

## 人工智能在中药质量中的应用及研究进展

解文欣<sup>1,2,3</sup>, 张紫莹<sup>1,2,3</sup>, 刘越<sup>4</sup>, 邱峰<sup>2,3</sup>, 丁丽琴<sup>1,2,3\*</sup>

1. 天津中医药大学中医药研究院, 天津 301617
2. 天津市中药功效物质重点实验室, 天津 301617
3. 现代中药创制全国重点实验室, 天津 301617
4. 北京中医药大学中药学院, 北京 102488

**摘要:** 中药质量影响其临床应用的安全性和有效性, 随着中药产业的快速发展, 传统质量控制方法难以满足复杂多变的中药质量检测需求。近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 凭借其强大的数据处理和模式识别能力, 能够建立预测模型以高效处理中药多源异构数据 (如光谱、色谱、图像及文本信息), 实现质量指标的智能预测与异常检测, 为中药质量控制提供了新的思路和方法。通过对 AI 在中药质量中的应用进行综述, 系统阐述了机器学习及深度学习的算法在中药质量控制研究中的研究进展, 分析了目前面临的问题及挑战, 以期进一步提升中药质量控制的智能化水平, 为中药产业的高质量发展提供有力支持。

**关键词:** 中药; 质量控制; 人工智能; 机器学习; 深度学习

**中图分类号:** R28 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-2670(2025)15-5616-16

**DOI:** 10.7501/j.issn.0253-2670.2025.15.027

## Application and research progress on artificial intelligence in quality of traditional Chinese medicine

XIE Wenxin<sup>1,2,3</sup>, ZHANG Zixuan<sup>1,2,3</sup>, LIU Yue<sup>4</sup>, QIU Feng<sup>2,3</sup>, DING Liqin<sup>1,2,3</sup>

1. Institute of Traditional Chinese Medicine, Tianjin University of Traditional Chinese Medicine, Tianjin 301617, China
2. Tianjin Key Laboratory of Therapeutic Substance of Traditional Chinese Medicine, Tianjin 301617, China
3. State Key Laboratory of Chinese Medicine Modernization, Tianjin 301617, China
4. School of Chinese Materia Medica, Beijing University of Chinese Medicine, Beijing 102488, China

**Abstract:** The quality of traditional Chinese medicine (TCM) directly affects the safety and effectiveness of its clinical application. With the rapid development of the TCM industry, conventional quality control methods have become inadequate to meet the complex and evolving requirements of TCM quality testing. In recent years, artificial intelligence (AI), characterized by its powerful data processing and pattern recognition capabilities, has enabled the establishment of predictive models for efficiently handling multi-source heterogeneous data in TCM (such as spectra, chromatograms, images, and text information). This enables intelligent prediction and anomaly detection of quality indicators, and provides novel approaches and methodologies for TCM quality control. This paper systematically reviews the application progress of machine learning and deep learning algorithms in TCM quality research, analyzes the current problems and challenges, and aims to further improve the intelligence level of TCM quality control, providing robust support for the high-quality development of TCM industry.

**Key words:** traditional Chinese medicine; quality control; artificial intelligence; machine learning; deep learning

中药质量是决定其临床疗效及用药安全的基础, 而影响中药质量的因素涉及方方面面, 包括药材本身的杂质及混淆、炮制及制剂工艺、仓储管理、质

量控制方法、质量评价指标及技术人员操作的规范性等<sup>[1-2]</sup>, 故对中药进行严格的质量控制至关重要。传统的中药质量控制主要以“辨状论质”的经验鉴别

收稿日期: 2025-03-13

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2022YFC3501601, 2023YFC3504101)

作者简介: 解文欣, 硕士研究生, 研究方向为中药分析及中药化学。E-mail: 18197906480@163.com

\*通信作者: 丁丽琴, 副研究员, 研究生导师, 从事中药药效物质基础及中药体内代谢研究。E-mail: ruby70303@163.com

为基础,依据中药的“形、色、气、味、质”进行鉴别,虽简便易行但其存在主观性强、地方标准不统一、难检测内在质量等问题<sup>[3]</sup>。因此,引入多种现代分析技术以推动中药质量控制的进一步研究<sup>[4-5]</sup>,但单一的分析技术存在一定的局限性,如数据复杂多样难以分析、仅从部分特征来判断中药的质量不足以反映中药的整体情况等<sup>[6]</sup>。中医药现代化是时代使命,中医药与人工智能(artificial intelligence, AI)的结合是必然的发展趋势<sup>[7]</sup>,AI在处理、融合异构数据、挖掘深层关联方面具有独特优势。因此,将AI与现代分析技术相结合用于中药质量控制是必要的,可为克服中药质量面临的挑战提供新策略。

机器学习及深度学习作为AI的核心技术,在中药质量控制中已逐渐得到应用,可对中药材的真伪、品质、产地、炮制工艺及生长和储存条件等关键因素进行精确的识别和评估,有效提升了中药质

量的一致性和安全性。本文综述了机器学习和深度学习的算法在中药质量控制中的应用及研究进展,旨在进一步促进AI在中药质量控制领域的深入应用,以期推动中药质量控制向智能化和现代化的方向发展。

为全面了解AI在中药质量控制中的具体研究进展,本文选择“人工智能”“机器学习”“深度学习”“神经网络”“中草药”“中药质量控制”等中英文关键词,时间限定为1993—2024年,对中国知网、万方数据知识服务平台、维普资讯中文期刊服务平台、PubMed、Web of Science等数据库进行高级检索,共检索出1 311篇文献。对初步检索的文献进行筛选和去重,剔除中药质量领域之外的文献,及各类新闻报道、期刊目录、专利等无效或与主题无关的文献,共筛选出218篇有效文献,其中中文文献82篇,英文文献136篇(图1)。

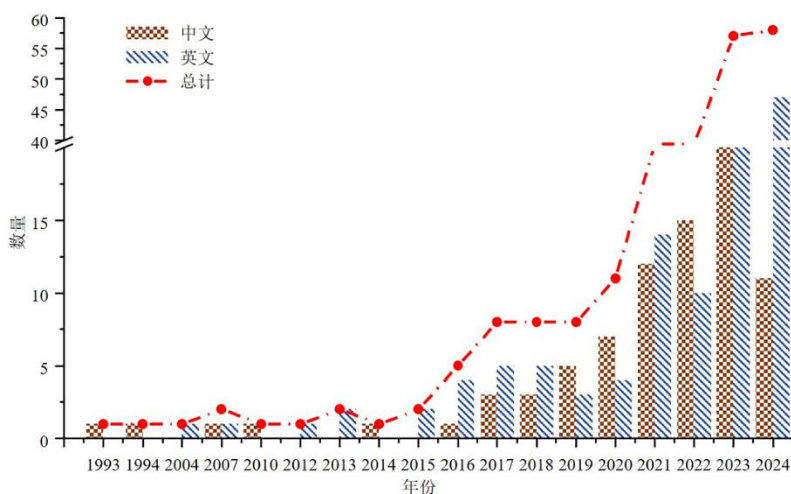


图1 中药质量控制领域AI相关文献年度发文趋势

Fig. 1 Annual publication trend of AI-related literature in the field of traditional Chinese medicine quality control

## 1 AI简介

AI是计算机科学的一个分支,致力于模拟人类的感知和思维方式<sup>[8]</sup>,通过计算机程序和算法实现自动化、智能化、高效化。机器学习作为AI的核心技术之一,通过复杂算法和统计学方法使计算机系统能够在大量数据集中学习规律和知识,对现有内容进行知识结构划分,进而依据所学习的知识体系对新的数据进行预测或描述<sup>[9-10]</sup>。随着计算机能力的提升及数据量的增大,机器学习通过多层神经网络来提高学习能力和性能,从而引出了深度学习的概念。深度学习是机器学习的重要分支,其称为“深度”的原因是具有大量隐藏层和复杂架构的神经网络<sup>[11-12]</sup>,能通过对海量数据的自动学习来获取其中的特征,拟合出复杂的函数,实现端到端的学习<sup>[13]</sup>。

在中药质量控制中,机器学习和深度学习技术正逐渐与现代分析技术相结合,用于处理各种复杂数据,进行更深度的数据挖掘,实现中药质量控制的实时、准确评估,降低传统分析的复杂性和对专业知识的需求<sup>[14]</sup>。从现有文献来看,1993年,蔡焯东教授首次提出使用人工神经网络(artificial neural network, ANN)的方法评价中药质量,结合色谱分析得到的各组分相对含量,对威灵仙<sup>[15]</sup>、厚朴<sup>[16]</sup>进行质量评价,识别成功率达100%,表明ANN方法可成为中药质量评价的有效手段。2004年,汤彦丰

络<sup>[11-12]</sup>,能通过对海量数据的自动学习来获取其中的特征,拟合出复杂的函数,实现端到端的学习<sup>[13]</sup>。在中药质量控制中,机器学习和深度学习技术正逐渐与现代分析技术相结合,用于处理各种复杂数据,进行更深度的数据挖掘,实现中药质量控制的实时、准确评估,降低传统分析的复杂性和对专业知识的需求<sup>[14]</sup>。从现有文献来看,1993年,蔡焯东教授首次提出使用人工神经网络(artificial neural network, ANN)的方法评价中药质量,结合色谱分析得到的各组分相对含量,对威灵仙<sup>[15]</sup>、厚朴<sup>[16]</sup>进行质量评价,识别成功率达100%,表明ANN方法可成为中药质量评价的有效手段。2004年,汤彦丰

等<sup>[17]</sup>将近红外光谱法与 ANN 相结合,开发了用于识别大黄真伪的分类模型,正确分类率超过 96%。2007年,在 ANN 的基础上进行了优化,提出了一种自组织映射神经网络的分类模型,该自组织适应的学习能力进一步拓宽了 ANN 在模式识别、分类方面的应用<sup>[18]</sup>。2017年,考虑到以往中药饮片图片识别研究中的实验情景和样本过于理想化,首次将深度学习模型用于中药质量控制,应用卷积神经网络

(convolutional neural networks, CNN)对中药饮片图像进行识别,该方法能够对不同中药图片进行区分,并减弱背景变化的影响,更符合实际应用的需求<sup>[19]</sup>。机器学习及深度学习逐渐与图像采集、光谱、电子传感等技术结合,在中药质量领域的应用是以数据驱动为核心,涵盖样品采集与处理、数据采集与处理、模型选择与训练及模型优化与评估等关键环节(图2)。

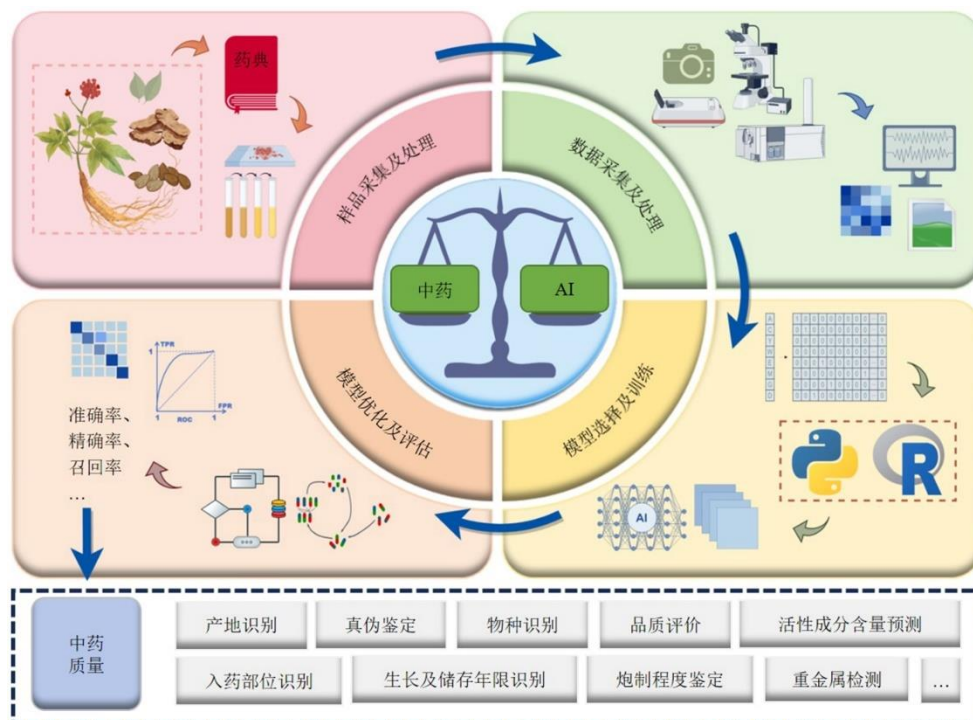


图2 AI在中药质量控制中的应用

Fig. 2 Application of AI in quality control of traditional Chinese medicine

## 2 样品采集及处理

在开展中药样本采集工作时,根据具体的任务指向,针对性地收集不同条件属性的中药样本,诸如不同的产地、等级、加工炮制品、真伪品、物种、生长年限或储存时限等。对于稀缺、珍贵的中药材品种、批次数量可能相对较少,通常采集 10~20 批次,但构建模型时需联合应用生成对抗网络或迁移学习模型以提高所训练模型的性能;对于常见中药材且中药资源相对充足时,一般采集 20~50 批次,可使模型具有更好的代表性和泛化能力;对于一些大规模的、涉及行业标准制定或中药材质量追溯系统建立的研究中,需采集 100 批次以上,甚至上千批次。目标中药采集后,对所采集的中药样本进行鉴定,以确保正确的中药基原。中药样本采集鉴定后,对样本进行制备,采用智能优化算法,根据不

同分析技术要求,动态调整样本处理参数,实现样本制备条件的自动化优化;同时,利用时间序列分析模型,预测不同储存时限样本的质量变化趋势,为样品的科学管理提供数据支持。

## 3 数据采集及处理

数据采集为 AI 模型的训练和优化提供了数据支持,其质量直接影响模型的预测结果<sup>[20]</sup>。通过系统化的数据处理,包括数据清洗、格式转换、数据扩充、数据集划分及特征选择等关键步骤<sup>[21]</sup>,可有效提升数据质量,从而提高模型的性能。具体而言,机器学习及深度学习与不同的分析技术相结合,采集的数据是多样的,如图像、光谱、响应曲线、质谱等。由于这些数据类型各具特点,因此在数据处理过程中,需采用针对性的方法,以确保数据的有效处理和充分利用。

### 3.1 与图像采集技术结合

通过数码相机<sup>[22]</sup>、智能手机<sup>[23]</sup>、计算机视觉<sup>[24]</sup>及显微技术<sup>[25]</sup>等，采集不同中药的图像并标记类别，获得图像数据后，对其进行图像去重、降噪、调整尺寸及对比度、图像扩增、灰度化、归一化等预处理。深度学习相较于机器学习，通常需要采集大量的数据以构建模型，故可通过对现有图像进行图像扩充，如图像旋转、缩放、裁剪等方法，以生成新的图像样本来增加数据集的规模和多样性。

### 3.2 与光谱技术相结合

通过红外光谱<sup>[26]</sup>、太赫兹时域光谱<sup>[27]</sup>、拉曼光谱<sup>[28]</sup>、激光诱导击穿光谱<sup>[29]</sup>及 X 射线荧光光谱<sup>[30]</sup>等技术采集光谱数据，对原始光谱图进行基线校正、标准归一化、剔除异常点等预处理；采用标准正态变换、多元散射校正、一阶导数、二阶导数等对光谱图进行处理，以削弱背景噪音，提高谱图与样品化学成分之间的相关性；采用主成分分析、竞争性自适应重加权采样法、连续投影法等算法进行降噪及特征波长的选择。

### 3.3 与电子传感技术结合

通过电子鼻<sup>[31]</sup>、电子舌<sup>[32]</sup>、电子眼<sup>[33]</sup>等技术采集中药样本的响应信号，对响应曲线进行基线校正、降噪等预处理以减少受传感器漂移和外界的影响；然后进行数据标准化和数据裁剪，将数据进行下采样，在时间维度上进行压缩、特征生成及选择，选择较大响应值为特征值用于构建模型。

### 3.4 与质谱技术及其联用技术结合

通过液相色谱-质谱联用<sup>[34]</sup>、气相色谱-质谱联

用<sup>[35]</sup>、电感耦合等离子体质谱<sup>[36]</sup>、基质辅助激光解吸电离飞行时间质谱<sup>[37]</sup>等技术采集不同批次中药样本的数据，对其化学成分进行表征和鉴定；使用多变量、单变量统计分析方法对质谱数据分析，筛选出差异化合物，基于差异化合物数据构建模型。

## 4 模型的选择

机器学习和深度学习的算法众多，选择合适的算法对于解决特定问题至关重要，在选择算法时，需综合考虑问题类型、数据规模与特征、计算资源和预测性能等多方面因素。

### 4.1 机器学习

目前，机器学习算法在中药质量控制的应用研究中，常用的算法包括支持向量机 (support vector machine, SVM)、随机森林 (random forest, RF)、K 最邻近算法 (K-nearest neighbor, KNN)、逻辑回归 (logistic regression, Logit)、决策树 (decision tree, DT)、线性回归 (linear regression, LR)、朴素贝叶斯 (naive Bayes, NB)、极端梯度提升树 (extreme gradient boosting, XGboost)、ANN 等，其中 SVM、RF、KNN、Logit 等算法使用较多，见图 3。

**4.1.1 SVM** SVM 是一种监督式学习模型，用以解决多个变量的二分类问题<sup>[38]</sup>，通过在样品空间中寻找一个划分超平面，将不同类别的样本分开，同时最大化分类边界的间隔<sup>[39]</sup> (图 3-A)。SVM 可分为 3 种类型，第 1 种是线性可分 SVM，其约束严格，训练数据线性可分；第 2 种是线性 SVM，训练数据近似线性可分；第 3 种是非线性 SVM，通过核函数将特征空间转换为维度优越的空间，以便对线

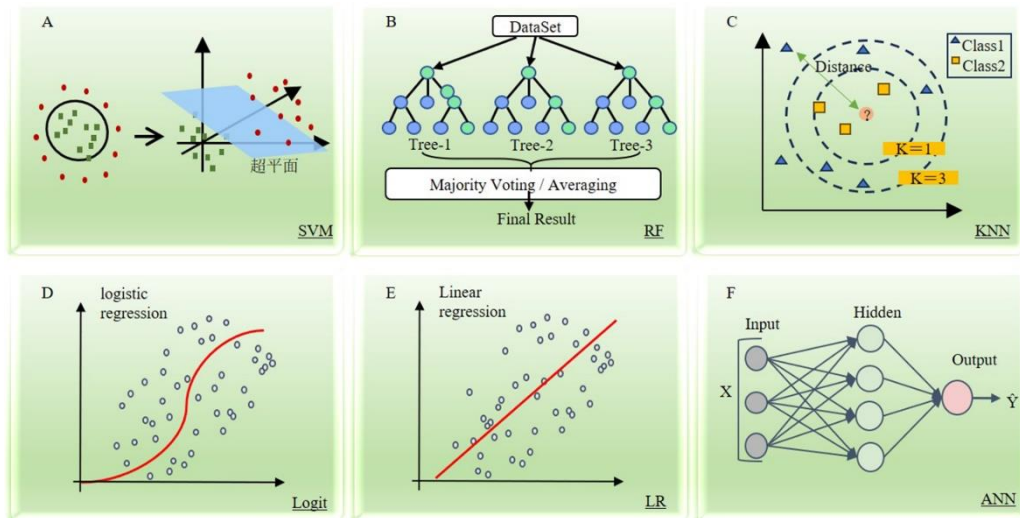


图 3 常用的机器学习算法

Fig. 3 Commonly used machine learning algorithms

性不可分离的数据进行分类<sup>[40]</sup>。SVM 在处理高维数据时表现出良好的性能,通过选择合适的核函数在高维特征空间中寻找最优的分类超平面来实现模型的训练和预测,但对于大规模样本训练时间较长,故适用于高维特征数据、小样本的复杂二分类问题。

SVM 在中药质量控制中已用于中药的来源鉴定、等级分类、真伪识别、重金属检测、炮制程度识别、药用部位区分、花期鉴定、化学成分含量检测、筛选质量标志物、酸败度鉴别、年限识别等。Wang 等<sup>[41]</sup>采用近红外高光谱成像技术,建立了基于线性核函数的支持向量分类模型来识别金银花和山银花的物种及地理来源。对于物种识别,区分金银花和山银花的测试集分类准确率为 98.46%~100%;对于地理来源的识别,金银花和山银花的测试集分类准确率分别为 60.10%~85.59%和 63.35%~91.67%。结果表明,所构建的模型能有效识别金银花和山银花的物种和地理起源。Zhang 等<sup>[37]</sup>建立了一种基于基质辅助激光解吸电离飞行时间质谱和 SVM 算法的鉴别方法,实现了柴胡产地的高效鉴别,平均识别率达到 98.5%。

**4.1.2 DT、XGboost 和 RF** DT 是一种基于树形结构的分类或回归算法,通过决策规则选择最佳特征,将数据集递归划分为多个子集,从而构建易于理解的决策模型。DT 易于解释,不需特征标准化而直接处理数值型和类别型特征,可有效区别中药的真伪。谭有珍等<sup>[42]</sup>建立了正品沉香 <sup>1</sup>H-NMR 指纹图谱,构建了 DT 模型区分沉香真伪,模型对训练集的准确率达 96.3%以上,对测试集的准确率达 87.5%以上。同时还明确了  $\delta$  2.95~2.96 为区分沉香和伪品沉香的特征化学位移区间。但 DT 模型存在噪声敏感、易过拟合、选择特征时偏向取值较多的特征等局限性,为了克服其局限性,进一步提出了 XGboost 和 RF 算法。

XGboost 是一种基于梯度提升 DT 的集成学习算法,通过顺序添加 DT,每个 DT 在前一棵树的残差基础上进行训练,不断迭代优化损失函数以逐步减小误差,并且通过控制树的复杂度和正则化项来减少过拟合风险。XGBoost 常用于解决分类、回归、排序、异常检测等问题。Huang 等<sup>[43]</sup>在分子网络的辅助下,通过非靶向代谢组学量化了莲的 28 个代表性成分,构建 XGBoost 模型来追踪莲的部分来源,并创新性地使用了 SHaply 加性解释方法来解

释模型输出,所构建模型的准确度、精确度、召回率和 F1 分数均为 100%,这些指标表明 XGBoost 模型可对样本进行准确分类。

RF 也是一种基于 DT 的集成学习方法,与 XGboost 不同的是,RF 是通过并行构建多颗 DT 并汇总其预测结果来完成分类或回归任务,对于分类问题通常采用多数投票法,对于回归问题采用平均法(图 3-B)。RF 每棵树的训练过程都是独立的,可加快模型的计算速度,适用于处理高维、大规模、多类别样本的数据。同时,RF 可通过特征重要性评估,识别出数据中最为关键的特征,有助于特征选择和模型的解释<sup>[44]</sup>。

RF 在中药质量控制中已用于中药的产地识别、炮制程度识别、物种识别、年限识别、筛选质量标志物、真伪识别等方面。赵汉卿<sup>[44]</sup>设计了一种基于三维荧光光谱与 RF 算法的薏苡仁产地鉴别方法,对三维荧光指纹图谱数据进行标准化、降维处理,所构建的 RF 模型对验证集和测试集的预测准确率均为 100%。李梦等<sup>[45]</sup>采用 RF 算法,构建了基于高光谱数据的全光谱人参产地识别模型,并对不同的地域划分开展了产地识别精度验证,发现不同产地的人参光谱有明显区别,其中东三省产地的识别精度可以达到 98.2%。

**4.1.3 KNN** KNN 是一种监督式机器学习算法,通过计算不同特征值之间的距离进行分类或回归预测(图 3-C)。KNN 的 3 个基本要素为 K 值的选择、距离度量和分类决策规则。K 值是一个预先设定的正整数,表示在训练集中选取与待分类点最近的邻居数量,需根据具体问题和数据特性进行合理选择;距离度量是计算未知数据点与训练集中每个点之间的距离,旨在量化不同维度的特征间差异;分类决策规则通常是统计待分类点 K 个邻居中各个类别的出现频率,将待分类点归为出现频率最高的类别,被称为“多数表决”或“硬投票”,还可以采用加权投票的方式,赋予距离更近的邻居较大的权重。KNN 易于理解和实现,是一种基于实例的算法,可用于处理多分类和多标签的问题,但对于大规模数据集,计算时间可能较长。

KNN 在中药质量控制中已用于产地识别、真伪识别、走油程度识别、筛选质量标志物等方面。Wu 等<sup>[46]</sup>从中国 6 个省份共收集了 366 批黄芪粗切片,使用超高效液相色谱-串联质谱测定黄芪甲醇提取物中的 22 种初级代谢物和 10 种次级代谢物。基

于量化数据,应用7种机器学习算法,筛选潜在标记物并构建分类模型,以识别黄芪的产地、生长模式、物种和等级。其中,KNN模型在验证集上实现了良好的分类精度。采用近红外光谱结合机器学习的方法,对3个国家的生没药和2种醋制没药进行产地和炮制工艺鉴别。通过标准正态变换或多元散射校正对光谱数据进行预处理,KNN模型对没药产地鉴别的准确性最高为0.9853,而一阶导数预处理后光谱数据结合KNN模型对炮制工艺鉴别的准确性最高为0.9706<sup>[47]</sup>。

**4.1.4 LR 和 Logit** LR是一种简单有效的监督式学习算法,主要用于解决连续型回归任务,其基本原理是通过预测值与实际值之间的最小误差平方和来拟合一条直线,从而预测未来的值<sup>[48]</sup>。LR对小数据量、关系结构较为简单的样本效果较好;算法较为基础,可解释性较强,但不能较好地拟合非线性数据<sup>[49]</sup>(图3-E)。

Logit是一种基于LR主要用于解决离散型、二分类问题的分类算法,可估计输入特征与目标类别之间的关系。通过使用激活函数Sigmoid函数将LR的输出值映射到0~1,将输出值转化为一个概率值,从而表示属于某个类别的概率<sup>[50]</sup>(图3-D)。Logit模型训练速度较快,适用于大规模数据集;能够输出每个类别的概率估计;对于一些线性可分的分类问题,能给出较好的分类结果,并且决策边界通常能提供较好的可解释性。但也存在一些局限性,如仅用于分类问题、对异常值敏感、特征选择要求高等。Logit是假设数据线性可分,故对于复杂的非线性分类问题可能不适用;对于类别不平衡问题,其表现也不如一些复杂模型(如RF、XGBoost等)。

在中药质量控制中,Logit较LR应用较多,已用于中药的来源、物种、等级、真伪、走油程度识别。石岩等<sup>[51]</sup>使用快速蒸发离子化质谱指纹图谱与机器学习技术对浙贝母和湖北贝母进行预测和判别。首先,对样品的快速蒸发离子化质谱指纹图谱数据进行聚类分析、相关性分析、相似度分析、主成分分析,得到数据分布的基本情况,最后建立Logit模型。结果表明,Logit模型交叉验证和测试集验证准确率均达到100%,实现了对浙贝母和湖北贝母的准确预测和判别。Yu等<sup>[52]</sup>基于非靶向、靶向代谢组学的方法来表征不同等级黄芪样品的化学特征,筛选出精氨酸、毛蕊异黄酮、芒柄花苷、芒柄花素和黄芪甲苷IV5个差异化合物,基于5种

化合物的定量数据构建Logit模型来区分不同等级的黄芪,该模型能达到大于90%的预测准确率。

**4.1.5 ANN 和反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)** ANN是基于生物学中神经网络的基本原理,模拟人脑的神经系统对复杂信息的处理机制的一种数学模型。ANN是深度学习的基础和前身,通常由输入层、隐藏层和输出层组成,每层包含若干个神经元,神经元之间通过权重连接,通过加权求和及激活函数等操作进行信息处理和传递(图3-F)。ANN具有自学习、自适应、高速寻找优化解的能力,可用于处理复杂的多变量非线性关系。但也存在一定的局限性,即模型的建立需要大量的数据支持,且模型解释性较差,难以直观地理解模型的决策过程<sup>[53]</sup>。

目前,ANN应用最广泛的是BPNN,BPNN是一种基于误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络,通过前向传播计算预测结果,然后利用反向传播计算误差梯度,并根据梯度更新网络中的权重和偏置。BPNN结合现代分析技术可对中药的品质进行快速无损检测,实现对中药的来源鉴别、活性成分含量、重金属含量等的快速评价。如Chen等<sup>[54]</sup>通过将计算机视觉和超快气相电子鼻技术与BPNN相结合,对不同来源的陈皮样品进行区分,实现了100%的鉴别率。Shi等<sup>[55]</sup>将近红外光谱和BPNN结合,有效预测了不同香附加工品中活性成分含量。其他研究提出了一种近红外光谱结合BPNN的定量分析方法,可有效提高中药材中铬元素浓度定量分析的精度与稳定性<sup>[56]</sup>。

**4.1.6 其他机器学习算法** NB是基于贝叶斯定理与特征条件独立假设的一种线性分类方法。其核心思想是基于训练数据学习类别间的概率分布,利用贝叶斯定理计算出测试样本属于各个类别的概率,具有最大概率的类别作为分类结果。该算法适用于处理大规模数据集、对小规模数据的表现也较为良好、训练和预测速度较快,但其对输入数据的分布假设较强、预测准确性较低、需要大量训练数据,若每个属性、特征之间的关联性较强,或处理非线性分类问题,均会影响分类效果<sup>[57]</sup>。该算法在中药质量控制中,已用于中药的品质分级,根据多种特征来计算每个等级的条件概率,最终确定中药的质量等级。钱丹丹等<sup>[24]</sup>基于计算机视觉技术提取大枣的面积、颜色H分量值和缺陷面积百分比3个参数作为大枣品质分级的特征参数,利用NB模型对提

取的特征值进行饮片分级，综合分类准确率为94%。

偏最小二乘判别分析（partial least squares discriminant analysis, PLS-DA）是在偏最小二乘回归的基础上结合了判别分析的方法，综合了回归分析和判别分析的优点，既可用于回归也可用于分类，适用于多种数据分析任务。其优点是能够处理多变量数据，对高维数据进行降维，同时提取主要特征，减少数据复杂性和噪声的影响，有助于选择最具代表性的特征；可适应样本类别不平衡的情况，对于样本类别数量差异较大的数据也能有效分类。但是，当样本量较少或者特征维度较高时，有过拟合风险，且对初始数据质量和预处理方法敏感，易影响模型性能<sup>[58]</sup>。刘浩<sup>[59]</sup>利用红外光谱仪获得了红外光谱数据，对原始光谱图进行降噪、特征

提取等处理，基于 PLS-DA 建立了人参粉是否掺假、掺假等级判别分类模型。结果表明，基于平滑预处理和标准正态变量预处理方法提取的光谱特征波段，所建立的 PLS-DA 模型的性能最好，对于是否掺假的判别率为 100%；对于不同掺假等级判别的校正集、验证集准确率分别为 98.170 7%和 97.561%。

#### 4.2 深度学习

目前，深度学习算法在中药质量控制的应用研究中，选用的算法有 CNN、循环神经网络（recurrent neural network, RNN）、长短期记忆网络（long short-term memory, LSTM）、生成对抗网络（generative adversarial networks, GAN）、深度信念网络（deep belief networks, DBN）、Transformer 等（图 4），其中，CNN 算法使用最多，在应用时根据任务需求，可选择合适的算法或将各算法组合使用。

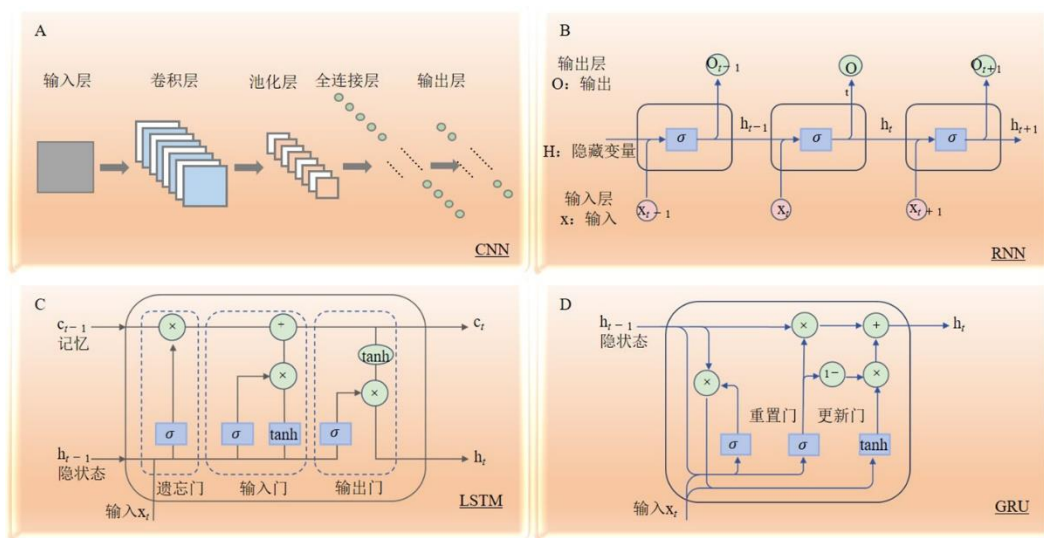


图 4 常用的深度学习算法

Fig. 4 Commonly used deep learning algorithms

**4.2.1 CNN** CNN 在深度学习算法中应用最为广泛，是一类包含深度计算且具有深度结构的前馈神经网络，主要用于处理大量非线性和高维数据，尤其用来处理图像数据。其基本结构由输入层、卷积层、池化层、全连接层组成<sup>[60]</sup>，输入层接收图像数据或其他类型数据，卷积层提取输入数据的局部特征，再通过池化层（常见池化包括最大池化和平均池化）对卷积层的输出进行下采样以提高计算效率，最后全连接层将前层提取的特征连接起来进行分类或回归任务（图 4-A）。

CNN 的特点是能够通过多层卷积操作自动学习图像的局部结构和全局特征，特征提取能力较强<sup>[61]</sup>；

卷积操作具有平移不变性，使模型对图像中物体的位置和大小变化具有一定的鲁棒性；采用参数共享和稀疏连接的方式可减少网络的参数，提高了处理大规模图像数据的能力，同时降低了过拟合的风险。CNN 的局限性在于需要大量的训练数据才能获得良好的泛化能力、需要大量的计算时间和存储空间、内部决策过程不易理解、可解释性较差等<sup>[62]</sup>。

CNN 在中药质量控制中，根据中药的外观、颜色、纹理等特征可用于中药的产地、等级、真伪、炮制程度、物种、年限、病虫害等识别，能快速、准确地对大量中药材进行初步筛选，提高工作效率。Gu 等<sup>[27]</sup>采集 5 个产地的三七样品，结合太赫

兹光谱技术和 CNN 对三七产地进行识别, 构建的 CNN 模型识别准确率达到 97.62%, 实现了对三七产地的快速、无损、准确鉴定。Zhang 等<sup>[63]</sup>基于深度学习与高光谱成像技术结合的方法来确定葛根的生长年份, 使用高光谱成像设备收集葛根的外表面和横截面信息, 构建 CNN 模型对“葛根不同生长年限”的三元分类任务和“葛根是否可以用于中药”的二元分类任务分别取得了 90.15%和 93.51%的准确率。在中药安全性评价方面, 通过结合 CNN 模型分析中药切片的显微结构, 能识别出可能存在的有害物质或霉变情况, 使用受真菌感染的嘉兰图像来训练和测试 CNN 模型, 该模型准确率达到 99.32%, 能有效检测到嘉兰中的真菌感染, 从而提高植物病害检测的准确性和效率<sup>[64]</sup>。

常用的 CNN 架构包括 AlexNet、ResNet、VGG、GoogLeNet 等, 基于 CNN 的基本原理, 通过卷积层、池化层、激活函数等结构, 对输入的图像数据进行特征提取和学习, 实现图像分类、识别等任务。

AlexNet 具有准确性高、适应性强、计算效率高等特点, 可在较短时间内完成大量的图像分类任务, 在中药材图像识别中具有较高的适用性。周苏娟等<sup>[65]</sup>构建了莪术、姜、橘核和牡丹皮 4 种不同中药饮片的图像数据库, 引入了深度学习以实现不同中药饮片的自动识别。实验结果表明, 采用 AlexNet 模型识别 4 种不同的中药饮片图像能够达到较好的效果, 其准确率为 97.16%。使用自建的包含不同红色等级的枸杞数据集进行实验, 利用 AlexNet 网络模型实现了对枸杞的等级分类识别, 从而快速、准确地检测枸杞的外在质量<sup>[66]</sup>。但选用该模型时, 需考虑其局限性, 如模型较大、计算成本高、过度参数化等<sup>[67]</sup>。

VGG 网络主要特点是架构简单统一, 具有较好的局部性和层次性。VGG 通过不同深度的卷积层, 能够提取到不同尺度的图像特征, 从边缘、纹理到更加抽象的语义信息, 有助于提高模型对图像的理解能力<sup>[68]</sup>。冯敬文等<sup>[69]</sup>通过采集中药饮片图像数据集, 结合 VGG19 网络模型, 有效构建出准确率较高的常见中药饮片识别系统。尽管 VGG 网络在图像分类等任务中取得了显著成果, 但也存在一些缺点, 如参数数量多、计算复杂度高、易过拟合、对内存和计算能力要求较高等<sup>[70]</sup>。这些缺点在实际应用中可能会带来一些挑战, 但可以通过模型压缩、数据增强、正则化等技术来缓解。

GoogLeNet 引入了 Inception 模块, 在增加网络宽度和深度的同时, 提高了模型的识别精度, 减少了模型的计算量和参数量, 能够在有限的计算资源下训练较深的网络<sup>[71]</sup>。并且, 通过 Inception 模块融合不同尺度的特征信息, 能够从中药材图像中提取出丰富的、多层次的特征。研究团队采用 GoogLeNet 与 VGG16 的集成方法对芒果疾病进行分类, 以提升芒果叶片及果实病害的分类精度。该模型在训练、验证及测试阶段均表现出卓越性能, 准确率高达 99%, 表明该方法可用于早期检测芒果疾病, 进而提高芒果的产量与质量<sup>[72]</sup>。GoogLeNet 在图像分类任务中表现出色, 但其复杂的网络结构和高计算资源需求使其在实际应用中面临一些挑战, 这些缺点需要在选择和使用 GoogLeNet 时加以考虑。

ResNet 通过引入残差连接, 使信息更容易在网络中传递, 从而减轻深层网络的梯度消失问题<sup>[73]</sup>, 同时具有网络结构更深、特征提取能力强、易于训练和扩展等优点, 适用于各种任务的数据集。利用 ResNet 模型可对中药材图像进行识别和分类, 能够快速准确地判断中药材的质量, 从而实现对中药质量的初步把控。通过采集人参<sup>[74]</sup>、薄荷叶<sup>[75]</sup>的外观的图像, 利用 ResNet 模型以准确判别其外观质量情况, 实现了对中药材的品质分级。结合其他检测技术, ResNet 可以对中药的内在质量进行更全面的评价。如通过光谱技术获取中药成分信息, 利用 ResNet 对相关数据进行分析, 可综合判断中药的质量是否符合标准。Zhang 等<sup>[76]</sup>结合激光诱导击穿光谱和 ResNet 模型, 为柴胡的来源鉴定提供了一种更高效、可靠的方法。将高光谱成像、核磁共振技术和改进的 ResNet-34 模型相结合, 实现了枸杞地理来源和地理标志物的准确识别<sup>[77]</sup>。

**4.2.2 RNN** RNN 是一种用于处理序列数据的神经网络架构, 通过引入循环连接, 使得网络能够使用先前时刻的输出作为当前时刻的输入, 形成“记忆”机制, 以捕捉序列中的时间依赖性和上下文信息<sup>[78]</sup> (图 4-B)。RNN 能够处理具有时序依赖性的输入数据, 具有参数共享、高效计算能力的优点, 使其在处理长序列时更加高效。但也存在一些局限性, 在训练过程中, 由于序列较长或网络较深, 易出现梯度消失或梯度爆炸现象。为了解决这些问题, 提出了 RNN 的变种和优化方法, 如 LSTM、门控循环单元 (gated recurrent unit, GRU) 等<sup>[79]</sup>。

LSTM 是为了解决 RNN 中的梯度消失问题而



提出的一种改进型 RNN,通过引入门控机制和记忆单元来改进 RNN 的记忆能力。具体来说, LSTM 在每个时刻都有一个记忆单元来保存历史信息,并通过输入门、遗忘门和输出门来控制信息的流动<sup>[80]</sup>(图 4-C)。这种结构使得 LSTM 在处理长序列数据时表现更加出色。LSTM 结合近红外光谱技术,可以进一步提高检测的准确性和效率。Bai 等<sup>[81]</sup>提出了一种基于近红外光谱和 LSTM 网络的当归质量快速评价方法,该方法可成功区分地道当归、非地道当归和掺假当归,准确率达到 100%。同时,该方法还能准确预测地道当归的掺假程度。

LSTM 擅长捕捉序列数据中的长期依赖关系,而 CNN 则擅长提取图像数据的局部特征。通过结合两者的优势,可以让模型同时考虑到数据的时序和空间信息,从而提供更精确的预测、更出色的性能以及更高的训练效率。徐昊等<sup>[82]</sup>通过自研的电子鼻系统检测 6 个不同产地的茯苓气味信息,并对 5 种算法模型进行对比,结果显示 CNN-LSTM 模型的分​​类准确率最高,达到 88.9%,表明 CNN-LSTM 模型能够更好地处理小规模电子鼻数据。中药复方的快速无损检测方面,CNN-LSTM 模型可用于预测中药提取物中的有效成分含量。如结合近红外光谱和 CNN-LSTM 的组合模型,快速准确监测了竹茹汤在煎药过程中的浓度,与 CNN 模型相比,CNN-LSTM 模型的预测精度提高了 9%,具有更高的预测精度<sup>[83]</sup>。

GRU 是另一种 RNN 变种和优化的方法,通过引入更新门和重置门来控制信息的流动,提高了模型的记忆能力和表达能力,从而解决 RNN 的梯度消失问题(图 4-D)。GRU 的优势在于,在和 LSTM 有相似表现的情况下,结构更简单,更容易训练或计算<sup>[84]</sup>。创造性地将 CNN-GRU 联用,可用于预测中药提取物中有效成分的含量。Peng 等<sup>[85]</sup>以大叶龙胆为研究对象,基于近红外光谱结合 CNN-GRU 技术,构建了有效成分龙胆酸和龙胆苦苷的定量分析模型,实现了光谱特征的深度挖掘和提取。结果表明,与 CNN 模型相比,CNN-GRU 模型具有更高的预测精度,实现了中药提取物有效成分含量的快速准确分析。

**4.2.3 其他深度学习算法** GAN 引入了一种对抗训练的思想,通过生成器和判别器的相互竞争来生成新的数据实例<sup>[86]</sup>。生成器的目标是生成与真实数据样本相似的数据,而判别器的目标是区分真实数

据样本和生成器生成的样本。这种对抗过程使得 2 个网络在训练中不断优化,最终生成器能够生成高质量的数据<sup>[87]</sup>。Yang 等<sup>[88]</sup>首次将 GAN 与近红外光谱结合,用于识别不同地区的小茴香和茴香,并比较了深度学习模型(CNN、GAN)和机器学习模型的实验结果。结果表明,GAN 模型在分类准确率和泛化能力方面较强,不仅解决了 CNN 训练样本有限的问题,还解决了机器学习模型分类结果不理想的问题,实现了对不同地区小茴香和茴香的快速、准确识别。

DBN 是一种由多层受限玻尔兹曼机堆叠而成的深度学习模型,旨在通过多层神经元堆叠来识别和提取数据的内在特征,对于复杂的数据结构具有较强的表征能力<sup>[89]</sup>。DBN 采用无监督的方式逐层训练模型,使其在训练时更为高效、稳定,适用于处理高维、未标记数据。此外,DBN 具有出色的生成学习能力,不仅可以学习和理解数据的分布,还能基于学习到的模型生成新的数据样本<sup>[90]</sup>。有研究收集了不同地区板蓝根的色度值、质地和成分含量等多维特征数据,通过多因素统计分析,筛选出 44 个特征因子来区分板蓝根的来源,将 44 个特征因子与 DBN 模型相结合,基于融合数据进行建模和训练,以快速分类和预测不同地区的板蓝根样本,这种方法的准确率显著提高,对板蓝根原产地的判别率达到 100%<sup>[91]</sup>。

Transformer 架构的核心创新是自注意力机制,使得模型能够同时考虑输入序列中的所有位置,有效处理长距离依赖关系<sup>[92]</sup>。自注意力机制允许模型根据输入序列中的不同部分赋予不同的注意权重,从而更好地捕捉语义关系。马景余等<sup>[93]</sup>使用电子舌采集不同品种贝母的味觉指纹信息,针对电子舌采集信号,采用 Transformer 编码器提取信号中的时间序列特征,提高对局部特征的提取能力。Transformer 与 CNN 联用,可以在保持运算效率的同时,提高模型在多种计算机视觉任务中的性能。谭代庆等<sup>[94]</sup>首次将 Transformer 模型用于中药饮片研究,该研究以易混淆中药饮片为研究对象,建立 CNN 和 Transformer 联用的智能中药饮片分类模型,可为解决视觉特征区别不大的易混淆中药饮片甄别提供参考。

## 5 模型的优化与评估

模型优化和评估是机器学习及深度学习的关键环节,是一个迭代的过程,通过合理选择评估方

法和指标,及应用有效的优化策略,进行多次优化和评估,可逐步提升模型的性能和应用效果,确保模型在实际应用中能够有效解决问题。以下是较为常用的优化算法。

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 模拟了鸟群觅食的行为,通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解。该优化算法结构简单、全局搜索能力强、适应性强,但存在参数选择敏感、计算复杂度高的问题<sup>[95]</sup>。可用于优化模型参数,以提高模型的预测性能,如采用 PSO 优化 SVM 模型,将 PSO 的全局搜索能力与 SVM 的分类性能相结合,能够在高维的数据集中找到最佳分类超平面,已用于山茱萸的快速定量分析<sup>[96]</sup>及小麦等级的判别<sup>[97]</sup>等,均实现了较高的判别准确率。

鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 核心思想是通过模拟座头鲸的捕食过程来进行搜索和优化。座头鲸在捕食过程中会采取包围猎物、气泡网捕食和搜索猎物的行为,这些行为被用来设计搜索策略,使算法能够有效地找到全局最优解<sup>[98]</sup>。研究者构建高性能三七产地鉴别模型,在 SVM 的基础上,针对前期全局寻优效率低,收敛速度慢的问题,提出了一种具有高收敛性和高全局寻优效率的改进 WOA 算法,建立了 LAWOA-SVM 模型。实验结果表明,该模型能够在具有较快收敛速率的情况下,有效区分 4 种不同产地的三七,正确鉴别能力可达到 98% 以上<sup>[99]</sup>。

麻雀优化算法 (sparrow search algorithm, SSA) 模拟了麻雀的觅食和反捕食行为,通过群体的合作与竞争找到最优解。该算法基于麻雀的社会等级结构和觅食策略,主要用于求解全局优化问题<sup>[100]</sup>。Luo 等<sup>[101]</sup>应用激光诱导击穿光谱结合 SSA-BPNN 的方法,检测浙贝母中的重金属含量。结果表明,经过 SSA 优化的 BPNN 模型比未优化的 BPNN 模型具有更好的精度,特别是在低浓度重金属下表现出更高的预测精度和更快的计算速度。

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是一种基于自然选择和遗传学原理的搜索和优化技术,模拟了生物遗传进化过程,利用基因运算、基因选择和基因变异等基本遗传操作,实现对于不同算法最优解的求取<sup>[102]</sup>。GA 的优点是可以处理高维复杂的问题,并且支持并行计算,但存在过早收敛的风险,可用于优化模型的权重和阈值,从而提高预测性能。如 BPNN 具有结构简单、操作简便、参数可调

等特点,但存在训练速度慢,易陷入局部最优值等问题,导致模型的性能无法达到全局最优。为了克服这些限制,可以通过 GA 实现 BPNN 权重的优化<sup>[103]</sup>。通过此方法, Peng 等<sup>[104]</sup>根据筛选出的关键化合物有效区分了苍术的 3 个品种, Wang 等<sup>[105]</sup>建立了白芍生物活性成分含量的校准模型。

混沌映射粪甲虫优化算法 (chaos-based dung beetle optimizer, CDBO) 是一种结合了混沌映射和粪甲虫优化算法的混合优化算法。该算法旨在提高粪甲虫优化算法的全局搜索能力和收敛速度,同时避免陷入局部最优解<sup>[106]</sup>。Shi 等<sup>[55]</sup>基于近红外光谱建立了 CDBO 优化 BPNN 的模型,用于对不同香附加工品的定量测定。实验结果表明,与未优化的 BPNN 模型相比,建立的 CDBO-BPNN 在预测香附的 2 种萜类化合物含量方面具有更高的准确性。

贝叶斯优化 (Bayesian optimization, BO) 是一种用于函数全局最优化的策略,能够在不需要大量计算资源的情况下,有效探索参数空间。其核心思想是通过构建一个代理模型,逐步选择最优的参数,从而有效的找到全局最优解<sup>[107]</sup>。适用于黑箱函数优化问题,如模型的超参数调优。LSTM 具有较多的超参数,这些超参数对于模型的性能至关重要,通常需要大量时间来手动调整。因此,将 BO 算法与 LSTM 模型联用,逐渐用于分类和回归任务。采用近红外光谱结合 BO-LSTM 评价当归的质量,并比较 BO-LSTM 与常用分类和回归算法的性能。结果表明,BO-LSTM 模型不仅以 100% 的准确率区分了当归的真伪,而且准确预测了当归的掺假程度。此外,与常见算法相比,BO-LSTM 在分类和回归方面表现出优异的性能<sup>[81]</sup>。

## 6 AI 驱动的多模态数据融合在中药质量中的应用与进展

机器学习及深度学习的各个算法在中药质量领域的应用中展现了强大的发展潜力,但随着研究的深入且中药质量控制本身涉及多源、异构、复杂的数据,单一数据源或单一模型算法的局限性也逐渐显现。多模态数据融合的方法是 AI 在解决这类复杂问题时的核心优势和未来趋势。多模态数据融合旨在整合不同来源的异构数据,以获得更全面、准确的信息评估中药质量<sup>[108]</sup>。

多模态数据融合技术通过整合图像、色谱、光谱等数据,能够显著提升产地溯源的准确性和鲁棒性<sup>[109]</sup>。傅饶等<sup>[110]</sup>基于数据融合的概念,对丹参饮

片进行产地溯源。利用电子眼和电子鼻技术采集丹参饮片的颜色和气味信息并对数据进行融合,利用机器学习算法建立丹参产地判别模型,与仅基于颜色信息的分类模型相比,数据融合后的模型准确率显著提高到 94.4%,且在保持良好性能的同时,降低了误判风险。Ping 等<sup>[30]</sup>基于 Stacking 策略实现高光谱成像与 X 射线技术的数据融合,将融合数据用于构建机器学习模型,以快速、无损地追溯人参来源。结果表明,采用融合数据构建的模型明显优于使用单一数据的模型。多模态数据融合技术结合机器学习算法,能够构建复杂非线性关系模型,精准预测有效成分的含量。Zhang 等<sup>[11]</sup>利用多模态数据和机器学习相结合,在杜仲叶的产地溯源和有效成分含量预测方面取得了优异的结果。

此外,多模态数据结合机器学习的方法在中药的真伪鉴定、走油程度鉴定、加工炮制工艺控制等方法也得到了应用。Sun 等<sup>[12]</sup>将近红外光谱和中红外光谱数据融合构建机器学习模型以鉴定大黄的真伪,所有样本均被正确分类,数据融合策略的使用提升了模型的分性能。陈慧荣<sup>[13]</sup>基于苦杏仁粉末颜色-气味融合信息通过各种机器学习算法对苦杏仁走油程度进行分类判别,粉末颜色特征值与气味指纹图谱进行融合后,基于融合信息的模型对苦杏仁走油程度的判别准确率要高于基于单一信息的模型判别准确率。Dai 等<sup>[14]</sup>采用电子鼻和电子舌的数据融合,建立 SVM 模型,将麦角甾醇、还原糖和多糖作为深层发酵的指标进行同时快速测定,以反映金耳在深层发酵中的气体和液体特性,为金耳深层发酵的工艺控制提供了技术支持。

## 7 AI 在中药质量中的应用挑战及应对策略

### 7.1 应用挑战

AI 在中药质量控制的应用虽然取得了一定的进展,但在实际应用中面临多重挑战,需要进一步研究和解决。(1) 标准体系差异,传统中药质检标准主要基于性状鉴别、显微鉴别、理化鉴别等方法,具有一定的主观性。而 AI 模型的构建则需要明确的输入数据和量化的评价指标,导致了二者在标准体系上存在差异,难以直接兼容。(2) 数据标准化问题,传统质检标准的数据收集和处理方式相对固定,而 AI 模型对数据的质量要求较高,数据存在不完整、不规范、噪声干扰等情况,均会导致模型的准确性和可靠性受到影响。如在利用图像识别技术对中药的性状进行鉴别时,收集的图片存在拍摄

角度、光线、背景等方面的差异,模型就难以准确地识别出不同批次的中药。(3) 模型的可解释性,传统质检标准的操作过程和结果判定通常是可解释的。而复杂模型的可解释性较差,难以解释模型的决策过程,尤其在涉及安全性和有效性的关键决策时,可解释性较差可能成为 AI 应用的障碍。(4) 技术复杂及专业人才短缺,中药质量控制涉及多个学科领域,将其与 AI 进行有效结合也是一大挑战,需要研究者具备跨学科的知识或跨学科团队的深度协作与创新。(5) 缺乏统一标准,监管难度大。在中药质量领域,对于 AI 的应用还缺乏统一的标准和规范,使得不同研究和应用之间的可比性和可重复性受到影响。并且,随着 AI 的迅猛发展与持续迭代,其应用领域的不断拓展和复杂化,使得相关监管措施在一定程度上呈现出滞后性,监管难度也随之显著增加。

### 7.2 应对策略

通过深入分析这些挑战,可以找到解决问题的切入点,推动 AI 与中药质量控制的深度融合。(1) 建立统一标准,建立 AI 与传统质检标准相融合的质量控制标准体系,制定统一的质量控制标准和规范,明确 AI 在中药质量控制中的应用范围和判定依据。同时,加强对中药数据的标准化和结构化处理,提高数据质量。(2) 加强技术研发和创新,加大对 AI 在中药质量中的研发投入,开展关键技术的研究和创新。(3) 促进多学科合作,结合不同领域的优势探索提升模型可解释性的方法。同时,建立跨学科的人才培养机制,加强中药和 AI 的学科交叉融合,提高从业人员的专业素质和技能水平。(4) 完善监管政策,加快制定 AI 在中药质量领域中的监管标准和法规依据,明确 AI 模型的验证方法、应用范围。加强对 AI 应用过程的监管,以确保中药的安全性和有效性。

## 8 结语与展望

AI 为中药质量的发展带来了新的机遇和挑战,对中药质量的现代化及智能化具有重要意义。机器学习及深度学习是 AI 的核心技术之一,本文归纳总结了其在中药质量中的应用情况,发现机器学习及深度学习与中药分析技术相结合,在中药材的产地溯源、鉴别与分类、成分检测等方面的应用日益广泛且成效显著。具体来看,机器学习算法如 SVM、RF、KNN 等,在中药的产地、真伪、等级、生长年限鉴别及筛选质量标志物研究等方面应用广泛。如

在中药等级识别中,SVM能够根据不同等级药材的光谱特征进行分类,准确率可达90%以上<sup>[115]</sup>;而在中药真伪鉴别方面,RF算法结合光谱数据,可有效区分中药的真伪<sup>[116]</sup>。此外,KNN算法能够成功区分中药的来源,准确率为100%<sup>[26]</sup>。深度学习算法如CNN在中药饮片的图像识别中表现突出,如对人参、黄芪、当归等中药材的自动分类准确率超过90%<sup>[117]</sup>。这些算法主要用以处理分析图像、质谱、色谱、光谱等数据,挖掘其中的特征信息,降低了人工和时间成本。同时,这些算法能够快速处理大量的多模态数据,突破单一维度局限,进一步实现了对中药质量的精准评估和控制。如医库云联合太安堂共同研发的中药材AI“鉴别师”系统,采用深度学习模型训练,结合影像技术多模态融合,提高了中药的鉴别精度,缓解了传统经验鉴别人才短缺问题。

未来关于AI在中药质量控制中的研究,应重点关注多数据融合的策略,利用数据融合的方法将中药的多数据进行多级别、多角度、多层次的统筹融合,实现数据间的互补性与协同性,为中药质量控制提供更丰富的信息<sup>[118]</sup>。AI在中药质量研究方面还缺少模型开发,现有的AI算法均以数据驱动为主<sup>[119]</sup>,未来应推动数据驱动转向模型驱动,开发一种通用的中药质量控制模型。此外,深度学习相较于机器学习展现出更强大的性能,但目前深度学习在中药质量中主要用于处理图像数据,与其他分析技术的结合应用仍较少,需要引起更多研究者的关注与思考,以拓展深度学习在中药质量研究中的广度与深度。随着AI的飞速发展,其与中医药领域的交叉融合已成为大势所趋。尤其是国产大模型Deepseek的热度持续攀升,众多行业领域对其进行加速部署和应用。Deepseek凭借其强大的数据分析和精准的预测能力,在中药质量检测、成分分析以及标准化生产等环节展现出巨大的潜力和应用价值,未来应积极探索其在中药质量中的应用,为中医药的现代化发展注入新的动力。

综上,随着AI的不断发展和应用、数据的日益丰富及跨学科合作的日益紧密,相信中药质量控制会更加精准、高效和智能化,以确保中药的安全性和有效性。AI将会在中药领域具有更加广阔的发展前景,同时为中医药的创新提供新的思路和方法,助力中药产业的现代化和国际化发展。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

## 参考文献

- [1] 黄志端. 中药质量控制技术的发展与应用 [J]. 当代化工研究, 2024(13): 102-104.
- [2] 钱森华, 张晓勇, 朱斐, 等. 中药饮片等级量化评价方法研究进展与趋势 [J]. 中草药, 2025, 56(2): 667-679.
- [3] 薛蓉, 戴衍朋, 王彬, 等. 中药饮片质量控制标准研究与展望 [J]. 中国食品药品监管, 2022(11): 32-41.
- [4] 刘爽, 孙慧峰. 中药质量控制常用技术及其应用 [J]. 化学工程师, 2019, 33(2): 60-64.
- [5] 左晓彬. 现代分析技术应用于中药质量控制的研究进展 [J]. 内蒙古中医药, 2023, 42(7): 163-165.
- [6] Ding R, Yu L H, Wang C H, *et al.* Quality assessment of traditional Chinese medicine based on data fusion combined with machine learning: A review [J]. *Crit Rev Anal Chem*, 2024, 54(7): 2618-2635.
- [7] 中医药与人工智能结合是必然趋势 [J]. 中医健康养生, 2024, 10(6): 2.
- [8] 郝江. 人工智能在计算机网络技术中的应用探究 [J]. 品牌与标准化, 2024(6): 215-217.
- [9] 黄晓琛, 张凯利, 刘元杰, 等. 机器学习与计算机视觉技术在食品质量评价中的研究进展 [J]. 食品科学, 2024, 45(12): 1-10.
- [10] 西仁阿依·亚森江, 胡龙. 机器学习技术在农业机械领域中的研究进展 [J]. 新疆农机化, 2024(5): 53-57.
- [11] Sak J, Suchodolska M. Artificial intelligence in nutrients science research: A review [J]. *Nutrients*, 2021, 13(2): 322.
- [12] Winkler D A. Role of artificial intelligence and machine learning in nanosafety [J]. *Small*, 2020, 16(36): e2001883.
- [13] 蒋雪松, 计恺豪, 姜洪喆, 等. 深度学习在果品品质无损检测中的研究进展 [J]. 农业工程学报, 2024, 40(17): 1-16.
- [14] Dong J E, Li J Q, Liu H G, *et al.* Machine learning and deep learning based on the small FT-MIR dataset for fine-grained sampling site recognition of *Boletus tomentipes* [J]. *Food Res Int*, 2023, 167: 112679.
- [15] 蔡煜东, 宫家文, 甘骏人, 等. 运用神经网络法评价中药威灵仙的质量 [J]. 中国中药杂志, 1993, 18(9): 518-520.
- [16] 蔡煜东, 宫家文, 程兆年, 等. 中药质量的人工神经网络评价方法 [J]. 中草药, 1994, 25(4): 187-189.
- [17] 汤彦丰, 张卓勇, 范国强. 中草药大黄的近红外光谱和人工神经网络鉴别研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2004, 24(11): 1348-1351.
- [18] 刘雪松, 施朝晟, 程翼宇, 等. 基于自组织映射神经网络的中药注射剂质量快速鉴别方法 [J]. 分析化学, 2007, 35(10): 1483-1486.
- [19] 孙鑫, 钱会南. 基于深度卷积网络的中药饮片图像识

- 别 [J]. 世界科学技术—中医药现代化, 2017, 19(2): 218-222.
- [20] Zubler A V, Yoon J Y. Proximal methods for plant stress detection using optical sensors and machine learning [J]. *Biosensors*, 2020, 10(12): 193.
- [21] Tchagna Kouanou A, Mih Attia T, Feudjio C, *et al.* An overview of supervised machine learning methods and data analysis for COVID-19 detection [J]. *J Healthc Eng*, 2021, 2021: 4733167.
- [22] Liu Y, Wang G P, Sun W, *et al.* Honeysuckle flower stage identification based on improved YOLOv5s [J]. *Agron J*, 2024, 116(5): 2511-2522.
- [23] Li D M, Yao R, Yang C L, *et al.* An improved Res2Net-based model for classifying the appearance of Deer antler slices [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 99705-99715.
- [24] 钱丹丹, 周金海. 基于计算机视觉的中药饮片检测与分级研究 [J]. 时珍国医国药, 2019, 30(1): 203-205.
- [25] 王一丁, 姚毅, 李耀利, 等. 基于改进动态 ReLU 和注意力机制模型的中药材粉末显微图像识别研究 [J]. 计算机应用研究, 2021, 38(9): 2861-2865.
- [26] Wang M, Hu T T, Li Y H, *et al.* An integrated and rapid evaluation of *Curcumae Radix* from different botanical origins based on chemical components, antiplatelet aggregation effect and Fourier transform near-infrared spectroscopy [J]. *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc*, 2025, 324: 124992.
- [27] Gu H Y, Wang S F, Hu S Y, *et al.* Identification of *Panax notoginseng* origin using terahertz precision spectroscopy and neural network algorithm [J]. *Talanta*, 2024, 274: 125968.
- [28] Zhang Y S, Chen C, Guo F J, *et al.* Geographical origin identification of *Dendrobium officinale* based on NN-RW-stacking ensembles [J]. *Mach Learn Appl*, 2024, 18: 100594.
- [29] 梁西银, 路霄, 钱恒礼, 等. 激光诱导击穿光谱技术与卷积神经网络相结合的中药材产地识别研究 [J]. 西北师范大学学报: 自然科学版, 2022, 58(4): 50-57.
- [30] Ping J C, Ying Z H, Hao N, *et al.* Rapid and non-destructive identification of *Panax ginseng* origins using hyperspectral imaging, visible light imaging, and X-ray imaging combined with multi-source data fusion strategies [J]. *Food Res Int*, 2024, 192: 114758.
- [31] 张云飞, 张玖捌, 陈鹏, 等. 基于性状电子检测技术结合机器学习的不同产地薏苡仁的快速鉴别 [J]. 中草药, 2024, 55(12): 4185-4193.
- [32] 杨天歌, 倪诗婷, 高旭华, 等. 基于电子感官和机器学习模型的混合金银花区分鉴别方法研究 [J]. 特产研究, 2021, 43(3): 19-22.
- [33] Shen Z Y, Xie H, Zhang J B, *et al.* Rapid evaluation of the quality of *Epimedium* with different processing degrees by E-eye and NIR spectroscopy combined with machine learning [J]. *Microchem J*, 2024, 205: 111181.
- [34] Jiang M T, Sha Y Y, Zou Y D, *et al.* Integration of deep neural network modeling and LC-MS-based pseudo-targeted metabolomics to discriminate easily confused ginseng species [J]. *J Pharm Anal*, 2025, 15(1): 101116.
- [35] Wen J W, Li J Y, Wang D, *et al.* Identification of geographical origin of winter jujube based on GC-MS coupled with machine-learning algorithms [J]. *J Food Compos Anal*, 2023, 124: 105710.
- [36] Feng W Q, Zhou L L, Han Y, *et al.* Combing chemical composition profiling with machine learning for geographical origins identification of *Nardostachys jatamansi* DC [J]. *Microchem J*, 2024, 207: 112087.
- [37] Zhang Z Y, Zhao Y J, Guo F J, *et al.* Identification of *Radix bupleuri* from different geographic origins using matrix-assisted laser desorption/ionization time-of-flight mass spectrometry and support vector machine algorithm [J]. *J AOAC Int*, 2023, 106(6): 1682-1688.
- [38] Jiang T, Gradus J L, Rosellini A J. Supervised machine learning: A brief primer [J]. *Behav Ther*, 2020, 51(5): 675-687.
- [39] Bzdok D, Krzywinski M, Altman N. Machine learning: Supervised methods [J]. *Nat Methods*, 2018, 15(1): 5-6.
- [40] Bellamoli F, Di Iorio M, Vian M, *et al.* Machine learning methods for anomaly classification in wastewater treatment plants [J]. *J Environ Manage*, 2023, 344: 118594.
- [41] Wang J, Cai Z Y, Jin C, *et al.* Species classification and origin identification of *Lonicerae japonicae Flos* and *Lonicerae Flos* using hyperspectral imaging with support vector machine [J]. *J Food Compos Anal*, 2024, 132: 106356.
- [42] 谭有珍, 陈碧莹, 吴霞, 等. 基于 <sup>1</sup>H-NMR 指纹图谱建立沉香快速识别模型的研究 [J]. 中药材, 2021, 44(4): 818-823.
- [43] Huang J X, Li Z, Zhang W, *et al.* Explainable machine learning-assisted origin identification: Chemical profiling of five *Lotus (Nelumbo nucifera Gaertn.)* parts [J]. *Food Chem*, 2023, 404(Pt A): 134517.
- [44] 赵汉卿. 随机森林算法在中药材产地溯源中的应用研究 [D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2024.
- [45] 李梦, 张小波, 刘绍波, 等. 部分可解释机器学习方法的高光谱人参产地识别和分析 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(4): 1217-1221.
- [46] Wu J, Deng S Q, Yu X Y, *et al.* Identify production area,

- growth mode, species, and grade of *Astragali Radix* using metabolomics “big data” and machine learning [J]. *Phytomedicine*, 2024, 123: 155201.
- [47] Ningning X U, Yan G M, Fengjie X U, *et al.* Identifying the geographical origin and processing technology of Moyao (*Myrrh*) on the basis of near-infrared spectroscopy combined with chemometrics [J]. *J Tradit Chin Med*, 2024, 44(3): 505-514.
- [48] Schober P, Vetter T R. Linear regression in medical research [J]. *Anesth Analg*, 2021, 132(1): 108-109.
- [49] 曹海涛, 朱静, 马云鹏, 等. 机器学习在肠道菌群宿主表型预测中的应用 [J]. *生物技术进展*, 2023, 13(5): 671-680.
- [50] Schober P, Vetter T R. Logistic regression in medical research [J]. *Anesth Analg*, 2021, 132(2): 365-366.
- [51] 石岩, 李宁, 魏锋. 机器学习算法在不同形态浙贝母与湖北贝母的干法 REIMS 指纹图谱鉴别分析中的应用研究 [J]. *药物分析杂志*, 2024, 44(1): 134-143.
- [52] Yu X Y, Nai J X, Guo H M, *et al.* Predicting the grades of *Astragali Radix* using mass spectrometry-based metabolomics and machine learning [J]. *J Pharm Anal*, 2021, 11(5): 611-616.
- [53] 杨岩, 肖佳妹, 王韧, 等. 神经网络在中药相关研究领域的应用 [J]. *中草药*, 2019, 50(13): 3230-3236.
- [54] Chen P, Fu R, Shi Y B, *et al.* Optimizing BP neural network algorithm for *Pericarpium Citri Reticulatae* (Chenpi) origin traceability based on computer vision and ultra-fast gas-phase electronic nose data fusion [J]. *Food Chem*, 2024, 442: 138408.
- [55] Shi Y B, He T Y, Zhong J J, *et al.* Classification and rapid non-destructive quality evaluation of different processed products of *Cyperus rotundus* based on near-infrared spectroscopy combined with deep learning [J]. *Talanta*, 2024, 268(Pt 1): 125266.
- [56] 文大鹏. 基于机器学习与 LIBS 技术的中药材定性定量分析研究 [D]. 兰州: 西北师范大学, 2021.
- [57] 黄国盛. 机器学习算法在人工智能中的应用 [J]. *集成电路应用*, 2022, 39(9): 192-193.
- [58] 郝攀峰, 潘澍泽, 秦林原, 等. 机器学习方法在代谢组学数据统计分析中的新近研究进展 [J]. *中国医院统计*, 2024, 31(4): 313-320.
- [59] 刘浩. 基于机器学习的人参粉掺假判别方法研究 [D]. 长春: 吉林农业大学, 2022.
- [60] 姜孟, 董典. 基于语言特征的阿尔茨海默病机器学习筛查研究进展 [J]. *外语教学*, 2025, 46(2): 9-16.
- [61] 王子强. 基于特征重用的轻量级图像超分辨率重建算法研究 [D]. 徐州: 中国矿业大学, 2024.
- [62] 高春艳, 赖光金, 吕晓玲, 等. 基于卷积神经网络的移动机器人声源定位方法综述 [J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(7): 2617-2624.
- [63] Zhang L, Guan Y, Wang N, *et al.* Identification of growth years for *Puerariae Thomsonii Radix* based on hyperspectral imaging technology and deep learning algorithm [J]. *Sci Rep*, 2023, 13(1): 14286.
- [64] Pelaez-Diaz G N, Vilchez-Vásquez R, Huaman-Osorio A, *et al.* Detection of fungal infections in *Gloriosa superba* plant using the convolution neural network model [J]. *J Food Qual*, 2022, 2022(1): 7413983.
- [65] 周苏娟, 李嘉涛, 何啟森, 等. 基于通道注意力机制的中药饮片图像识别方法 [J]. *自动化与信息工程*, 2023, 44(5): 63-67.
- [66] 何雪妮, 柴焯, 刘锦伟. 基于 AlexNet 网络的枸杞分级识别模型研究 [J]. *兰州职业技术学院学报*, 2024, 40(5): 93-96.
- [67] 邱清晨. 基于共焦显微镜图像的真菌性角膜炎诊断算法研究 [D]. 济南: 山东大学, 2018.
- [68] 刘志浩. 基于改进 U-Net 的小麦赤霉病检测方法研究 [D]. 郑州: 河南农业大学, 2024.
- [69] 冯敬文, 叶永浓, 杨梓玥, 等. 基于 VGGNet、EfficientNet 以及 CaiT 深度学习模型建立中药饮片快速识别方法研究 [J]. *中国处方药*, 2024, 22(12): 36-40.
- [70] 杨北. 基于深度学习的机械零件分类关键技术研究 [D]. 北京: 北京印刷学院, 2020.
- [71] 李明泽, 张静, 雷亚平, 等. 基于卷积神经网络的棉花关键生育时期识别 [J]. *核农学报*, 2024, 38(10): 2020-2031.
- [72] Bezabh Y A, Ayalew A M, Abuhayi B M, *et al.* Classification of mango disease using ensemble convolutional neural network [J]. *Smart Agric Technol*, 2024, 8: 100476.
- [73] 张辰瑞, 姜静清, 赵芳, 等. 基于 SE-Connection Pyramid Network 网络的蛋白质-DNA 结合位点预测 [J]. *内蒙古民族大学学报: 自然科学版*, 2025, 40(3): 62-70.
- [74] 朴欣茹. 基于深度学习的人参外观品质分级技术的研究 [D]. 长春: 吉林农业大学, 2023.
- [75] Jadhav R, Suryawanshi Y, Bedmutha Y, *et al.* Mint leaves: Dried, fresh, and spoiled dataset for condition analysis and machine learning applications [J]. *Data Brief*, 2023, 51: 109717.
- [76] Zhang J X, Li X L, Yan Y Q, *et al.* Recognition of *Radix Bupleuri* origin using laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) combined with deep learning and machine learning algorithms [J]. *Microchem J*, 2024, 207: 111946.
- [77] He C C, Shi X, Lin H F, *et al.* The combination of HSI and

- NMR techniques with deep learning for identification of geographical origin and GI markers of *Lycium barbarum* L. [J]. *Food Chem*, 2024, 461: 140903.
- [78] 窦建民. 基于预训练模型和特征融合的恶意软件检测研究 [D]. 太原: 中北大学, 2024.
- [79] 童雯茜. 深度学习技术在宽带通信信号检测中的应用 [J]. *中国宽带*, 2024, 20(1): 142-144.
- [80] 吕晓明, 胡柱东. 基于深度学习的光谱数据特征提取与材料属性预测 [J]. *中国战略新兴产业*, 2024, (27): 90-93.
- [81] Bai L, Zhang Z T, Guan H H, *et al.* Rapid and accurate quality evaluation of *Angelicae Sinensis Radix* based on near-infrared spectroscopy and Bayesian optimized LSTM network [J]. *Talanta*, 2024, 275: 126098.
- [82] 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.
- [83] He T Y, Shi Y B, Cui E Z, *et al.* Rapid detection of multi-indicator components of classical famous formula Zhuru Decoction concentration process based on fusion CNN-LSTM hybrid model with the near-infrared spectrum [J]. *Microchem J*, 2023, 195: 109438.
- [84] 刘晓倩. 基于多模态时序知识图谱的下一兴趣点推荐算法研究与实现 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2024.
- [85] Peng C, Zhang M Y, Kong M D, *et al.* Integrating deep learning and near-infrared spectroscopy for quality control of traditional Chinese medicine extracts [J]. *Microchem J*, 2024, 205: 111310.
- [86] 车璐, 张志强, 周金佳, 等. 生成式人工智能的研究现状和发展趋势 [J]. *科技导报*, 2024, 42(12): 35-43.
- [87] 全燕. 探寻机器的“目光”: 算法视觉的认知共构与实践张力 [J]. *南京社会科学*, 2025(4): 83-92.
- [88] Yang B, Chen C, Chen F F, *et al.* Identification of cumin and fennel from different regions based on generative adversarial networks and near infrared spectroscopy [J]. *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc*, 2021, 260: 119956.
- [89] 于运溥. 基于深度学习的 GIS 设备故障诊断方法研究 [D]. 长春: 长春工业大学, 2023.
- [90] 王功明. 深度信念网络结构优化设计方法与应用 [D]. 北京: 北京工业大学, 2019.
- [91] Chen P, Huang J M, Fei C H, *et al.* Tracing the origin of *Isatidis Radix* based on multivariate data fusion combined with DBN classification algorithm [J]. *Chemom Intell Lab Syst*, 2024, 252: 105190.
- [92] 赵磊, 周大伟, 潘鹏. 人工智能赋能建筑施工安全领域的机遇与挑战 [J]. *工程管理学报*, 2025, 39(2): 100-105.
- [93] 马景余, 孙涛, 王彦荣, 等. 基于电子舌和电子眼信息融合的贝母品种快速辨识方法 [J]. *食品工业科技*, 2024, 45(18): 9-18.
- [94] 谭代庆, 肖志鸿, 吴浩忠, 等. 融合改进残差网络和 Transformer 的易混淆中药饮片识别研究 [J]. *中国数字医学*, 2023, 18(6): 42-50.
- [95] 阳诚平, 刘奇, 刘曙, 等. 基于 PSO-BP 神经网络的回转窑喷煤量预测 [J]. *烧结球团*, 2024, 49(5): 47-55.
- [96] 刘雪松, 孙芬芳, 金叶, 等. 近红外光谱技术结合粒子群最小二乘支持向量机算法在山茱萸药材质量控制中的应用研究 [J]. *药学学报*, 2015, 50(12): 1645-1651.
- [97] Zhang S Z, Yin Y Q, Liu C L, *et al.* Discrimination of wheat flour grade based on PSO-SVM of hyperspectral technique [J]. *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc*, 2023, 302: 123050.
- [98] 刘会玲, 韩星星, 赵蓓, 等. 改进鲸鱼优化算法在前向激光散射颗粒测量技术粒径分布反演中的应用 [J]. *光子学报*, 2025, 54(3): 125-138.
- [99] 黄兰娟. 基于太赫兹时域光谱技术的中药材三七产地鉴别和定量分析研究 [D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2023.
- [100] 陈万志, 李昊哲, 刘恒嘉, 等. 融合 LSTM 和优化 SVM 的风力发电机组故障预测方法 [J]. *辽宁工程技术大学学报: 自然科学版*, 2022, 41(4): 379-384.
- [101] Luo X M, Chen R Q, Kabir M H, *et al.* Fast detection of heavy metal content in *Fritillaria thunbergii* by laser-induced breakdown spectroscopy with PSO-BP and SSA-BP analysis [J]. *Molecules*, 2023, 28(8): 3360.
- [102] 赵晓华. 基于遗传算法的设施布置研究 [J]. *计算机与数字工程*, 2012, 40(5): 23-25.
- [103] Yu L, Jin W F, Li X H, *et al.* Optimization of bioactive ingredient extraction from Chinese herbal medicine *Glycyrrhiza glabra*: A comparative study of three optimization models [J]. *Evid Based Complement Alternat Med*, 2018, 2018: 6391414.
- [104] Peng L, Wang X, He M L, *et al.* Discrimination and screening of volatile metabolites in *Atractylodis Rhizoma* from different varieties using headspace solid-phase microextraction-gas chromatography-mass spectrometry and headspace gas chromatography-ion mobility spectrometry, and ultra-fast gas chromatography electronic nose [J]. *J Chromatogr A*, 2024, 1725: 464931.
- [105] Wang Q, Li H Q, You J L, *et al.* An integrated strategy of spectrum-effect relationship and near-infrared spectroscopy rapid evaluation based on back propagation neural network for quality control of *Paeoniae Radix Alba* [J]. *Anal Sci*, 2023, 39(8): 1233-1247.
- [106] 李宇, 刘玲, 薛铸. 基于群智能算法的土壤水分特征曲

- 线模型参数优化 [J]. 节水灌溉, 2023(12): 57-65.
- [107] 陈涛, 谢光翀, 张绍荣. 太赫兹融合光谱结合改进 Fused Lasso 模型在转基因菜籽油鉴别中的应用 [J]. 光学 精密工程, 2024, 32(20): 3006-3016.
- [108] 曹炳阳. 多模态数据融合在计算机人工智能中的优化 [J]. 电脑编程技巧与维护, 2025(5): 113-115.
- [109] 王超超, 张先超, 谷正昌, 等. 中药材及饮片检测中人工智能应用探讨 [J]. 中国工程科学, 2024, 26(2): 245-254.
- [110] 傅饶, 史亚博, 李铭轩, 等. 基于多源数据融合的丹参饮片产地溯源研究 [J]. 南京中医药大学学报, 2024, 40(12): 1414-1423.
- [111] Zhang Y Y, Zhu X Y, Wang- Y Z. Development of machine learning models using multi-source data for geographical traceability and content prediction of *Eucommia ulmoides* leaves [J]. *Spectrochim Acta Part A Mol Biomol Spectrosc*, 2024, 313: 124136.
- [112] Sun W J, Zhang X, Zhang Z Y, *et al.* Data fusion of near-infrared and mid-infrared spectra for identification of rhubarb [J]. *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc*, 2017, 171: 72-79.
- [113] 陈慧荣. 基于颜色气味数字化及信息融合的苦杏仁走油监测系统研究 [D]. 北京: 北京中医药大学, 2019.
- [114] Dai C X, Huang X Y, Huang D M, *et al.* Detection of submerged fermentation of *Tremella aurantialba* using data fusion of electronic nose and tongue [J]. *J Food Process Eng*, 2019, 42(3): e13002.
- [115] Zhang F J, Zhang Y, Shi L, *et al.* Application of portable near-infrared spectroscopy technology for grade identification of *Panax notoginseng* slices [J]. *J Food Saf*, 2023, 43(3): e13033.
- [116] 罗雅文, 董大明. 激光诱导击穿光谱结合化学计量学的淫羊藿产地快速鉴别 [J]. 西北师范大学学报: 自然科学版, 2023, 59(2): 54-60.
- [117] 胡晓东. 基于改进深度学习算法的中药饮片图像识别研究 [D]. 长春: 吉林农业大学, 2023.
- [118] 顾志荣, 毛小文, 祁梅, 等. 数据融合技术在中药研究领域的应用 [J]. 中草药, 2023, 54(18): 6159-6171.
- [119] 杨青, 黄壮壮, 许刚, 等. 人工智能在中药研究中的应用进展 [J]. 中成药, 2024, 46(10): 3529-3532.

[责任编辑 赵慧亮]