

电子鼻和电子舌结合 LSTM-AM-M1DCNN 检测枸杞产地

马泽亮¹ 刘雅倩² 程琦峰¹ 王萍萍¹ 杨甜星³ 杜 岗⁴

(1. 连云港职业技术学院信息工程学院, 江苏 连云港 222000; 2. 北京大学药学院, 北京 100191; 3. 连云港职业技术学院医药工程学院, 江苏 连云港 222000; 4. 连云港职业技术学院机电工程学院, 江苏 连云港 222000)

摘要: [目的] 实现枸杞产地的快速检测。[方法] 提出了一种基于电子鼻和电子舌的长短期记忆网络—注意力机制—多尺度一维卷积神经网络(LSTM-AM-M1DCNN)模型的枸杞产地快速判别方法。采用电子鼻和电子舌分别对 5 种不同产地的枸杞进行检测, 将采集回来的信息进行融合, 并采用 LSTM-AM-M1DCNN 对融合后的数据进行分类判别。[结果] 相比于传统的 LSTM、CNN 方法, LSTM-AM-M1DCNN 能够有效提取到电子鼻和电子舌数据中深层特征信息, 其测试集准确率、精确率、召回率、F₁-Score 分别为 97.4%, 97.6%, 97.4%, 0.974。[结论] 采用 LSTM-AM-M1DCNN 解决了传统卷积神经网络无法充分提取时序、时空特征的缺陷, 适合对电子鼻和电子舌采集到的数据进行处理, 可有效判别枸杞产地。

关键词: 枸杞; 产地; 电子鼻; 电子舌; 长短期记忆网络; 多尺度一维卷积神经网络

Detection of the origin of wolfberry based on electronic nose and electronic tongue combined with LSTM-AM-M1DCNN

MA Zeliang¹ LIU Yaqian² CHENG Qifeng¹ WANG Pingping¹ YANG Tianxing³ DU Gang⁴

(1. School of Information Engineering, Lianyungang Technical College, Lianyungang, Jiangsu 222000, China; 2. School of Pharmaceutical Sciences, Peking University, Beijing 100191, China; 3. School of Pharmaceutical Engineering, Lianyungang Technical College, Lianyungang, Jiangsu 222000, China; 4. School of Mechatronic Engineering, Lianyungang Technical College, Lianyungang, Jiangsu 222000, China)

Abstract: [Objective] To achieve rapid detection of the origin of wolfberry. [Methods] A rapid discrimination method for the origin of wolfberry was proposed based on an electronic nose and tongue system using a Long Short-Term Memory network-Attention Mechanism-Multi-scale one-Dimensional Convolutional Neural Network (LSTM-AM-M1DCNN) model. First, an electronic nose and tongue were used to detect wolfberries from five different origins. Then, the collected data were fused, and finally, the LSTM-AM-M1DCNN was employed to classify and discriminate the fused data. [Results] Compared with traditional LSTM and CNN methods, the LSTM-AM-M1DCNN effectively extracted deep feature information from the electronic tongue and nose signals. The accuracy, precision, recall, and F₁-Score of the test set reached 97.4%, 97.6%, 97.4%, and 0.974, respectively. [Conclusion] The use of LSTM-AM-M1DCNN overcomes the limitations of traditional convolutional neural networks that are not fully capable of extracting temporal and spatiotemporal features. It is suitable for processing data collected by the electronic nose and tongue and can effectively and accurately discriminate wolfberries from five different origins.

Keywords: wolfberry; origin; electronic nose; electronic tongue; long short-term memory network; multi-scale one-dimensional convolutional neural network

基金项目: 江苏高校“青蓝工程”资助项目(编号:2023);江苏省高等学校基础科学(自然科学)研究面上项目(编号:23KJD530003);连云港市科技计划项目(编号:SF2134);连云港市第六期“521工程”科研资助项目(编号:LYG06521202315)

通信作者: 马泽亮(1991—),男,连云港职业技术学院讲师,硕士。E-mail:2458300673@qq.com

收稿日期: 2024-04-20 **改回日期:** 2024-10-22

枸杞为药食同源植物,具有抗衰老、抗肿瘤、防辐射、滋阴润肺、增强免疫系统等多种药用功效和保健功能^[1]。中国枸杞主要产自于宁夏、甘肃、青海、新疆和内蒙古^[2]。地理产地是枸杞品质重要的参数,不同地区的气候、水质、土壤以及栽培技术等因素都会影响枸杞化学成分^[3]。自 2006 年起,中国已实施农产品原产地管理法,旨在提升原产地环境并确保其质量安全^[4]。但仍有非法经销商在市场上售卖标有“宁夏产地”标识的非宁夏枸杞,损害了消费者的利益,也对枸杞原产地造成了不利影响^[5]。传统鉴别枸杞产地和质量的方法包括颜色、形状、大小,但这些方法不够准确,需要丰富的经验且主观性较强^[6]。常规化学方法测定关键指标主要有拉曼光谱法^[7]、近红外光谱法^[8]、元素指纹分析法^[9]、化学成分分析法^[10]等,但此类检测方法所用仪器操作复杂、检测周期长、检测精度有待提高,不适用于对枸杞产地快速在线判别。

电子鼻和电子舌是模拟人类嗅觉和味觉的智能传感系统,在食品品质评估^[11]、药品适口性评价^[12]和饮品原产地判别^[13]等多个领域具有巨大的潜力。电子鼻通过嗅觉传感器阵列能够检测和识别食品中的挥发性有机化合物,电子舌则通过味觉传感器阵列对食品中的非挥发性成分进行定性和定量分析^[14]。由于枸杞中化学成分的复杂性和产地间的差异性,单一使用电子鼻或电子舌往往难以达到理想的判别效果,而这两种技术的结合为枸杞产地的快速判别提供了一种新的解决方案。Wang 等^[15]采用电子鼻和电子舌技术,利用主成分分析和线性判别分析对 5 个省份的枸杞进行了分类;宋亮^[16]利用电子鼻和电子舌技术,结合软独立建模对不同产地的黑枸杞进行了鉴别。这些方法均局限于浅层学习模型,在特征提取方面往往需要人工调整特征提取方式,无法充分挖掘数据中的深层次信息。

目前,深度学习技术已在视觉、听觉等方面取得了显著进展。Yang 等^[17]利用电子舌和 CNN 对 4 个省份的枸杞进行了辨别;Dong 等^[18]结合二维相关光谱与 CNN 对宁夏五大产区的枸杞进行了辨别。然而,传统 CNN 感受野固定,在特征提取时过于粗糙,无法精细地区分目标的细微差别,且无法充分捕捉时间维度上的动态变化,忽略了数据中可能存在的时序依赖性。因此,当传感器信号随时间变化时,仅使用 CNN 无法提取全部有价值的信息。相比之下,多尺度一维卷积神经网络(M1DCNN)通过结合不同尺度的卷积核来提取特征,可以更全面地捕捉电子鼻和电子舌信号中的细节,解决传统 CNN 无法充分提取时空特征的缺陷^[19];长短期记忆网络(LSTM)擅长捕捉数据的时序特征,可在时序上深度挖掘特征之间的关联,进一步提升网络的性能,解决传统 CNN 无法提取时序特征的缺陷^[20];将 LSTM 和 M1DCNN 两者相结合,可实现各自优势的互补,有效地从电子鼻和电子舌的时序数据中

提取深层次的特征,提高数据处理的能力。为了进一步强化模型的性能,将注意力机制(AM)集成到 LSTM-M1DCNN 的结合体中,通过对特征重加权优化整个网络的学习过程,使模型在处理时序数据时更加高效和准确,从而提高枸杞产地判别准确性。

研究拟探索一种基于电子鼻和电子舌结合 LSTM-AM-M1DCNN 的枸杞产地判别方法,采集 5 个不同产地的枸杞样品,通过数据级融合技术融合电子鼻与电子舌传感信号,在此基础上,构建一个融合 LSTM、AM 和 M1DCNN 的深度学习框架,以期实现对枸杞产地的高效准确判别。

1 材料与仪器

1.1 试验材料

为确保样品地域的真实性,在枸杞的主要产地宁夏中宁、甘肃靖远、青海柴达木、新疆精河以及内蒙古先锋进行代表性抽样。采样严格遵守枸杞成熟期后与农户收割前这一时间窗口,以获取最具代表性的样本。在每一个抽样地点,详细记录地理位置、种植品种等关键信息,以便后续分析使用。收集到的枸杞样品随即按照统一加工流程进行处理,挑选质量均一的样品以供后续检测和研究。

1.2 电子鼻系统

电子鼻系统由实验室自行研制,主要由气泵及气路、检测腔、传感器阵列、信号处理电路、数据采集卡 and 上位机组成(图 1)。检测试验样本时,首先启动气泵,将待测样本气体引入检测腔内,传感器阵列将气体化学信号转化为电信号,电信号经信号处理电路和数据采集卡,传送至上位机进行数据处理。传感器阵列工作前需预热 10 min,然后采用顶空法采集传感器响应信号,采集时间持续 10 s。检测完成后,将采集到的数据进行存储,并对传感器进行清洗,在此期间,干净的空气从传感器和气路中解吸剩余的挥发性物质,最后信号返回到下一次测试前的基线处。为减少试验误差,环境温度保持在 25℃。

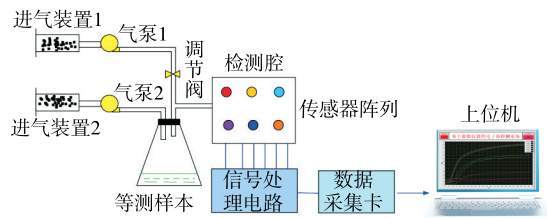


图 1 电子鼻系统结构图

Figure 1 Structure of the electronic nose system

1.3 电子舌系统

电子舌系统由实验室自行研制,主要由多传感器阵列、信号处理电路、数据采集卡及上位机组成(图 2)。对液体进行检测时,上位机操控数据采集卡生成激励信号,

经信号处理电路调整后,传递到传感器阵列上,促使溶液进行电化学反应,从而产生电流响应信号,响应信号通过信号处理电路和数据采集卡,最终上传至上位机进行数据分析。检测前,取 5 g 枸杞样本用 200 mL 热水冲泡 30 min,冷却后过滤,取 100 mL 待测溶液。检测时,将待测溶液倒入样品杯中进行检测,测量时间持续 8 s,对每个样本进行 3 次重复测量,丢弃不稳定的前两个响应信号,只使用最后一个稳定的传感器信号作为原始数据。检测后,清洗传感器。

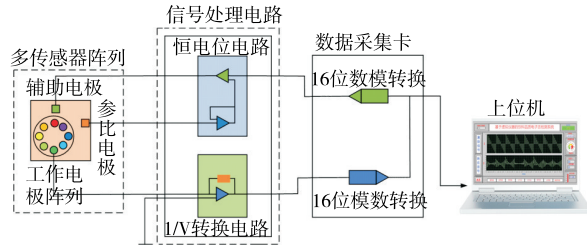


图2 电子舌系统结构图

Figure 2 Structure of the electronic tongue system

2 信息融合和 LSTM-AM-M1DCNN 模型

2.1 信息融合

在对样本检测时,单一传感器往往难以提供足够的信息来进行全面的样本分析,信息融合成为提升系统性能的关键途径。陈佳瑜等^[21]将电子鼻和电子舌进行特征级融合对工夫茶进行了检测;王首程等^[22]将电子鼻和电子舌进行特征级融合对陈醋的年限进行了判别,但由于特征级融合是在特征提取后进行,融合效果受到所提取特征质量的限制,如果特征提取过程中丢失了关键信息,那么融合结果就不会达到预期效果。而数据级融合发生在信息处理的最底层,因此能够保留最多的数据量和细微信息,有助于提高整个系统的精度。

电子鼻和电子舌数据级融合时,首先将检测到的样本数据转化为一维向量,随后将两者进行拼接,最后得到融合向量,其原理为:

$$H = D(N \cdot T), \quad (1)$$

式中:

H ——融合的数据向量;

N ——电子鼻的数据向量;

T ——电子舌的数据向量;

$D(\cdot)$ ——融合操作。

2.2 长短期记忆网络

电子鼻和电子舌是两种模仿生物感官系统的技术,能够检测和识别复杂的气味和味道,对样本检测时,系统会产生随时间变化的时序数据。循环神经网络(RNN)由于其特有的记忆能力,已成为处理时序数据的理想工具^[23]。在电子鼻和电子舌的数据分析中,RNN能够捕捉

嗅觉和味觉传感器产生的信号序列中的动态模式和时间依赖关系。其中,LSTM在RNN结构中添加了遗忘门单元而得到发展,可有效提取电子鼻信号的时序特征^[24]。LSTM细胞单元如图3所示,由门控制单元和记忆单元组成,而门控制单元又包含输入门、输出门和遗忘门。

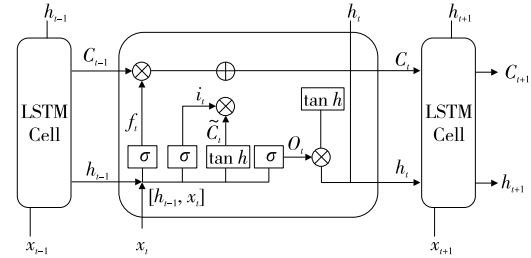


图3 LSTM 细胞单元结构

Figure 3 Structure of the LSTM cell unit

遗忘门结构表达式为:

$$f_t = \text{sigmoid}(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f), \quad (2)$$

式中:

f_t ——遗忘门的输出;

x_t ——输入序列;

W_f ——权值矩阵;

h_{t-1} ——上一时刻细胞单元最终的输出;

$[h_{t-1}, x_t]$ ——两个向量连接成长向量;

b_f ——偏移项。

输入门和输出门可表示为:

$$i_t = \text{sigmoid}(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (3)$$

$$C_t = i_t \odot \tilde{C}_t + f_t \odot C_{t-1}, \quad (4)$$

$$o_t = \text{sigmoid}(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (5)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t), \quad (6)$$

式中:

i_t ——输入门的输出;

C_t ——当前的记忆单元状态(整个过程是对上一时刻的记忆单元状态进行更新);

o_t ——输出门的输出;

h_t ——LSTM 当前时刻的最终输出。

2.3 注意力机制

LSTM 网络的输入是按时间步依次进行的,对于距离较远且关系密切的特殊点,需要经过多个时间步迭代才能联系到一起,这种联系会随着距离的增加而减小,导致长期依赖关系的捕捉变得困难。因此,将 AM 引入 LSTM 网络中,通过计算每个时间步输出特征之间的关系,为各个特征分配相应的权重,能够很好地解决远距离轨迹点之间的特征依赖关系。AM 的核心理念在于筛选和聚焦关键信息,生成特征权重向量,从而优化信息处理的效率和准确性,并按式(7)~式(9)计算特征权重向量。

$$h_k = H(C, s_t, h_t), \quad (7)$$

$$C = \sum_{i=1}^{T_k} a_{it} s_t, \quad (8)$$

$$a_{it} = \frac{\exp(e_{it})}{\sum_{i=1}^{T_k} \exp(e_{it})}, \quad (9)$$

式中:

$H(\cdot)$ ——特征权重向量函数;

C ——在时间步 t 的上下文向量;

s_t ——注意力机制对应的 LSTM 隐层输出序列的隐层状态;

h_t ——LSTM 隐层输出序列;

a_{it} ——注意力权重;

e_{it} ——能量得分。

注意力机制在混合神经网络中起到了关键作用,通过强化模型对关键时间步的关注,提高处理电子鼻和电子舌时序数据的能力。

2.4 多尺度一维卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)是一种具有卷积计算和深度框架的神经网络模型,是应用最广泛的模型之一。得益于隐藏层内卷积核参数的共享性和层间连接的稀疏性,CNN在图像识别^[25]和自然语言处理^[26]方面占据了显著优势。CNN在特征提取方面表现出色,但在处理多尺度信息和维持对不同尺度变化的鲁棒性方面存在一定的局限性。CNN通常使用固定大小的卷积核来提取特征,只能捕捉到数据中的特定尺度的特征,因此提出了多尺度一维卷积神经网络(M1DCNN)。M1DCNN具有融合不同尺度卷积核的优势,能够有效地提取数据中的局部和全局特征^[27]。

M1DCNN结构如图4所示,首先通过并行的卷积层来提取输入数据的不同精细度特征,随后将各个卷积层提取的特征进行拼接,并输出到下一层,通过对电子鼻和

电子舌数据进行不同尺度特征提取,能够捕捉到更丰富的信息,从而提高模型的性能,提升枸杞产地判别精度。

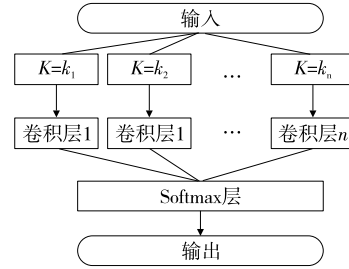


图4 多尺度卷积层

Figure 4 Multi-scale convolutional layers

2.5 LSTM-AM-M1DCNN 混合神经网络

电子鼻和电子舌响应信号具有时空和时序两个方面的特征,单纯应用LSTM会丢失信号时空特征,单纯应用M1DCNN会丢失信号时序特征。结合LSTM、AM和M1DCNN,通过分析电子鼻和电子舌信号的多尺度特征和时间依赖性,可以有效提高系统的整体性能。

LSTM-AM-M1DCNN组合模型的整体结构如图5所示。该方法主要包括LSTM时间依赖性分析、注意力机制特征重校准、多尺度特征提取与分类3个步骤。利用LSTM捕捉时序数据中的时间依赖性,通过输入门、遗忘门和输出门,能够学习到电子鼻和电子舌信号中的长期和短期的依赖关系,理解数据随时间的演变过程,从而更好地捕获与嗅觉和味觉相关的复杂特征;获取时间依赖性特征后,采用AM对特征进行重校准,可增加模型处理关键信息并抑制不重要信号的能力,使模型聚焦于最有助于分类任务的信号部分;最后M1DCNN利用不同尺寸的卷积核提取信号的多尺度结构特征,实现不同尺度特征信息的互补,并通过Softmax激活函数对枸杞特征数据进行分类,从而完成产地判别。

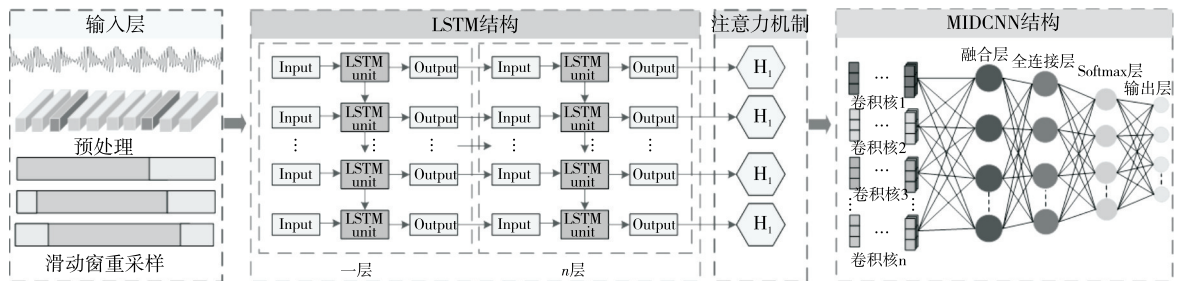


图5 LSTM-AM-M1DCNN混合神经网络模型

Figure 5 Hybrid neural network model of LSTM-AM-M1DCNN

3 结果与分析

3.1 电子鼻和电子舌响应信号

电子鼻采集到的信号如图6(a)所示,对样本进行检

测时,电子鼻气敏传感器与样本气体分子接触,产生氧化还原反应,使传感器内部电阻变小,导致另一端串联电阻分到的检测电压增大,检测电压达到最大值后稍微回落

并逐渐平缓。每检测一次,电子鼻上位机可采集到 4 800 个数据点,每一种产地的枸杞收集 600 组数据,5 种产地共 3 000 组数据。

电子舌采集到的信号如图 6(b)所示,在大幅脉冲激

励信号作用下,待测溶液发生电化学反应,不同材质的贵金属裸电极得到不同的响应信号波形。每检测一次,电子舌上位机可采集到 8 000 个数据点,每一种产地的枸杞收集 600 组数据,5 种产地共 3 000 组数据。

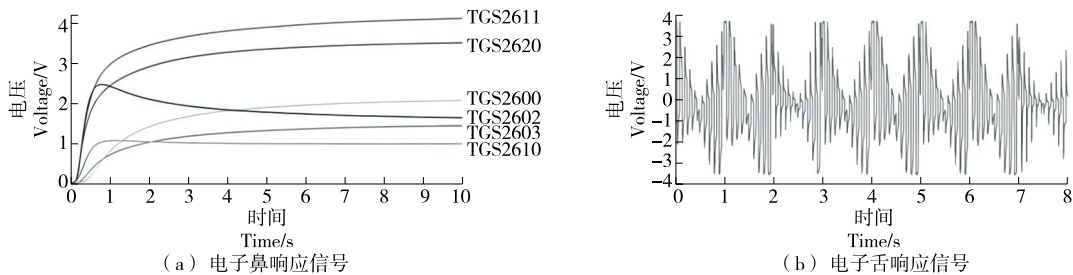


图 6 电子鼻和电子舌响应信号

Figure 6 Response signals of electronic nose and electronic tongue

3.2 LSTM-AM-M1DCNN 模型

枸杞产地判别模型包含 1 个输入层、1 个 LSTM 层、1 个注意力机制层、3 个卷积-池化层、1 个融合层、1 个全连接层、1 个 Softmax 层和 1 个输出层(图 7)。在处理感官信号时,经多次试验比较,发现多尺度神经网络卷积层分别采用 1×15 , 1×5 , 1×3 的卷积核分类准确率最高。不同大小的卷积核在多尺度神经网络中各有其特定的作用,共同完成不同尺度的信息捕捉和处理,从而提高模型的性能; 1×15 的卷积核可以捕捉到较宽的感知域,有助于理解数据中的长期依赖关系,用于提取数据中的全局特征; 1×5 的卷积核可以捕捉中等范围的依赖关系,有助于识别介于局部和全局之间的特征,用于提取中等尺度上的特征数据; 1×3 的卷积核则专注于捕捉非常局部的

特征,有助于理解数据中的短期结构和快速变化,用于提取局部特征。不同大小的卷积核共同工作,使得网络能够从不同尺度上理解和处理信息,能够更全面地捕捉数据的特征,提高模型的准确性和鲁棒性。

3.3 LSTM-AM-M1DCNN 模型参数优化

在构建和训练 LSTM-AM-M1DCNN 模型时,参数优化的重要性不容忽视。合理的参数配置不仅能够提升模型的性能,还能确保资源的有效利用,并最终影响模型在实际应用中的部署和表现。使用单一因素法对迭代次数、批次大小和丢失率进行优化,结果如图 8 所示。由图 8 可知,模型随着迭代次数的增加有更多的机会从数据中学习特征信息,但过多的迭代次数会导致过拟合,引起准确率下降,当迭代次数为 12 时,测试集达到了最佳的准确

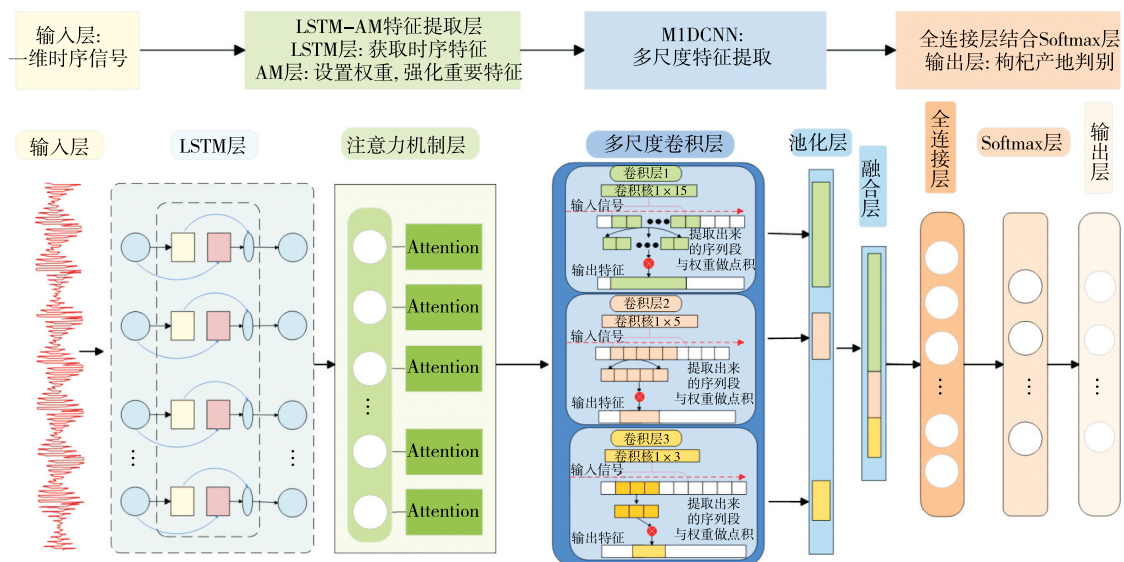


图 7 LSTM-AM-M1DCNN 模型

Figure 7 LSTM-AM-M1DCNN model

率;批次大小决定了每次迭代中参与参数更新的样本数量,较小的批次大小会导致梯度估计的方差较大,而过大的批次大小会导致模型过拟合,当批次大小为 16 时,测试集准确率最高;丢失率是一种防止过拟合的方法,通过随

机丢弃一部分神经元来限制模型的结构复杂性,适当的丢失率可以提高模型训练效率,但过大的丢失率会破坏模型的结构,降低准确率,当丢失率为 0.2 时,测试集准确率较高,同时模型的训练效率也得到了提升。

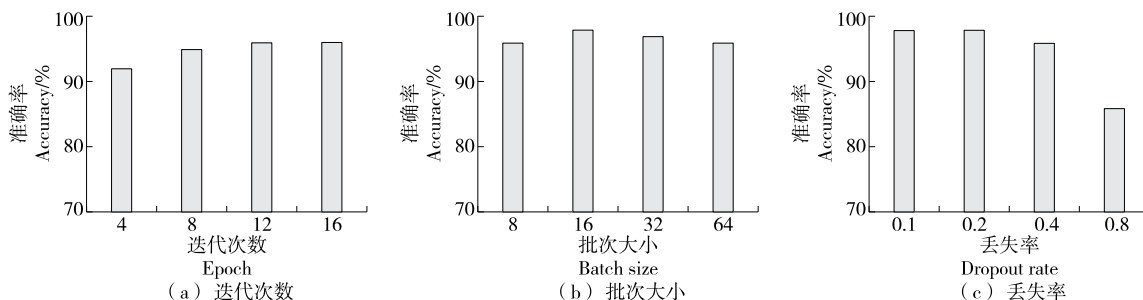


图 8 不同参数在 LSTM-AM-M1DCNN 模型上的准确率

Figure 8 Accuracy of different parameters on the LSTM-AM-M1DCNN model

3.4 特征可视化分析

利用 t 分布随机邻域嵌入算法 (t -SNE), 将电子鼻、电子舌提取的信息与融合数据信息进行特征可视化分析^[28], 结果如图 9 所示。由图 9 可知, 单独使用电子鼻或电子舌, 样本基本按类别聚集, 但均存在一些分类错误。当感官信息融合后, 每个类别的样本在特征空间中形成了清晰的集群, 并消除了分类误差。这表明信息融合过程优化了特征提取, 使得电子鼻和电子舌的信息互为补

充, 从而提高了整体识别能力。

3.5 模型性能对比

分别采用 LSTM、CNN、LSTM-AM-M1DCNN 模型结合融合数据对枸杞样本产地进行辨别检测, 利用测试集建立混淆矩阵如图 10 所示。从结果来看, LSTM-AM-M1DCNN 模型展现出了最高的分类准确率, 在识别不同产地的枸杞方面最为有效, 能够更全面地捕捉到数据中的时序和时空特征, 从而提高了整体的分类性能。

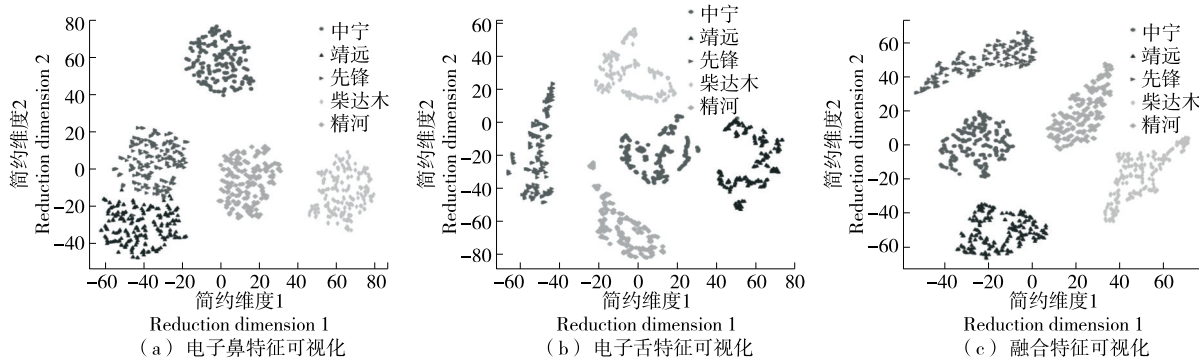


图 9 t -SNE 特征可视化

Figure 9 Visualization of t -SNE features

通过对比准确率、精确率、召回率和 F_1 -Score 4 个关键性能指标 (表 1) 可知, LSTM-AM-M1DCNN 模型在性能上超越了其他深度学习模型, 在各项评价指标中分别以 97.4% 的准确率、97.6% 的精确率、97.4% 的召回率以及 0.974 的 F_1 -Score 表现出了其显著的优势。

4 结论

为提高枸杞产地检测的准确率, 结合深度学习算法, 提出了一种基于电子鼻和电子舌结合长短期记忆网络—注意力机制—多尺度一维卷积神经网络模型的枸杞产地

判别方法。该方法捕获了枸杞的全面感官信息, 实现了智能感官特征的高效融合。该模型利用多尺度一维卷积神经网络从感官信号中提取多尺度空间特征, 但由于多尺度一维卷积神经网络在捕捉时序数据时存在局限性, 进而引入长短期记忆网络, 弥补多尺度一维卷积神经网络算法无法获得时间相关性的不足, 增强了模型特征提取的效果。同时引入注意力机制提高模型对关键信息的敏感度, 通过特征重加权优化整个网络的学习过程, 使得模型在处理时序数据时更加高效和准确。最终对模型的

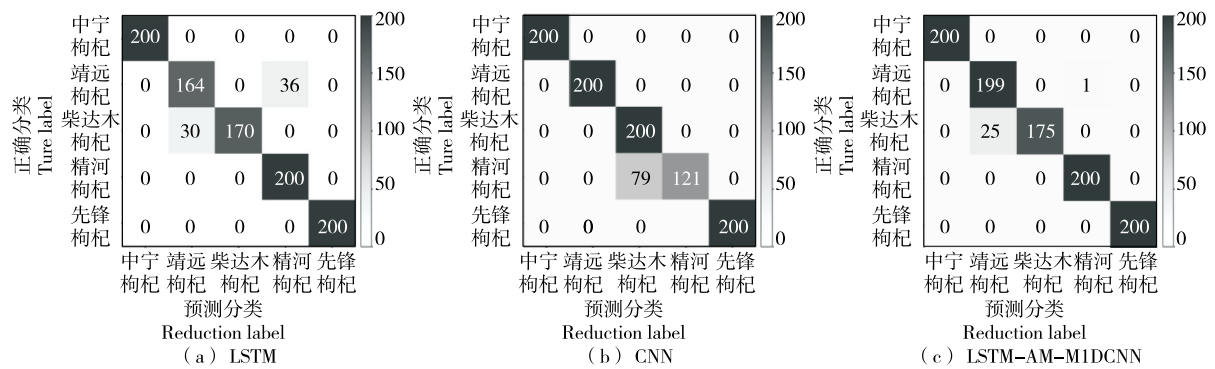


图 10 不同模型分类混淆矩阵

Figure 10 Confusion matrices of different models

表 1 不同模型性能对比

Table 1 Performance comparison of different models

模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F ₁ -Score
LSTM	93.4	93.9	93.4	0.934
CNN	92.1	94.3	92.1	0.918
LSTM-AM-M1DCNN	97.4	97.6	97.4	0.974

架构及其相应的超参数进行评估和优化,得到最佳预测模型。与传统深度学习算法相比,该模型具有优越的稳定性、收敛性和泛化能力,能够较为准确地捕获实际特征信息,较为全面地对枸杞产地进行辨别。随着时间的推移,枸杞的种植和处理方式会发生变化,后期可采用在线学习和增量学习方法,使模型适应新的数据和环境变化。

参考文献

- [1] 李倩, 廖嘉宁, 魏媛, 等. 基于网络药理学研究枸杞提取液对肠道致病菌的影响[J]. 食品工业科技, 2024, 45(2): 12-20.
LI Q, LIAO J N, WEI Y, et al. Study on the effect of wolfberry extract on intestinal pathogenic bacteria based on network pharmacology[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(2): 12-20.
- [2] 周佳琪, 郭盛, 李洁, 等. 不同品系及成熟度宁夏枸杞叶资源化学研究及抗氧化活性评价[J]. 南京中医药大学学报, 2023, 39(9): 839-848.
ZHOU J Q, GUO S, LI J, et al. Chemical composition analysis and antioxidant activity evaluation of *Lycium barbarum* leaves with different strains and maturity[J]. Journal of Nanjing University of Traditional Chinese Medicine, 2023, 39(9): 839-848.
- [3] 王亚盟, 郭家平, 刘洁, 等. 不同产地黑果枸杞中主要矿物质含量比较及主成分分析[J]. 食品工业科技, 2021, 42 (11): 233-239.
WANG Y M, GUO J P, LIU J, et al. Comparison and principal component analysis of main mineral elements in *Lycium*

ruthenicum Murray from different habitats[J]. Science and Technology of Food Industry, 2021, 42(11): 233-239.

- [4] 李曼玮, 沈天辰, 刘春风, 等. 不同产地枸杞品质差异研究[J]. 食品与发酵工业, 2021, 47(24): 56-63.
LI M Y, SHEN T C, LIU C F, et al. Research on the quality of wolfberry from different production areas[J]. Food and Fermentation Industries, 2021, 47(24): 56-63.
- [5] 刘少伟, 阮赞林. “色”的诱惑之染色枸杞危害[J]. 质量与标准化, 2013(12): 25-26.
LIU S W, RUAN Z L. The temptation of "color": the hazards of dyed wolfberry[J]. Quality and Standardization, 2013(12): 25-26.
- [6] 王首程. 基于深度学习的多智能感官信息融合检测技术研究与应用[D]. 淄博: 山东理工大学, 2023: 53-66.
WANG S C. Research and application of multi-intelligent sensory information fusion detection technology based on deep learning[D]. Zibo: Shandong University of Technology, 2023: 53-66.
- [7] 王翔如, 董静, 赵子铭, 等. 顶空薄膜微萃取-表面增强拉曼光谱法快速检测枸杞子中的二氧化硫残留量[J]. 药物分析杂志, 2019, 39(5): 904-910.
WANG Y R, DONG J, ZHAO Z M, et al. Quick determination of residual sulfur dioxide in *Lycii fructus* using headspace thin-film microextraction coupled with surface-enhanced Raman spectroscopy[J]. Chinese Journal of Pharmaceutical Analysis, 2019, 39(5): 904-910.
- [8] 张琦, 赵金龙, 张学艺. 基于光学成像的不同产地宁杞 7 号枸杞外观识别研究[J]. 农业工程, 2024, 14(1): 108-112.
ZHANG Q, ZHAO J L, ZHANG X Y. Appearance recognition of Ningqi No. 7 *Lycium barbarum* from different geographical origins based on hyperspectral imaging[J]. Agricultural Engineering, 2024, 14(1): 108-112.
- [9] 开建荣, 王彩艳, 李彩虹, 等. 基于稀土元素和稳定同位素指纹的枸杞道地性表征[J]. 食品安全质量检测学报, 2023, 14 (13): 169-176.
KAI J R, WANG C Y, LI C H, et al. Authentic characterization

- of *Lycium barbarum* based on the fingerprint characteristics of rare earth elements and stable isotope[J]. *Journal of Food Safety & Quality*, 2023, 14(13): 169-176.
- [10] 潘菲, 李玉丽, 李玉林, 等. 五产区黑果枸杞化学成分测定及综合比较[J]. *中华中医药杂志*, 2023, 38(11): 5 474-5 478.
- PAN F, LI Y L, LI Y L, et al. Determination and comprehensive comparison on chemical constituents of *Lycium ruthenicum* Murr. from five producing areas[J]. *China Journal of Traditional Chinese Medicine and Pharmacy*, 2023, 38(11): 5 474-5 478.
- [11] WANG S C, ZHANG Q, LIU C Z, et al. Synergetic application of an E-tongue, E-nose and E-eye combined with CNN models and an attention mechanism to detect the origin of black pepper [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2023, 357: 114417.
- [12] WU M, TAO W, XIA X F, et al. A novel quantified palatability evaluation method (saliva evaluation combined with electronic tongue evaluation) for Traditional Chinese Medicine oral formulations based on oral stimulation[J]. *Journal of Drug Delivery Science and Technology*, 2022, 74: 103562.
- [13] RAJ D R K, DA SILVA FERREIRA M V, BRAUNGER M L, et al. Exploration of an impedimetric electronic tongue and chemometrics for characterization of black tea from different origins[J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2023, 123: 105535.
- [14] WESOŁY M, PRZEWODOWSKI W, CIOSEK-SKIBIŃSKA P. Electronic noses and electronic tongues for the agricultural purposes[J]. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 2023, 164: 117082.
- [15] WANG Z C, YAN Y Z, NISAR T, et al. Multivariate statistical analysis combined with e-nose and e-tongue assays simplifies the tracing of geographical origins of *Lycium ruthenicum* Murray grown in China[J]. *Food Control*, 2019, 98: 457-464.
- [16] 宋亮. 基于电子鼻和电子舌的黑果枸杞风味检测[D]. 天津: 天津商业大学, 2018: 16-27.
- SONG L. Black wolfberry flavor detection based on electronic nose and electronic tongue[D]. Tianjin: Tianjin University of Commerce, 2018: 16-27.
- [17] YANG Z W, WANG Z Q, YUAN W H, et al. Classification of wolfberry from different geographical origins by using electronic tongue and deep learning algorithm[J]. *IFAC*, 2019, 52(30): 397-402.
- [18] DONG F J, HAO J, LUO R M, et al. Identification of the proximate geographical origin of wolfberries by two-dimensional correlation spectroscopy combined with deep learning[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 198: 107027.
- [19] SHUAI W, WU X, CHEN C, et al. Rapid diagnosis of rheumatoid arthritis and ankylosing spondylitis based on Fourier transform infrared spectroscopy and deep learning[J]. *Photodiagnosis and Photodynamic Therapy*, 2024, 45: 103885.
- [20] PICORNELL RODRÍGUEZ A, HURTADO-REQUENA S J, ANTEQUERA-GÓMEZ M L, et al. A deep learning LSTM-based approach for forecasting annual pollen curves: *Olea* and *Urticaceae* pollen types as a case study[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2024, 168: 107706.
- [21] 陈佳瑜, 袁海波, 沈帅, 等. 基于智能感官多源信息融合技术的滇红工夫茶汤综合感官品质评价[J]. *食品科学*, 2022, 43(16): 294-301.
- CHEN J Y, YUAN H B, SHEN S, et al. Comprehensive sensory quality evaluation of Dianhong congou tea infusions using intelligent sensory multi-source information fusion technology[J]. *Food Science*, 2022, 43(16): 294-301.
- [22] 王首程, 于雪莹, 高继勇, 等. 基于电子舌和电子鼻结合 DenseNet-ELM 的陈醋年限检测[J]. *食品与机械*, 2022, 38(4): 72-80, 133.
- WANG S C, YU X Y, GAO J Y, et al. Age detection of mature vinegar based on electronic tongue and electronic nose combined with DenseNet-ELM[J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(4): 72-80, 133.
- [23] LI Z, BAI J, JIANG M, et al. Continuous monitoring of tissue oxygen metabolism based on multi-wavelength diffuse correlation spectroscopy using LSTM-based RNN model[J]. *Optics & Laser Technology*, 2024, 171: 110384.
- [24] 徐昊, 章检明, 王中鹏, 等. 基于电子鼻的深度卷积神经网络茯苓产地分类方法[J]. *传感器与微系统*, 2023, 42(12): 138-141.
- XU H, ZHANG J M, WANG Z P, et al. DCNN for *Poria cocos* origin classification method based on E-nose[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2023, 42(12): 138-141.
- [25] 吕龙龙, 卢伟, 秦丽娜. MS-2HCNN: 基于深度学习的高光谱图像信号分类方法[J]. *传感技术学报*, 2024, 37(1): 111-120.
- LU L L, LU W, QIN L N. MS-2HCNN: hyperspectral imagery signal classification method based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2024, 37(1): 111-120.
- [26] RAFIEPOUR M, SARTAKHTI J S. CTRAN: CNN-transformer-based network for natural language understanding [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 126: 107013.
- [27] JIANG H, ZENG Q L, LI J C. msCNN-LSTM perimeter intrusion vibration signal identification method based on ultra-weak FBG arrays[J]. *Optical Fiber Technology*, 2023, 81: 103564.
- [28] 金鑫宁, 刘铭, 桑恒亮, 等. 基于电子舌和电子眼结合改进 MobileNetv3 的黄芪快速溯源检测[J]. *食品与机械*, 2023, 39(6): 37-47.
- JIN X N, LIU M, SANG H L, et al. Fast traceability detection of *Astragalus membranaceus* based on the combination of electronic tongue and electronic eye to improve MobileNetv3 [J]. *Food & Machinery*, 2023, 39(6): 37-47.