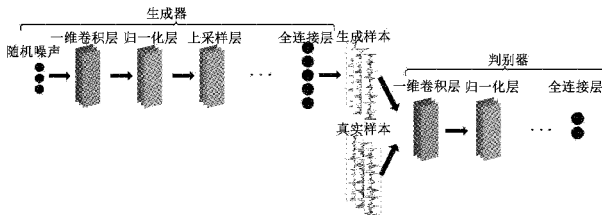


图 2 GAN 模型

GAN 训练的目标函数公式如下所示：

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{data}} [\log(D(x))] + E_{z \sim P_G} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

式中： $V(D, G)$ 代表损失函数； P_{data} 代表原始数据样本的分布； P_G 代表生成样本分布。

给定任意的生成器 G ，判别器的训练目标都是使得 $V(D, G)$ 最大化，最大化 $V(D, G)$ 的公式如下所示：

$$V(D, G) = \int_x P_{data}(x) \log(D(x)) + P_G(x) \log(1 - D(x)) dx \quad (2)$$

则最优判别器 D 的计算目标为：

$$D_G^*(x) = \frac{P_{data}(x)}{P_{data}(x) + P_G(x)} \quad (3)$$

将式(3)代入式(2)可以得到 G 的目标函数为：

$$C(G) = \max_D V(G, D) = E_{x \sim P_{data}} \left[\log \frac{P_{data}(x)}{P_{data}(x) + P_G(x)} \right] + E_{z \sim P_G} \left[\log \frac{P_G(x)}{P_{data}(x) + P_G(x)} \right] \quad (4)$$

当 $P_{data} = P_G$ 时， $D_G^*(x)$ 值为 0.5，此时判别器 D 无法准确辨别样本来源，这种情况下，生成样本便可用作数据样本的扩充。

1.4 卷积降噪自编码器(CDAE)

卷积降噪自编码器(CDAE)通过最小化加噪原始信号与重构原始信号误差，使其能够在低维特征空间中实现对原始信号高效准确的特征提取。CDAE 模型由编码器和解码器两部分组成；编码器负责快速压缩原始信号维度，将其映射为低维特征空间的特征表达；解码器负责将该特征表达进行重构，并将其还原为原始信号^[29]。CDAE 使用平方差损失函数(MSE)充分训练编码器与解码器，在其重构误差最小化后，可在低维特征空间中得到信号的关键特征，从而达到压缩信号维度、提高系统鲁棒性的目的。

本文使用一维卷积降噪自编码器对电子舌信号进行特征提取。其中，编码器结构共有 9 层，包括 3 个一维卷积层、3 个批归一化层、3 个下采样层；解码器结构共有 9 层，包括 3 个一维卷积层、3 个批归一化层、3 个上采样层，CDAE 模型结构如图 3 所示。

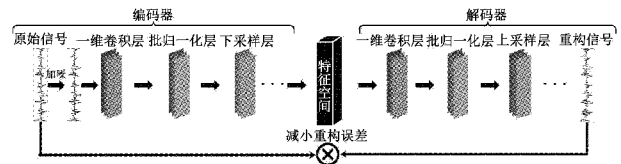


图 3 CDAE 模型结构

CDAE 使用平方差损失 (MSE) 函数对重构误差进行计算，公式如下：

$$\text{Loss}(\theta) = |P - Q|^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{2} \| \bar{x}_i - x_i \|^2 \right) \quad (5)$$

式中： P 为加噪原始信号； Q 为重构输出信号； m 为原始数据维数。

卷积层为 CDAE 模型中进行特征提取的主要结构，其运算公式如下：

$$x_j^i = f \left(\sum_{i \in M_j} \omega_{ij}^i * x_i^{i-1} + b_j^i \right) \quad (6)$$

式中： x_j^i 为当前卷积层输出的特征； x_i^{i-1} 为前一层输出的特征； f 函数为激活函数； ω_{ij}^i 为当前卷积层的卷积核； b_j^i 为当前卷积层对应的偏置。

下采样层的作用是对经卷积层提取的特征进一步压缩其维度，以降低计算负担，提高运算效率。最大池化操作为：

$$x_j^k(n) = \max \{ x_j^k(2n-1), x_j^k(2n) \} \quad (7)$$

式中： $x_j^k(n)$ 中 k, j 表示为第 k 层第 j 个卷积核， n 表示为卷积核尺寸边长； \max 表示为最大值函数。

1.5 极限学习机(ELM)

极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 是 Huang 等^[30]提出的一种单隐层前馈神经网络。与传统学习算法相比，ELM 避免了参数迭代寻优的过程，通过求解

方程组的方式来获得输出层的参数;同时 ELM 的输入层与隐含层之间的参数随机初始化,在训练过程中不进行调整,从而具有训练速度快、泛化性能好的优点。

隐藏层节点数为 L 的 ELM 可表示为:

$$O_j = \sum_{i=1}^L B_i g(W_i X_j + b_i) \quad (8)$$

式中: O_j 为网络输出; $g(\cdot)$ 表示为激活函数; B_i 为输出层与隐含层第 i 个节点之间的输出权重; W_i 为输入层与隐含层第 i 个节点输入权重; b_i 为第 i 个节点之间的偏置。

1.6 GAN-CDAE-ELM 模型

GAN-CDAE-ELM 的模型工作流程如图 4 所示。

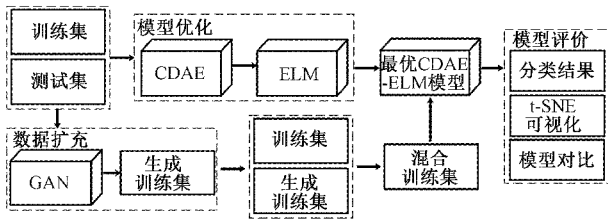


图 4 GAN-CDAE-ELM 模型工作流程

工作流程如下:

1) 利用电子舌系统采集溶液样本信号,并将电子舌信号数据集按照 3:2 的比例划分为训练集和测试集。

2) 使用均方误差损失(MSE)函数判断重构误差最小化至阈值来寻找 CDAE 最优信号噪声比例,通过训练集、测试集准确率及其波动程度寻找 CDAE 最优特征提取维度。

3) 将 CDAE 提取的关键特征导入 ELM 中,使用训练集及测试集准确率优化 ELM 隐藏层节点数目。

4) 将原始样本训练集导入 GAN 中进行训练,直至网络训练到纳什平衡状态。使用训练完毕的生成器生成样本,分别将 0、500、1 000、1 500、2 000 个生成样本数据与原始训练集混合,形成不同数量的混合训练集。

5) 将不同数量的混合训练集导入训练完毕的 CDAE-ELM 中进行训练,判断基于不同扩展数量的混合训练集下的 GAN-CDAE-ELM 模型的数据扩充效果。

6) 使用流行学习 t-SNE 对原始数据集、CDAE 及 DWT 提取的特征进行可视化分析;使用准确率、召回率、精确率等相关指标对模型进行评价;判断模型对咖啡快速溯源检测的效果。

2 实验与分析

2.1 电子舌响应信号

电子舌 8 个电极的响应信号如图 5 所示。从图 5 中可以看出,在不同金属电极的催化作用下,样本溶液发生化学反应,产生不同的“指纹图谱”,每个电极产生 1 000 个数据点,每个样本共得到 8 000 个数据点。每一类收集 150 个样本,从中随机选取 60 个样本作为测试集。

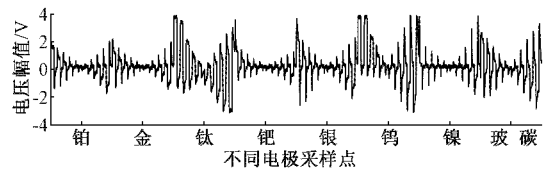


图 5 电子舌响应信号

2.2 CDAE 结构优化

不同比例的高斯白噪声对 CDAE 原始信号的重构效果存在差异,重构误差越小,对原始信号的特征提取的鲁棒性就越好,对样本的分类准确率就越高^[31]。重构误差可由均方误差(MSE)损失函数计算得到。为寻找最优比例的噪声,分别在原始信号中添加不同比例的噪声并观察其重构损失,结果如图 6 所示。从图 6 中可以看出,当噪声比例为 0.1 时,信号重构损失曲线下落速度快于其他比例的重构损失曲线,最终得到的重构损失最低,为 0.037 82,说明此时信号对特征提取的鲁棒性最好,因此选取噪声比例为 0.1 的原始信号作为模型输入。

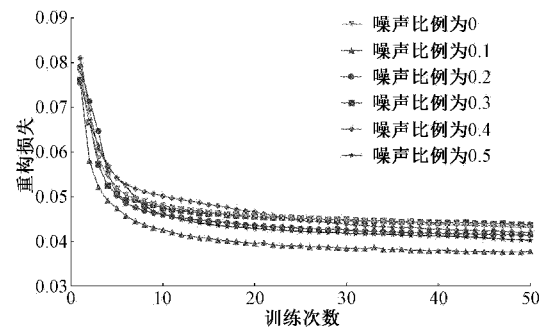


图 6 CDAE 噪声比例设计

CDAE 提取的特征维数同样影响着最终分类准确率,提取特征维数过多会使模型学习到较多冗余特征,导致分辨准确率的波动;提取特征维数过少则不能充分学习样本的特征分布,导致模型分类准确率降低。使用特征维数大小从 10 维到 60 维、跨度为 10 的特征区间对 CDAE 特征提取维数进行优化,训练集及测试集准确率变化情况如图 7 所示。从图 7 中可以看出,随着特征维数的增加,测试集与训练集的准确率逐渐提高,当维数为 40 时训练集与测试集的准确率基本保持稳定且波动较小,因此选取 40 作为特征提取的维数。

2.3 ELM 结构优化

ELM 随机产生输入层与隐含层间的参数,因此,仅需要对 ELM 隐含层节点数日进行优化,其分类准确率结果如图 8 所示。由图 8 可知,当隐含层节点数日为 25 时,训练集与测试集的准确率最高。

2.4 GAN 数据生成与扩充效果

将原始样本训练集导入 GAN 模型中,学习过程中判别器与生成器的损失如图 9 所示。从图 9 中可以看出,在训练前期,生成器与判别器的损失函数波动程度较大,表明

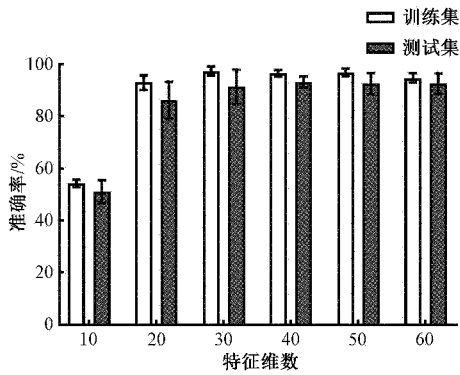


图 7 CDAE 特征维度选取

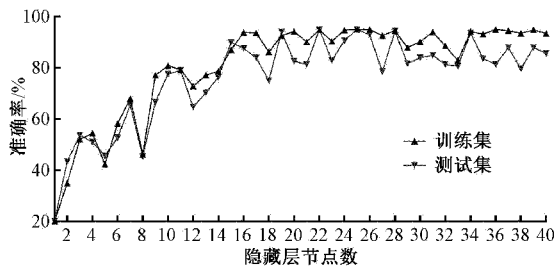


图 8 ELM 参数寻优

生成数据与原始数据存在较大的差距,此时的生成数据无法欺骗判别器;当训练达到 4 000 次后,生成器与判别器的损失函数已经开始收敛,二者逐渐进入相对稳定的状态,表明此时生成的样本已足够真实,可用作 CDAE-ELM 模型的训练样本。

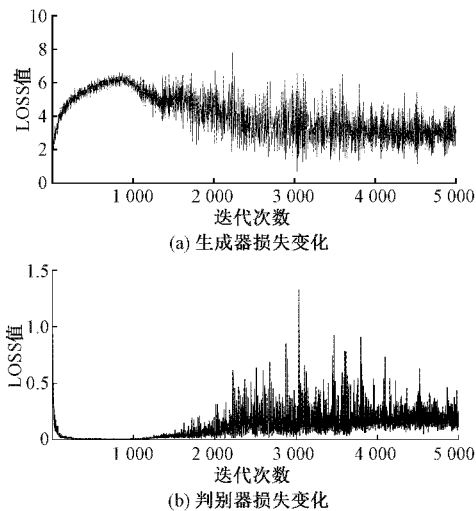


图 9 GAN 训练损失

图 10 为铂电极的原始信号及经 10 000 次迭代后生成器产生的生成信号,可以看出此时的生成样本已经十分接近原始数据。

为研究样本数量对分类准确率的影响,分别采用 0、500、1 000、1 500、2 000 个生成样本与原始数据集形成混合

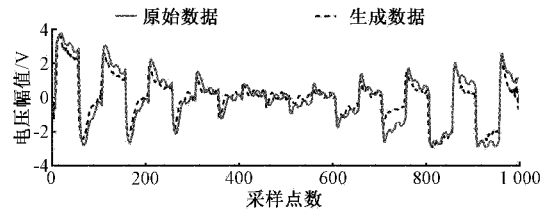


图 10 原始信号与生成信号

训练集,分别对 CDAE-ELM 模型进行训练。基于不同数量的混合训练集的训练过程如图 11 所示,最终训练集与测试集的准确率结果如表 1 所示。由图 11 可知,训练样本的增加使得准确率在训练前期就能够达到一个较高的水平,在数据集扩充数量为 2 000 时,准确率上升速度最快,且最终训练集与测试集的准确率高其他扩充数量的数据集。

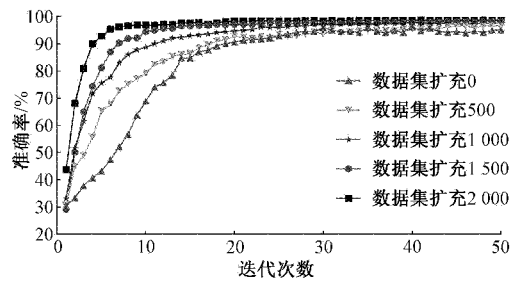


图 11 扩充样本数量与训练集准确率的关系

表 1 不同样本扩充数量的准确率

扩充数量	训练集准确率/%	测试集准确率/%
0	95.11	95.00
500	96.53	95.67
1 000	97.85	96.78
1 500	98.36	98.00
2 000	98.73	99.00

经 GAN 扩充数据训练与未经 GAN 扩充数据训练的 CDAE-ELM 模型的测试集混淆矩阵如图 12 所示,图中 1、2、3、4、5 对应的类别分别为肯尼亚、危地马拉、云南、耶加雪、巴西。由图 12 可知,经 GAN 扩充数据后正确分类的样本数要明显多于未经 GAN 扩充数据的样本数,证明样本数量的增加使得模型能够对信号特征进行更加充分的学习,即 GAN 能够针对原始数据的分布特性进行扩充,使得 CDAE 模型能够在小样本情况下充分提取样本特征,提高了模型的准确率与泛化能力。

2.5 特征可视化

为进一步验证 CDAE 的特征提取能力,利用流行学习方法 t 分布随机近邻嵌入算法 (stochastic neighbor embedding, t-SNE) 分别对原始数据、离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT) 以及 CDAE 提取的特征进行可视化分析^[32],结果如图 13 所示。DWT 作为经典的机器学习特征提取算法,其效果受到小波基函数与分解

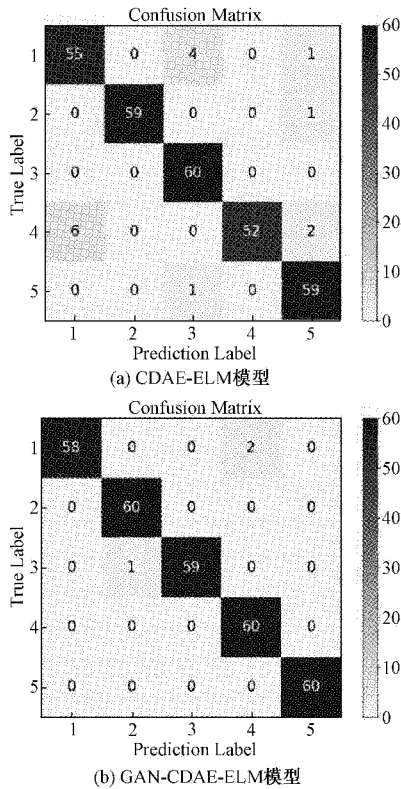


图 12 模型分类的混淆矩阵

层数的影响,采用相关系数 R^2 作为评价指标,经验证在小波基函数为 sym4、分解层数为 7 时 DWT 的特征提取效果最优,此时 R^2 为 0.975。由图 13 可以看出,原始数据在特征上的分布较为杂乱,不同类别之间呈现出较高的相似性,无法准确分辨样本类别,证明原始数据中含有许多冗余特征,影响着模型的正确分类;经 DWT 以及 CDAE 特征提取之后,类别区分趋向明显,相较于 DWT、CDAE 提取的特征在不同类之间的距离更远,类内的相聚程度更加密集,说明 CDAE 对关键点的特征提取更加有效,证明了 CDAE 特征提取的优越性。

2.6 模型性能对比分析

为验证 GAN-CDAE-ELM 模型对咖啡豆产地分类检测的有效性,分别采用准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1-Score 等评价标准对 8 种模型进行对比评价。对比模型有 DWT-ELM、DWT-SVM、PCA-SVM、VGG16-ELM 等。其中,主成分分析 (principal component analysis, PCA) 则选取特征累积贡献率超过 95% 的 9 个主成分;支持向量机 (support vector machine, SVM) 的分类性能主要受惩罚因子与核参数的影响,经网格寻优法分别设置两个参数, DWT-SVM 模型中设置为 2^{-3} 、 2^{-5} , PCA-SVM 模型中设置为 2^{-4} 、 2^{-3} ; ELM 隐藏层节点寻优方法如前文所示;卷积自编码器 (convolutional autoencoder, CAE) 的结构与 CDAE 的基本结构保持一致。评价指标对应公式如下:

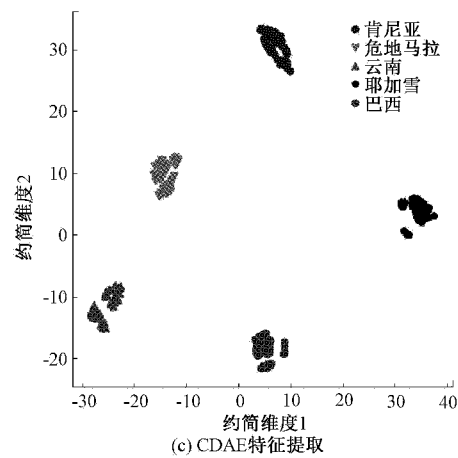
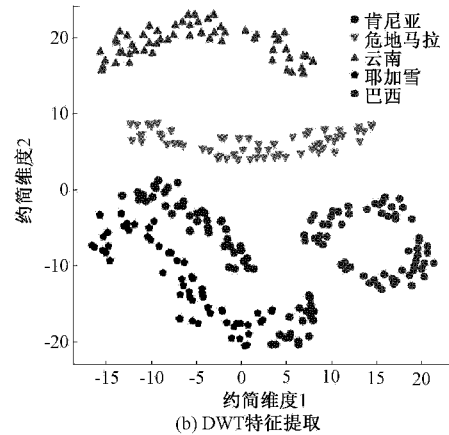
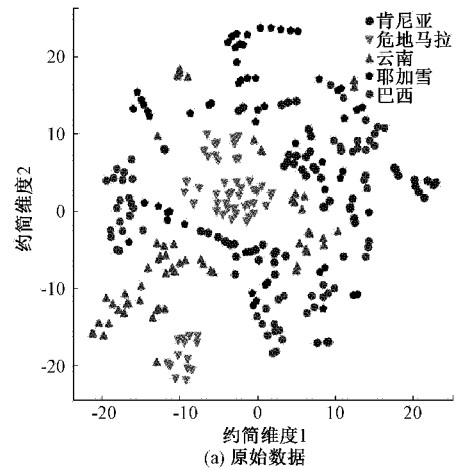


图 13 t-SNE 特征可视化

$$\text{Accuracy} = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \quad (9)$$

$$\text{Precision} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (10)$$

$$\text{Recall} = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (11)$$

$$\text{F1-Score} = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (12)$$

从表 2 中可以看出, GAN-CDAE-ELM 模型相比于

DWT-SVM、VGG16-ELM 等模型效果更好,说明相较于 DWT、PCA 等特征提取方法,CDAE 能够准确提取样本特征;经 GAN 数据扩充之后的模型相较于未扩充数据集的模型,性能有所提升,说明在 GAN 扩充数据的情况下,CDAE 更能够发挥特征提取的优势。GAN-CDAE-ELM 模型的综合准确率达到 99.00%,证明电子舌结合该模型能够实现对咖啡产地的快速溯源检测。

表 2 对比模型准确率

模型	Accuracy/ Precision/ Recall/			F1-Score
	%	%	%	
DWT-SVM	90.67	91.35	90.67	0.910 1
DWT-ELM	92.00	92.13	92.00	0.920 6
PCA-SVM	86.00	85.96	86.00	0.959 8
VGG16-ELM	92.33	92.47	92.33	0.924 0
GAN-VGG16-ELM	95.67	95.75	95.67	0.957 1
CAE-ELM	94.00	94.01	94.00	0.940 0
CDAE-ELM	95.00	95.22	95.00	0.951 1
GAN-CDAE-ELM	99.00	99.03	99.00	0.990 1

3 结 论

本文提出了一种基于电子舌系统结合 GAN-CDAE-ELM 模式识别模型对不同产地咖啡进行快速溯源检测的方法。近红外光谱等传统咖啡溯源检测方法存在设备体积大、价格昂贵、检测周期长等问题;而电子舌系统具有体积小、检测速度快、易于操作等特点,能够针对不同产地的咖啡采集其独特的“指纹图谱”,并结合深度学习技术实现对不同产地咖啡的快速、准确溯源检测。因电子舌信号数据量不足,利用 GAN 扩充数据规模;因原始电子舌信号维度高、噪声多,使用 CDAE 对其进行特征的自动提取,突出不同产地咖啡的关键信号特征,然后使用 ELM 进行分类鉴别。结果表明,经 GAN 进行数据扩充的 CDAE-ELM 模型相较于 DWT-ELM、VGG16-ELM 等模型准确率、精确率、召回率、F1-Score 均有较大提升。本研究为实现快速准确的咖啡产地溯源检测提供了一种新方法,为深度学习模型在智能感官仪器领域的应用提供了一种新思路。

参考文献

- [1] 杨静园,董文江,陆敏泉,等.咖啡豆的热风干燥特性及其干燥过程中风味成分变化规律研究[J].热带作物学报,2016,37(5):971-978.
- [2] 潘丙珍,奚星林,陈秀明,等.高效阴离子交换色谱-脉冲安培检测法测定烘焙咖啡豆及其掺假物中的糖类标记物[J].食品安全质量检测学报,2018,9(20):5346-5352.
- [3] GIRAUDDO A, GRASSI S, SAVORANI F, et al. Determination of the geographical origin of green coffee beans using NIR spectroscopy and multivariate data analysis[J]. Food Control, 2019, 99: 137-145.
- [4] 胡晓华,刘伟,刘长虹,等.基于太赫兹光谱和支持向量机快速鉴别咖啡豆产地[J].农业工程学报,2017,33(9):302-307.
- [5] CETO X, PEREZ S. Voltammetric electronic tongue for vinegar fingerprinting [J]. Talanta, 2020, 219: 121253.
- [6] LU L, HU Z, HU X, et al. Quantitative approach of multidimensional interactive sensing for rice quality using electronic tongue sensor array based on information entropy [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2021, 329: 129254.
- [7] KRANTZ-RULCKER C, STENBERG M, WINQUIST F, et al. Electronic tongues for environmental monitoring based on sensor arrays and pattern recognition: A review [J]. Analytica Chimica Acta, 2001, 426(2): 217-226.
- [8] 白杰,高利利,张志勤,等.电子舌技术的原理及在中药领域的应用[J].中南药学,2021,19(1):78-84.
- [9] DE A, GHOSH A, TUDU B. Selection of optimum level of data compression for voltammetric electronic tongue signal using DWT [C]. International Conference on Perception & Machine Intelligence, 2015: 237-245.
- [10] YIN T, YANG Z, MIAO N, et al. Development of a remote electronic tongue system combined with the VMD-HT feature extraction method for honey botanical origin authentication [J]. Measurement, 2021, 171: 108555.
- [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] 李露芳,苏国万,张佳男,等.基于电子舌技术的酱油分析识别研究 [J]. 中国食品学报, 2020, 20(9): 265-274.
- [13] BOUGRINI M, TAHRI K, SAIDI T, et al. Classification of honey according to geographical and botanical origins and detection of its adulteration using voltammetric electronic tongue [J]. Food Analytical Methods, 2016, 9(8): 2161-2173.
- [14] DE MORAIS T C B, RODRIGUES D R, DE-CARVALHO P S U T, et al. A simple voltammetric electronic tongue for the analysis of coffee adulterations [J]. Food Chemistry, 2019, 273: 31-38.
- [15] 杨正伟,张鑫,李庆盛,等.基于电子舌及一维深度 CNN-ELM 模型的普洱茶贮藏年限快速检测 [J]. 食品与机械, 2020, 36(8): 45-52.

- [16] 李晓花, 江星星. 基于深度小波去噪自动编码器的轴承智能故障诊断方法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(2): 145-151, 190.
- [17] 杨云开, 范文兵, 彭东旭. 基于一维卷积神经网络和降噪自编码器的驾驶行为识别[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(8): 171-176.
- [18] 陈健. 基于卷积自编码神经网络的心电信号降噪算法研究[D]. 保定:河北大学, 2020.
- [19] 宋辉, 高洋, 陈伟, 等. 基于卷积降噪自编码器的地震数据去噪[J]. 石油地球物理勘探, 2020, 55(6): 1210-1219, 1160-1161.
- [20] 周兴康, 余建波. 基于深度一维残差卷积自编码网络的齿轮箱故障诊断[J]. 机械工程学报, 2020, 56(7): 96-108.
- [21] SUH S, LEE H, LUKOWICZ P, et al. CEGAN: Classification enhancement generative adversarial networks for unraveling data imbalance problems[J]. Neural Networks, 2021, 133: 69-86.
- [22] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3: 2672-2680.
- [23] WANG Y, SUN G, JIN Q. Imbalanced sample fault diagnosis of rotating machinery using conditional variational auto-encoder generative adversarial network[J]. Applied Soft Computing, 2020, 92: 106333.
- [24] 于希明, 洪硕, 于金祥, 等. 可见光遥感图像船舶目标数据增强方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 261-269.
- [25] 袁培森, 吴茂盛, 崔肇裕, 等. 基于 GAN 网络的菌菇表型数据生成研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 231-239.
- [26] DONG W, HU R, LONG Y, et al. Comparative evaluation of the volatile profiles and taste properties of roasted coffee beans as affected by drying method and detected by electronic nose, electronic tongue, and HS-SPME-GC-MS [J]. Food Chemistry, 2019, 272: 723-731.
- [27] YANG Z, MIAO N, ZHANG X, et al. Employment of an electronic tongue combined with deep learning and transfer learning for discriminating the storage time of Pu-erh tea[J]. Food Control, 2021, 121: 107608.
- [28] LIANG P, DENG C, WU J, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery via wavelet transform, generative adversarial nets and convolutional neural network[J]. Measurement, 2020, 159: 107768.
- [29] 王鹏, 邓蕾, 汤宝平, 等. 基于自编码器和门限循环单元神经网络的滚动轴承退化趋势预测[J]. 振动与冲击, 2020, 39(17): 106-111, 133.
- [30] HUANG G, ZHU Q, SIEW C. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1): 489-501.
- [31] 安磊, 韩忠华, 林硕, 等. 面向网络入侵检测的 GAN-SDAE-RF 模型研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(21): 155-164.
- [32] 王肖雨, 董靳丁, 郑近德, 等. 基于流形嵌入分布对正的滚动轴承迁移故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(8): 110-116.

作者简介

高继勇, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别、数字信号处理。

E-mail: 1078970104@qq.com

王首程, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别、数字信号处理。

E-mail: wangsc0112@163.com

于雪莹, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 879591947@qq.com

王志强, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能计算、智能信息系统。

E-mail: wzq@sdut.edu.cn