

DOI: 10.16305/j.1007-1334.2026.z20250609004

人工智能驱动下的中医智能诊疗研究进展与挑战

王衍鸿^{1,2}, 杨新³, 杨蕴^{1,2}, 崔骥⁴, 张戈³, 田建辉^{1,2}

1. 上海中医药大学附属市中医医院肿瘤临床医学中心(上海 200071); 2. 上海中医药大学附属市中医医院肿瘤研究所(上海 200071); 3. 香港浸会大学中医药学院(香港 999077); 4. 上海中医药大学中医学院(上海 201203)

【摘要】 目的 围绕“中医辨治六步程式”,系统梳理人工智能在中医智能诊疗中的关键范式(监督学习、无监督学习、强化学习和深度学习),总结代表性进展与应用边界,提炼面向落地的技术路径。**方法** 检索与归纳近年来发表的高质量相关文献,按中医“望-闻-问-切-辨证-处方-疗效预测”的全链路,对人工智能算法类别、数据资源与评测进行对照分析,并从数据标准化、可解释性与隐私安全维度构建“问题-方法”映射。**结果** ①中医四诊客观化研究表现出从“特征工程+传统机器学习”演进至“Transformer算法/扩散模型+多模态”的生成-判别协同特征;②生成对抗网络与大语言模型等可显著提升中医证候识别与个体化处方推荐能力,其在相关临床诊疗场景中取得可验证增益;③强化学习在中医临床“动态调方-疗效反馈”闭环中展现出潜力,但受高维异质状态、奖励稀疏/延迟、离线偏置与安全探索等限制;④提出面向中医药人工智能研究的可实施路径,即跨模态对齐与共享表示、知识图谱增强的可解释建模、联邦学习与差分隐私、数字孪生结合安全强化学习的虚实融合训练与验证。**结论** 人工智能正重塑中医智能诊疗流程与证治逻辑,但规模化落地仍依赖数据标准、可信与安全机制的协同建设。以“中医辨治六步程式”为骨架,结合多模态融合与大语言模型对齐,可推动中医从经验驱动走向数据与模型驱动,支撑精准辨证、个体化组方与可追溯决策。

【关键词】 人工智能;中医;中药;智能诊疗;大语言模型;强化学习;辨证论治

Research progress and challenges in artificial intelligence-driven intelligent traditional Chinese medicine diagnosis and treatment

WANG Yanhong^{1,2}, YANG Xin³, YANG Yun^{1,2}, CUI Ji⁴, ZHANG Ge³, TIAN Jianhui^{1,2}

1. Oncology Clinical Medical Center, Shanghai Municipal Hospital of Traditional Chinese Medicine Affiliated to Shanghai University of Traditional Chinese Medicine, Shanghai 200071, China; 2. Institute of Oncology, Shanghai Municipal Hospital of Traditional Chinese Medicine Affiliated to Shanghai University of Traditional Chinese Medicine, Shanghai 200071, China; 3. School of Chinese Medicine, Hong Kong Baptist University, Hong Kong 999077, China; 4. School of Traditional Chinese Medicine, Shanghai University of Traditional Chinese Medicine, Shanghai 201203, China

[基金项目] 上海市卫健委卫生健康领军人才项目(2022LJ014); 国家中医药管理局第五批全国中医临床优秀人才研修项目(国中医药人教函[2022]1号); 国家中医药管理局国家中医优势专科建设项目(肿瘤科-2024-510)

[作者简介] 王衍鸿,男,博士研究生,主要从事肺癌临床及基础研究工作

[通信作者] 田建辉,主任医师,教授,博士研究生导师;E-mail: tjhhawk@163.com。张戈,教授,博士研究生导师;E-mail: zhangge@hkbu.edu.hk

Abstract: Objective Focusing on the "six-step procedure for diagnosis and treatment in traditional Chinese medicine (TCM)", to systematically review the key artificial intelligence (AI) paradigms (including supervised learning, unsupervised learning, reinforcement learning, and deep learning) in intelligent TCM diagnosis and treatment, summarize representative progress and application boundaries, and outline practical technological routes for

deployment. **Methods** A search and synthesis of recent high-quality literature was conducted. Based on the full TCM diagnostic and treatment process of "inspection, listening/smelling, inquiry, pulse-taking, syndrome differentiation, prescription, and outcome prediction", a comparative analysis was performed on AI algorithm categories, data resources, and evaluation strategies. Additionally, a "problem-method" mapping was constructed from the perspectives of data standardization, interpretability, and privacy/security. **Results** ① Research on the objectification of TCM's four diagnostic methods evolved from "feature engineering + classical machine learning" to a generator-discriminator synergy with "Transformer algorithms/diffusion models + multimodal fusion". ② Generative adversarial networks (GANs) and large language models (LLMs) significantly improved the ability to identify TCM syndromes and recommend individualized prescriptions, with verifiable gains in related clinical diagnosis and treatment scenarios. ③ Reinforcement learning demonstrated potential in the clinical "dynamic prescription adjustment-efficacy feedback" loop in TCM yet it was constrained by high-dimensional heterogeneous states, sparse/delayed rewards, offline bias, and safety exploration. ④ Actionable routes for AI research in TCM were proposed, including cross-modal alignment and shared representation, knowledge graph-enhanced explainable modeling, federated learning with differential privacy, and digital-twin-driven safe-reinforcement learning for virtual-to-real training and validation. **Conclusions** AI is reshaping the TCM intelligent diagnosis and treatment workflow and the logic of syndrome differentiation and treatment, but scalable deployment hinges on data standards and trustworthy, safe mechanisms. Grounded in the "six-step procedure for diagnosis and treatment in TCM" framework, multimodal integration and LLM alignment can drive a transition from experience-driven to data- and model-driven TCM, enabling precise syndrome differentiation, personalized prescriptions, and traceable decision-making.

Keywords: artificial intelligence; traditional Chinese medicine; Chinese materia medica; intelligent diagnosis and treatment; large language models; reinforcement learning; syndrome differentiation and treatment

中医药作为中华民族的文化瑰宝,承载着千年实践智慧与理论体系。习近平总书记强调需“切实把中医药这一祖先留给我们的宝贵财富继承好、发展好、利用好”,而《中医药发展战略规划纲要(2016—2030年)》《中华人民共和国中医药法》《“十四五”中医药发展规划》等政策为其现代化与智能化提供了战略支撑^[1-2]。然而,中医临床诊疗仍面临若干挑战,如四诊信息因依赖主观经验而标准化不足,辨证论治的个体化特征难以量化,名医经验传承效率低下,加之临床数据挖掘滞后,共同制约了中医药的科学化推广。人工智能(artificial intelligence, AI)的兴起为破解这些难题提供了新路径。自20世纪70年代“关幼波肝病诊疗程序”问世以来,AI与中医的融合历经专家系统、机器学习(ML)到深度学习(DL)的阶段性跨越^[3]。当前,AI在中医四诊客观化领域取得显著突破,舌诊仪、脉象分析系统通过图像识别与传感器技术,可实现舌质、舌苔量化分析与28种脉象自动分类等^[4]。在辨证论治环节,基于大数据的病证关联模型与知识图谱(KG),可辅助医者优化个性化诊疗方案^[5]。此外,AI对古籍医案的非结构化和半结构化的数据挖掘,为中医经验传承与循证研究提供了技术基座^[6]。《“十四五”中医药发展规划》明确“AI+中医诊疗”方向,推动诊疗流程标准化与资源分配高效化,助力解决中医药现代化“最后一公里”难题^[7]。在此背景下,国医大师孙光荣教授提出了“中医辨治六步程式”,即“四诊审证、

审证求因、求因明机、明机立法、立法组方、组方用药”。这一体系系统揭示了中医辨证论治的完整逻辑链,从疾病感知与判断,到推理病因、明晰机制,再到治法与方药的确立,层层递进、环环相扣。其核心思想是以“循证为始、立法为纲、施治为终”,实现从临床症状到治疗决策的系统化推演。该理论为AI介入中医诊疗提供了天然契合的结构基础,使AI能够在数据采集、证候识别和处方优化等环节实现可建模、可推理与可验证的智能化转化路径^[8]。

基于该框架,本文从方法范式和系统视角两条主线展开综述。方法层面,不同AI技术在中医诊疗中的作用各有侧重。ML依托显式特征,适用于声音和气味等涉及的结构化数据的小样本建模。DL则通过卷积神经网络(CNN)、Transformer和扩散模型实现端到端表征,能够处理舌象、脉象等高维信号并完成多模态融合,但对大规模标注数据和正则化依赖较强。强化学习(RL)以马尔可夫决策过程描述“辨证-调方-反馈”的闭环优化,为处方动态调整和疗效预测提供了工具,但仍面临安全约束和因果奖励设计的挑战。大语言模型(LLM)及多模态模型通常建立在通用预训练模型的基础上,结合古籍、临床医案和现代数据库进行高效微调,并辅以人工偏好优化,已展现出在问诊、处方推荐和古籍问答等一体化应用中的潜力。系统层面上,中医智能诊疗的演进可分为四个层次:数据层关注四诊、电子病历和组学信息的标准化与质控,建模层侧重

多模态表示的统一与知识对齐,应用层涵盖证候分型、处方推荐和疗效预测等任务,治理层聚焦隐私保护、可解释性、安全性及评测基准的建立。本文将依循这一“范式与系统”双重框架,呈现AI在中医智能诊疗中的应用进展与挑战。

1 技术应用现状

在“中医辨治六步程式”的临床逻辑指引下,不再单纯依照传统诊疗环节的顺序,而是以系统分层的方式统领既有成果。具体而言,从数据层的四诊采集与处理切入,逐步过渡到建模层的辨证模型构建,再延伸至应用层的典型实践,并在治理层中专设部分讨论RL与安全性问题。通过这种分层梳理,不仅能够对应“中医辨治六步程式”的临床逻辑,也有助于更系统地总结各技术环节的贡献、瓶颈与改进方向。

1.1 四诊数据采集与处理 四诊审证是“中医辨治六步程式”的首要步骤,是整个中医诊断过程的基础。现代技术正逐步将传统望、闻、问、切诊疗过程中获得的主观临床信息转化为标准化、客观化的数据,进而为后续“审证求因”阶段提供精准可靠的依据^[9]。近年来,以扩散概率模型(DMs)和视觉自注意力模型(ViT)为代表的生成式与判别式模型的结合体已成为医学影像和多模态AI领域的研究热点。2024年国际计算机视觉大会(ICCV)提出的扩散模型增强的多场景推荐范式(Diff-MSR),在潜在空间中进行扩散过程,并进一步引入先验引导大窗转换器模型(PLWT),在多对比度磁共振成像超分辨任务中实现高频细节重建,其峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)均超越生成对抗网络(GAN)基线^[10]。同届会议中的MedM2G生成框架首次通过“跨模态引导扩散”统一CT技术、磁共振成像、X线检查结果与文本的多到多生成,为从四诊数据到病案文本联合建模提供了可迁移范式^[11]。在结构设计层面,2024年有学者^[12]采用配备视觉变换器的卷积神经网络(VECNN)将ViT嵌入3D-CNN核心,使阿尔茨海默病诊断准确率提升约4%,验证了自注意力机制在医学结构化特征建模中的优势。该策略同样适用于舌面高光光谱图像与脉搏波形分析。相关研究^[13]进一步指出,2024年以来,DMs已广泛应用于医学影像去噪、重建与模态迁移三大任务。其可逆性与样本多样性兼具的特征,使其成为实现“望-闻-问-切”多模态增强的有力工具。上述先进模型的引入意味着中医智能诊疗正从以判别式分

类为主的1.0时代,迈向生成-判别协同的2.0阶段,为四诊客观化与证候生成式推理奠定了方法学基础^[14]。

1.1.1 望诊的智能化 望诊作为中医四诊之首,其理论体系经历了数千年的发展与完善。《黄帝内经》《难经》奠定了其早期理论框架,汉代张仲景在《伤寒杂病论》中首次引入舌苔观察,将舌诊纳入望诊体系。至宋代《敖氏伤寒金镜录》提出舌诊图谱与量化标准,推动了望诊的规范化进程。进入现代,AI尤其是机器视觉与DL的发展,使望诊逐步实现从主观经验向客观量化的转变,为智能诊疗奠定了方法学基础。

在舌诊方面,许家佗团队应用迁移学习(TL)算法,使舌色分类准确率超过94.88%,并成功应用于肺癌患者的临床研究^[15-16]。刘苓霜团队通过收集337例非小细胞肺癌患者的舌象、脉象数据,利用C5.0决策树建立气虚证与阴虚证分类模型,准确率达80.37%,并筛选出7项关键舌脉特征,为智能证候识别提供了重要依据^[17]。在面诊研究中,红外热像仪与VISIA-CR系统结合肤色统计模型和Adaboost算法,实现了五官区域定位和面色参数量化,推动面诊的标准化和客观化进程^[18-20]。近期的AI方法更引入扩散模型与视觉Transformer的联合框架,如借鉴Diff-MSR的潜空间映射,将舌象从RGB投射至颜色-纹理潜域,再通过条件扩散与注意力机制实现裂纹与齿痕的亚像素级重建,预示舌象分析精度的进一步提升^[10]。

综合现有研究,舌诊与面诊的客观化已在特征提取与分类精度方面取得突破,尤其是TL与Transformer架构在舌色、舌苔及面部参数建模中的优势明显。然而,因跨中心数据标准不统一,裂纹与齿痕等细粒度特征仍难以稳定识别。未来有必要在条件扩散模型与多模态注意力对齐的支持下,推动舌象与面象的统一建模与多中心验证,从而提升其在临床中的可推广性与可信度。

1.1.2 闻诊的智能化 闻诊作为中医四诊的重要组成部分,历史源远流长。《医学研悦》首次提出“闻诊”概念,其渊源可追溯至甲骨文“疾言”记载与《周礼》中的“五声”理论。张仲景在《伤寒杂病论》中进一步扩展了声诊内容,隋代巢元方则将嗅诊纳入其中。进入现代,智能闻诊逐渐形成声诊与嗅诊两大方向,并在AI技术推动下实现了客观化探索。

在声诊方面,研究者通过声音传感器与音频分析系统结合ML与DL,对患者的声音数据及“五脏相

音”进行建模,从而识别疾病与证候。高也陶团队基于《黄帝内经》《扁鹊镜经》与现代声学理论,构建了“五脏相音”“六腑应律”的理论与技术框架,为声诊智能化奠定基础^[21]。陈春风^[22]在 342 例肺系疾病患者语音信号中,利用小波包变换与支持向量机(SVM)实现高精度病证识别。李伟团队引入 CNN 提升虚实证型识别率至 95.12% 以上^[23]。相关工作还拓展至咳嗽、呼吸等非语言声音特征分析^[24]。在肿瘤相关研究中,宋雪阳^[25]随访肺结节患者,揭示了危险因素在不同频段中的差异;卢涛团队则发现 19 项声诊指标可显著区分肺结节患者,提示其在早期筛查中的潜力^[26]。不过,目前声诊研究仍以肺系病证为主,其他脏腑病证的特征识别仍需进一步探索^[27]。

智能嗅诊则通过电子鼻等设备采集患者体表或口腔的气味信息,并结合反向传播(BP)神经网络等 ML 算法进行数据分析与自动判别,预测准确率最高可达 99.1%^[28]。例如,相关研究团队利用电子鼻成功识别 2 型糖尿病的病位;该团队又通过分析社区获得性肺炎患者的口腔气味,为肺系疾病的辨证提供了客观依据。^[29-30]在肿瘤研究中,任益锋团队基于 108 例肺结节患者呼气图谱,结合随机森林(RF)、K 最邻近法(KNN)、SVM 和多因子周期匹配模型(XGBoost)等算法,实现了良恶性区分(曲线下面积 0.91,准确率 86.36%),并可同时识别病位与证素,准确率普遍超过 80%^[31]。类似方法在结直肠癌研究中同样展现出区分不同发病部位与分期的能力^[32]。

总体来看,现有闻诊研究多依赖 SVM、KNN、RF 与 XGBoost 等传统 ML 方法,在小样本条件下性能稳定且具备较好的可解释性,但其跨病种的泛化能力以及对高维信号的建模能力仍存在不足^[33]。此外,信号采集方式与数据标准缺乏统一,也是制约其临床落地的重要因素^[34]。未来需通过统一采集协议、扩大多中心样本,并结合 Transformer 与生成模型开展跨模态建模,以提升智能闻诊技术在不同临床场景下的稳定性与可推广性。

1.1.3 问诊的智能化 问诊作为四诊的重要环节,通过系统性追问患者及知情者的病史与症状信息,为辨证论治提供了基础支持。自《黄帝内经》提出其概念以来,历经扁鹊《难经》、张景岳《十问歌》及林之翰《四诊抉微》的不断完善,逐步形成了较为规范的问诊模式。

近年来,智能问诊的发展推动了临床研究中信

息采集的标准化与规范化。一方面,中医问诊量表逐渐普及,如郝一鸣团队开发的 2 型糖尿病中医证候量表,为症状的量化分级和规范化表达提供了方法学基础^[35]。另一方面,AI 技术的引入,尤其是 ML 与自然语言处理(NLP)技术,使智能问诊系统能够实现主诉提取、症状分析与初步辨证推理。2020 年新型冠状病毒感染疫情期间,基于 KG 和 ML 算法的线上智能问诊平台在流行病学信息快速筛查和诊疗效率提升中展现出显著价值^[36-37]。

尽管如此,当前智能问诊仍面临若干瓶颈,包括数据标准不统一、非结构化文本处理精度有限以及专业术语规范化不足等。这些问题导致模型泛化性不足,限制了系统在临床中的广泛应用。未来的发展方向应聚焦于统一数据采集流程、建立大规模标注数据库,并推动知识增强型 NLP 与多模态交互技术的融合,从而提升智能问诊系统的泛化能力与可解释性。

1.1.4 脉诊的智能化 脉诊是四诊中的核心环节,但传统方法依赖医师触觉,主观性强、难以标准化。近年来,高精度压力、光电和超声多普勒传感器的应用,使脉搏信号可转化为脉冲图形,并可结合动力学、时域与频域算法进行分析^[38]。例如,赵昕^[39]提出并开发了基于优化设计的斯图尔特平台的中医智能脉搏采集机器人,其可自动定位寸关尺,实现高精度多通道采集,显著提升标准化水平。此外,柔性面阵式压力传感器的应用,为多位点同步检测提供了新思路,也为临床普及创造了条件^[40]。在信号建模方面,研究者利用 CNN、BP 神经网络及希尔伯特-黄转换(HHT)分析等算法开展脉搏波识别与分类,结合中医临床 KG 实现诊疗信息的深度融合。这种方法不仅继承了传统脉诊的无创特点,同时实现了数据的精准、客观记录^[41-43]。颜建军等^[42]提出的无阈值递归图结合 CNN 的方法,能够高效提取非线性特征,分类准确率达 98.14%。最新的边缘感知模型则可进一步改善多探头脉象阵列的降噪与重建性能^[10]。

近 5 年脉诊研究的主流范式已由“特征工程+ML”过渡到“端到端 DL”。以 CNN、残差网络(ResNet)、视觉几何组(VGG)为代表的卷积网络能自动提取时频混合特征,而 ViT 与扩散模型可捕捉长程依赖,实现亚毫秒级重建,分类准确率突破 98%,并增强了抗噪声鲁棒性^[44]。然而,目前脉诊数字化与 AI 辅助仍面临若干挑战,如传感器技术尚未完全成熟,尤其是多探头、数组式传感器在精度和稳定性方面有

待提高^[45]。此外,目前的脉象信号采集方式尚不能完全涵盖传统脉诊中的位、数、形、势四大要素^[46]。未来研究需结合柔性复合传感器、条件扩散模型及 KG 增强学习,推动脉象的全面建模与跨中心验证,提升智能脉诊的临床适用性。

1.2 辨证模型的构建 中医辨证论治强调系统分析症状、病因与病机,并制定个体化方案。孙光荣教授提出的“中医辨治六步程式”为智能辨证提供了完整闭环,适合与 DL、NLP 和 KG 结合,推动中医数字化与标准化转型。

在数据与知识层面,智能辨证模型已利用 Transformer 和长短时记忆网络(LSTM)等算法对大规模医案和经典文献进行特征抽取,高效解析并标准化复杂证候关系,为“审证求因”和“求因明机”环节提供支持^[6, 47]。陶晓华团队基于 KG 技术构建的“病脉证并治”语义网络,实现对《伤寒论》《金匱要略》等古籍的系统解析,为“据证立法”提供可视化决策依据^[48]。在多模态信号建模方面,DL 与传感器技术已为智能辨证提供了可靠基础。舌诊结合高光谱成像与多源颜色空间模型,可显著提升舌象分型准确率^[49-50]。脉诊则依托多通道传感器与 CNN、ResNet 等模型实现非线性特征自动提取,分类准确率可达 98.14%^[42, 51]。这些成果为构建从数据采集到辨证输出的闭环系统奠定了基础,使中医智能辨证不仅能模拟传统过程,还具备自学习与自适应能力。

总体而言,智能辨证模型已借助 Transformer、LSTM 和 KG 实现了对古籍医案和临床数据的知识抽取与模式识别,逐步推动辨证论治走向标准化和数据驱动。然而,现有模型在跨语境理解、逻辑可解释性和多组学数据融合方面仍存在不足。建议未来通过跨模态统一表示、因果推断与知识增强推理提升模型透明度,并在多中心临床数据上建立基准评测,推动辨证模型向临床可落地的方向发展。

1.3 中医智能诊疗中 AI 技术的应用进展与关键实践 基于前文所述中医智能诊疗在四诊智能化和辨证建模方面的成果,AI 前沿技术的引入正推动中医诊疗全流程走向系统化与精准化。下文聚焦近年 DL、图神经网络(GNN)、多模态 AI 与 Transformer 等方法在中医临床与中药处方中的应用,并分析其对智能诊疗系统构建的支撑作用。

1.3.1 AI 前沿技术在中医诊疗数据分析中的应用

随着 AI 领域 DL 技术的迅猛发展,GNN、多模态 AI 和 Transformer 神经网络模型等前沿技术逐步被

引入中医智能诊疗系统,推动了中医药诊疗理论与实践的快速现代化。GNN 因其卓越的数据处理能力,特别适用于中医药领域复杂的网络结构分析,如中药复方成分关系、中药-疾病靶标网络以及患者症状关联图谱等方面,实现复杂网络关系的精准识别与推荐^[52]。CNN 和循环神经网络(RNN)则在中药方剂识别、疾病诊断、病例分析等任务中展现出显著优势,通过有效提取图像及序列数据的关键特征,提升了诊断精度与效率^[53]。

多模态 AI 通过整合影像、文本、声音等多源数据,可以构建更加全面的中医诊疗决策模型^[54]。在中药研发方面,有研究^[55-56]利用 DL 方法加速基因组测序与中药开发,能快速解析遗传信息、预测潜在作用靶点,并优化中药分子结构,从而提高中药活性成分发现的效率与准确性,缩短研发周期并降低成本。与此同时,Transformer 架构凭借自注意力机制和并行计算优势,显著提升了复杂临床数据的解析能力;其在舌象、脉象分析及病案文本挖掘中已展现出优越性能,推动辨证与处方推荐的精准化。^[6]

整体来看,DL、GNN 与 Transformer 已在舌脉特征提取与病例模式识别中奠定了坚实基础,但跨模态对齐仍是核心难题。未来应重点发展跨模态注意力机制、扩散生成模型与对比学习策略,实现舌象-脉象-病案等多源数据的统一表征,并在隐私保护与多中心验证框架下提升模型的稳健性与临床可迁移性。

1.3.2 AI 技术在中医辨证与处方推荐中的应用

AI 技术在中医辨证领域显著提升了证候识别与治疗方案设计的精度。ML 技术能够挖掘症状与证型间的潜在联系,构建高效辨证分型模型。此外,结合 KG 与 Bert-BiLSTM-CRF 的多标签实体抽取模型,也可在证候辨识与疾病诊断中展现出优势^[57-58]。

在中医处方方面,DL 模型的应用日益成熟。Rong 等^[59]利用 GAN 生成个性化方剂,其疗效已接近传统医师水平。王芝^[60]则将 GNN 与患者症状特征结合,开发出肺癌中药推荐系统,提升了方案的个性化与客观性。田建辉团队通过关联规则、熵聚类等方法,总结妇科肿瘤处方规律,提炼出补益肝肾、解毒抗癌等核心组方,为临床经验传承和规范化提供了参考^[61-63]。此外,杨蕴等^[64]基于高斯核岭回归算法,构建了肺癌中医处方智能推荐系统。

近年来,多目标优化与 RL 逐渐应用于处方智能设计。RL 以马尔可夫决策过程为框架,能够结合临床反馈动态调整处方,契合“动态调方和疗效反

馈”的中医诊疗逻辑^[65]。于泽丛^[66]提出的策略梯度算法框架在一证多方问题中 F1 值达 33.37%，优于传统方法。俞飞蝶^[67]应用的 GS-DRQN 模型则通过深度 RL 实现处方动态优化，显著提升了病情缓解率与推荐准确率。不过，RL 在中医处方中仍面临高维状态空间、奖励稀疏、伦理限制及安全约束等挑战，安全强化学习(Safe-RL)的样本效率亦有待提高^[68]。

总体来看，ML 与 DL 已使辨证分型和处方推荐达到接近专家水平，但动态适应性与安全性仍是关键瓶颈。未来有必要发展“仿真-现实迁移”的 Safe-RL 策略，并结合因果推断与 KG，确保推荐系统既能动态优化，又能满足临床安全与可解释性要求。

1.3.3 AI 技术在中药化学数据分析与药物靶标智能识别中的应用 AI 技术正在彻底改变中药研究方法，特别是在中药成分相互作用及药效预测等领域。图注意力网络(GAT)可有效解析中药成分之间

的复杂化学关系，实现精准个性化药方推荐^[52]。表征学习技术作为中医药 KG 构建的核心技术，极大提升了中药数据的组织与检索效率，为科研与临床实践提供了重要支撑^[69]。TL 技术也在中药材鉴别领域展现出独特优势，通过精准识别药材的细微化学特征，有效提升了中药治疗的完整性与有效性^[70]。此外，混合尺度图对比学习框架被用于揭示经典中药复方配伍规律，可有效解析药对协同作用机制，为经典方剂的现代化研究提供了创新方法和工具^[71]。更值得关注的是，数据驱动的中药靶标预测技术也取得了显著进展，通过集成多源中药组学数据和化学结构信息，实现了中药与靶标之间的精准匹配与药效预测^[72]。这种基于 ML 的中药发现策略明显缩短了新药研发周期，降低了实验成本，并有效提高了中医药临床转化率。见表 1。

表 1 中药研究中的创新 AI 模型与技术

AI 模型	创新点	应用领域	主要发现
图注意力网络(GAT)	在图结构数据上应用注意力机制	中药推荐	通过解析中药相互作用及效应实现个性化推荐，提升治疗方案适配性 ^[52]
表征学习(或特征学习)	通过数据表征学习优化信息提取	中药知识图谱构建	建立结构化知识网络，支持高效数据检索与知识发现 ^[73]
生成对抗网络(GAN)	双神经网络框架生成拟真数据	中药处方推荐	生成符合“君臣佐使”原则的个性化处方，临床验证有效率与传统方剂差异无统计学意义($P>0.05$) ^[59]
迁移学习	预训练模型跨任务知识迁移	中药图像识别	在小样本条件下实现 89.7% 的药材鉴别准确率，较传统方法提升 41% ^[74]
混合尺度图对比学习	多尺度图结构对比表征学习	中药复方规律发现	解析《伤寒论》113 方的化学配伍规律，揭示经典药对协同作用机制 ^[75]
Transformer 模型	基于注意力机制处理序列数据	住院患者中药处方推荐	实现重症患者用药方案实时动态调整，治疗有效率提升至 92.8% ^[72]
深度交叉神经网络	高维稀疏数据处理架构	中药处方算法开发	构建化学成分-疗效关联模型，关键质控指标波动范围压缩至±5% ^[76]

GNN、表征学习与 TL 推动了中药配伍规律、药材鉴别和靶标预测的智能化研究，显著缩短了新药研发周期。然而，数据来源异质性强、跨平台复用性差，且部分方法缺乏统一评估基准等问题依然存在。未来可探索混合尺度图学习与因果表征方法，推动药物作用机制的透明化，并在多源药物组学大数据上建立统一评测框架，以加速成果的临床转化。

1.3.4 LLM 在中医智能诊疗领域应用的实践范例

近年来，国内在中医药领域应用 LLM 的实践不断深入，多项优秀的 LLM 和专利技术成果陆续问世，标志着 AI 技术与传统医学体系深度融合的里程碑式进展，为中医药现代化和智能诊疗体系建设提供了有力支撑。总体来看，中医垂直大模型普遍遵循

“通用底座+参数高效微调+中医专属数据+人类反馈强化学习(RLHF)/ AI 反馈强化学习(RLAIF)”四段式流程，即研究者首先选取大语言模型元 AI (LLaMA)、通用语言模型(GLM)或 ChatGLM 等通用 LLM 作为“底座”，随后将古籍教材、KG 和真实医案三类数据整理成指令语料，借助低秩自适应(LoRA)或 P-Tuning-V2 等轻量方法完成领域迁移，最后应用小规模人工偏好或专家评测训练奖励模型并执行 RLHF 对齐，从而在低成本硬件上实现中医问诊、处方推荐与古籍问答的一体化能力，见表 2。

总体来看，百亿级模型(如 GLM-130B)在长上下文与复杂推理上具备优势，但算力要求高，而 7-13B 量级模型借助 LoRA 或 P-Tuning 即可在单卡部署，更具普及性。目前仍存在幻觉率高、跨病种

表 2 中医智能诊疗领域的大语言模型

AI 模型	底座模型	数据构成与规模	优化技术	特色/不足
岐黄问道	暂未公开(官方宣称 为“自研 GPT 框架”)	1.1 亿中医知识图谱三元组 + 1 500 本古籍 + 10 万 则医案 + 10 万条多模态(舌/脉/经络) + 200 万条临 床记录	四阶段:预训练 → SFT → 奖励模型 → RLHF	聚焦养生调理与多模 态症状输入/尚无基 准评测公开
数字中医 GLM- 130B	GLM-130B (1.3 T)	千余本古籍、教材、期刊+名老中医诊疗笔记+结构 化病历	全参微调+专家评估迭代	擅长“复刻名医”问 诊/推理成本高
ShenNong-TCM- LLM	LLaMA-7B	以实体为中心的自指令:ChatGPT 生成的 11 万条中 医问答+知识图谱片段	LoRA+ PEFT	低算力部署友好/上 下文对齐仍受限
TCMLLM-PR	ChatGLM-6B	68 654 条处方指令(4 本教材+药典+5 类临床记录≈ 10 M 词元)	P-Tuning-V2 + SFT	处方的 F1 值可提升 31.8%/跨病种迁移下 降明显
CMLM- ZhongJing	Baichuan2-13B / Qwen-1.8B	中医妇科方药表格+多任务情景指令	增量预训练+ SFT + RLHF	表格推理强,可在 T4 显卡推理/覆盖面局 限妇科
黄帝 (Huang- Di)	Ziya-LLaMA-13B-V1	22 部“十三五”规划教材和网站语料 0.5 G 预训练数 据;再用中医古籍对话+Alpaca-52k 指令 SFT	增量预训练+ SFT	侧重古籍问答/缺少 现代病历适配

注:SFT为监督微调,RLHF为人类反馈强化学习,LoRA为低秩自适应,PEFT为参数高效微调。

迁移不足及缺乏统一基准测试的问题。未来研究需在多模态数据融合、知识对齐和评测基准构建上进一步突破,以提升模型的可靠性与临床可用性。

1.3.5 RL与安全挑战 RL将中医处方设计任务形式化为马尔可夫决策过程。智能体依据患者多模态病情状态 S 选择动作 A (即组方或调方),在状态转移概率 P 获得基于疗效与安全性复合指标的奖励信号 R ,其目标是最大化期望累计回报。主流方法包括值函数型(如 Q 学习)、策略梯度型以及混合强化学习算法,可利用仿真环境或离线电子病历迭代优化策略,从而凸显“辨证-调方-反馈”连续决策的优势^[77]。

然而,医疗RL在落地中仍面临五大瓶颈:第一,高维异质状态空间导致收敛慢、样本需求大;第二,疗效奖励常延迟且难量化,引发信用分配与稀疏奖励问题;第三,离线数据存在偏差与分布漂移,现实迁移困难;第四,临床探索受伦理限制,Safe-RL虽能通过风险约束降低试错成本,但样本效率与收敛理论不足;第五,缺乏随机对照试验与可解释工具,医师对策略信任度有限。^[78-79]

未来研究应依托数字孪生患者开展大规模虚拟试验,并结合离线与在线混合训练以降低真实试错风险。同时,可通过结构化KG与因果推断改进奖励设计,并借助多任务迁移和对抗数据增强缓解小样本困境。最终目标是逐步建立安全、可解释且高效的中医处方Safe-RL框架^[80]。总体而言,RL已展现处方动态优化的潜力,但其临床落地仍有赖于安全机制、因果建模和多中心验证的协同推进。

2 评测与基准

中医AI诊疗的研究与应用亟需建立统一的评测与基准体系,以解决当前“各自为政、难以比较”的问题,并推动跨任务、跨模态和跨机构的可比性研究。首先,在任务层面,应明确四类核心任务,即四诊识别、证候分型、处方推荐和疗效预测,并为每类任务提供最小可复现实验和误差分析模板,从而保证研究结果具有可重复性和可验证性。其次,在数据层面,需构建覆盖中医四诊望、闻、问、切与西医辅助检查等的多模态信号,并结合电子病历和KG的综合性数据集;同时应严格区分模型开发所用的院内数据与外部验证所用的跨机构数据,从而真实检验模型的泛化能力;在此过程中,应在数据卡片中详尽记录采集设备、光源与传感参数及采样协议,确保实验过程透明、可追溯。最后,在指标层面,除准确性(如曲线下面积、受试者工作特征曲线和F1值)外,还应引入校准性(如期望校准误差、Brier分数)、稳健性(如跨机构间曲线下面积变化、对噪声和缺失值的敏感性)、可解释性(如证素与法则匹配率、可视化一致性)、安全性、强化学习任务的长期回报与约束违例率,以及大模型的幻觉率与事实一致性等多维评价指标。为促进研究共识形成,建议在附录统一披露数据清单、预处理流程、关键超参数与典型误差案例,并同步发布最小可复现实验脚本与评测代码,以确保不同研究结果能够横向对比和追溯,为临床应用和标准制定提供可靠依据。

3 关键挑战分析

3.1 数据壁垒与标准化困境 中医四诊数据的主

观性与异质性严重制约智能诊疗发展,尤其在舌象、脉象、声诊和问诊数据的采集与量化环节缺乏统一规范。例如,舌象可借助高光谱成像与颜色空间模型实现区域分割,但受光源和设备差异影响,尚难实现广泛推广。脉诊虽已引入高精度传感器与 CNN 分类模型,但在多通道检测的精度与稳定性方面仍存在不足。声诊和问诊环节因采集方式不统一、量表标准缺失等问题,进一步加剧了数据的异质性。

AI 技术已在标准化方面发挥作用,如罗锦兴^[81]的双感测脉诊仪结合 AI 完整记录医师经验。此外,国际标准化组织 ISO/TC249 首次发布了“舌诊”和“脉诊”的中医诊断学术语标准。高也陶等^[82]的二十五音分析仪联合 CNN 提升了声诊一致性。但整体上,数据共享不足与跨机构协作障碍仍限制了模型泛化与互认。未来亟需依托政府与新兴技术(联邦学习、差分隐私)建立跨机构共享与标准化体系,并持续推动“中医辨治六步程式”每一步的数字化建设,以提升智能诊疗的可重复性与稳定性。

3.2 算法可解释性与临床信任 AI 在中医诊疗的应用面临“黑箱”困境,其推理过程难以与阴阳平衡、脏腑关系等传统理论衔接^[8]。尽管以 Transformer、CNN 等技术为基础的模型能够提供较高的诊断准确性,但其推理过程往往难以用临床医师习惯的中医语言进行解释和理解,导致医者在实际应用过程中对其可信度与临床决策接受度不高^[83-86]。为此,研究应逐渐探索融合中医理论与可解释人工智能(XAI)技术,如因子分析^[87-89]、聚类分析^[90-92]、极值随机森林(ERF)^[93]、SVM^[94]、分类与回归树(CART)和 BP 神经网络算法^[95]等,以实现模型决策过程的透明化、可视化。同时,KG 结合 NLP 自动构建证候、证素与证型多层级网络,显著增强了可解释性和临床实用性,如心系辨证 KG 可直观揭示证素分布^[96]。在慢性疾病如冠心病合并糖尿病的研究中,因子分析与 logistic 回归揭示了四诊、证候与现代指标的系统关联,推动诊断量化进程^[97]。此外,规则-模型混合策略已展现出潜力,例如基于规则生成医案与 Transformer 推荐方药的系统,方证匹配准确率达 99.90%^[98]。这些方法逐步削弱了 AI 的“黑箱”属性,提升了医生的信任度与使用意愿。未来研究可结合中医理论与类脑计算模型,从病理生理层面重建符合整体观与动态思维的诊疗逻辑,以进一步增强 AI 决策的透明度与可信度,实现“明机立法”的目标^[99]。

4 未来发展方向

4.1 AI 与多模态数据融合推动跨机构数据共享

未来,中医智能诊疗的发展关键在于多模态数据(影像、组学与四诊信息)的融合与跨机构共享。借助 DL 与联邦学习,可在保障隐私的前提下打破数据孤岛,实现多中心协同训练,提升模型的泛化与普适性^[100-101]。在“中医辨治六步程式”指引下,多模态统一表征可更好刻画证候演变轨迹,支撑精准化临床决策。

4.2 数字孪生技术与虚拟临床试验 以个体化“数字孪生患者”模拟病程与疗效,在虚拟环境中对诊疗方案进行快速迭代与风险评估,减少真实场景试错成本^[102]。这种方法不仅降低临床试错风险,提升诊疗安全性,还能作为教学与科研的辅助方式,加速中医理论与实践的验证与迭代。

4.3 大规模智能化健康管理系统 结合 AI 与“中医辨治六步程式”,未来可构建个体化、连续化的智慧健康管理系统。该系统将基于舌象、脉象与日常症状监测,动态识别健康风险并及时干预,实现从“诊治疾病”向“全周期健康管理”转变,推动中医实现“治未病”的健康管理目标。这种模式既符合中医辨证施治的动态性,也可推动中医在疾病预防与健康维护中的现代化应用。

5 结论

AI 在中医智能诊疗中的应用,为破解中医现代化过程中的数据标准化不足、经验传承效率低及诊疗流程主观化等瓶颈提供了新的路径。在“中医辨治六步程式”的框架指引下,AI 已逐步贯穿四诊客观化采集、证候识别、诊疗决策、处方优化与疗效预判等环节,初步实现了传统知识与现代智能技术的深度融合。多模态机器视觉、KG 与 LLM 在舌象分型、脉象分类、处方推荐等方面显著提升了准确性与可重复性,为中医诊疗的科学化和精准化奠定了技术基座。然而,实践中仍存在多模态数据异质性强、跨机构数据孤岛严重以及算法“黑箱”与安全风险未解决等核心挑战,制约了其临床推广与规模化应用的进程^[103]。

针对这些痛点,前沿研究提出了多项改进路径。跨模态注意力机制与扩散模型用于实现语义表征的统一,GAN 与变分自编码器(VAE)等生成模型可缓解小样本与缺失数据带来的过拟合问题。联邦学习和差分隐私框架支持多中心间的安全协作,Safe-RL 结合数字孪生技术实现可控的处方优化

与疗效预测,而KG嵌入XAI模型则有助于提升临床决策的透明度。未来,随着异质数据对齐算法的持续进展、隐私保护与多中心验证机制的完善,以及数字孪生支撑下的可解释安全强化学习落地。中医智能诊疗的精准性、透明度与普适性有望迎来质的飞跃。在此过程中,以“中医辨治六步程式”为临床思维的骨架,结合多模态融合与大模型对齐,可推动中医从经验驱动走向数据与模型驱动,逐步建立起集精准辨证、个体化组方、实时调方和动态疗效预测于一体的智慧健康管理体系,支撑中医诊疗模式的全面转型与国际化发展。

参考文献:

- [1] 刘华,王润漪,者荣娜.地方性法规贯彻执行《中华人民共和国中医药法》的现状、特点与展望[J]. 中医杂志, 2024, 65(15): 1531-1538.
- [2] 桑滨生.《中医药发展战略规划纲要(2016—2030年)》解读[J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2016, 18(7): 1088-1092.
- [3] 陈勇,陈增潭,谢敏,等.关幼波治疗肝炎电子计算机第二诊疗程序临床应用总结[J]. 辽宁中医杂志, 1985, 16(2): 18-19.
- [4] 王姝予.基于机器视觉的舌脉客观化技术构建抑郁症辨证模型[D]. 成都:成都中医药大学, 2024.
- [5] 陈健,杨凤,任巧生,等.基于知识元理论与知识图谱的中风病古籍医案研究路径探赜[J]. 中国中医基础医学杂志, 2024, 30(5): 792-798.
- [6] ZHENG Z, LIU Y, ZHANG Y, et al. TCMKG: A deep learning based traditional Chinese medicine knowledge graph platform [C]//IEEE Computer Society. proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Knowledge Graph (ICKG). Nanjing: IEEE Computer Society, 2020: 560-564.
- [7] 谭浩,王军永,张嘉颖,等.国家中医药综合改革示范区“十四五”中医药发展规划政策文本分析[J]. 中国医疗管理科学, 2024, 14(1): 13-19.
- [8] 孙光荣.论中医临床的思维模式——中医辨治六步程式解析[J]. 中医药通报, 2017, 16(4): 1-5.
- [9] 崔骥,许家佗.人工智能信息技术在中医四诊现代化研究中的应用现状与展望[J]. 上海中医药杂志, 2025, 59(1): 7-12.
- [10] LI G, RAO C, MO J, et al. Rethinking diffusion model for multi-contrast MRI super-resolution [C]//IEEE Computer Society. 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE Computer Society, 2024: 11365-11374.
- [11] ZHAN C, LIN Y, WANG G, et al. MedM2G: unifying medical multi-modal generation via cross-guided diffusion with visual invariant [C]//IEEE Computer Society. 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE Computer Society, 2024: 11502-11512.
- [12] ZHAO Z, YEOH P S Q, ZUO X, et al. Vision transformer-equipped Convolutional Neural Networks for automated Alzheimer's disease diagnosis using 3D MRI scans [J]. Front Neurol, 2024, 15: 1490829.
- [13] KAZEROUNI A, AGHDAM E K, HEIDARI M, et al. Diffusion models in medical imaging: A comprehensive survey [J]. Med Image Anal, 2023, 88: 102846.
- [14] ALSAAD R, ABD-ALRAZAQ A, BOUGHORBEL S, et al. Multimodal large language models in health care: Applications, challenges, and future outlook [J]. J Med Internet Res, 2024, 26: e59505.
- [15] 宋超,王斌,许家佗.基于深度迁移学习的舌象特征分类方法研究[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(8): 1488-1496.
- [16] 曾令旨.非小细胞肺癌患者舌象图像诊断特征与风险模型研究[D]. 上海:上海中医药大学, 2019.
- [17] 石玉琳,刘嘉懿,胡晓娟,等.基于舌脉象数据的决策树算法的非小细胞肺癌证候分类方法[J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2022, 24(7): 2766-2775.
- [18] 毛红朝.面向中医面诊的诊断信息提取——关键算法研究与实现[D]. 厦门:厦门大学, 2007.
- [19] 宫爱民,周红果.一种人体面部红外线中医诊断系统: CN201420076216.1[P].2014-07-09.
- [20] 张傑屹.中医五形人体质辨识与面部形态特征客观化研究[D]. 长沙:湖南中医药大学, 2023.
- [21] 章文春,马学军,高也陶.五脏相音六腑应律——再探《黄帝内经》失传 2000 多年的理论和技术[J]. 医学与哲学, 2023, 44(21): 73-76.
- [22] 陈春风.342例肺系不同病证患者的语音特征分析[D]. 上海:上海中医药大学, 2011.
- [23] 江益靓,张旭龙,邓晋,等.数据增强基础上使用卷积神经网络进行闻诊[J]. 复旦学报:自然科学版, 2019, 58(3): 328-334.
- [24] 钱玉欣,刘珊珊,卢紫蓉,等.中医声诊技术研究进展和应用现状[J]. 中国中医基础医学杂志, 2024, 30(11): 1982-1985.
- [25] 宋雪阳.不同证候肺结节患者的中医声诊特征初步观察[D]. 上海:上海中医药大学, 2019.
- [26] 张晶新,李腾腾,李艺博,等.基于中医声诊数字化指标的肺结节辨识研究[J]. 中华中医药杂志, 2024, 39(11): 6144-6147.
- [27] 宋雪阳,许朝霞,王寺晶,等.中医闻诊客观化临床应用研究概述[J]. 中国中医药信息杂志, 2019, 26(3): 141-144.
- [28] 王海楠,周华英.基于仿生嗅觉的中医四诊:嗅诊数字化方法研究[J]. 亚太传统医药, 2023, 19(1): 130-134.
- [29] 林雪娟,周福,吴青海,等.基于电子鼻的 2 型糖尿病常见病位的气味图谱辨识研究[J]. 中华中医药杂志, 2022, 37(7): 3785-3789.
- [30] 周福,连梨梨,张劲松,等.基于电子鼻的社区获得性肺炎常见病位间的气味图谱特征识别[J]. 中华中医药杂志, 2019, 34(12): 5954-5956.
- [31] 谭施言,曾琼,向红霞,等.电子鼻联合机器学习对肺结节良恶性及中医证素呼气图谱辨识的单中心观察性研究[J]. 中国胸心血管外科临床杂志, 2025, 32(2): 185-193.
- [32] 谭施言.基于E-nose呼气图谱的结直肠癌中医证素辨识及模型研究[D]. 成都:成都中医药大学, 2024.
- [33] ELMEKKI H, IALAM S, ALAGHA A, et al. Comprehensive

- review of reinforcement learning for medical ultrasound imaging [J]. *Artif Intell Rev*, 2025, 58(9): 284.
- [34] 吴敏, 林雪娟, 连梨梨, 等. 基于电子鼻的热证患者口腔呼气的的气味图谱特征分析[J]. *中华中医药杂志*, 2020, 35(1): 133-136.
- [35] 侯春蕾, 许颖, 崔延婕, 等. 2 型糖尿病中医问诊量表的研制及临床应用概述[J]. *世界科学技术-中医药现代化*, 2021, 23(2): 396-401.
- [36] 张群华. 拥抱互联网医疗和人工智能融合的高光时刻[J]. *中国普外基础与临床杂志*, 2020, 27(9): 1049-1051.
- [37] 刘银芝, 苗华栋, 黄夏彬, 等. 基于人工智能的患者智能问诊服务应用平台[J]. *软件*, 2021, 42(1): 113-116.
- [38] 哈凯婷, 胡晓娟, 董致臻, 等. 脉音客观化研究进展[J]. *时珍国医国药*, 2025, 36(8): 1523-1529.
- [39] 赵昕. 脉象信息采集装置的设计与研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2022.
- [40] 罗静静, 左晶晶, 季仲致, 等. 面向脉诊客观化的脉搏传感器研究综述[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 41(8): 1-14.
- [41] 刘攀. 基于 HHT 和多分类支持向量机的脉象信号分析与研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2015.
- [42] 颜建军, 陈松晔, 燕海霞, 等. 基于递归图和卷积神经网络的脉象分析识别[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(7): 170-175.
- [43] 赵文, 张佳, 徐佳君, 等. 四诊合参智能化发展现状及实现路径[J]. *中医杂志*, 2020, 61(1): 58-62, 67.
- [44] YE H W C, KUO C Y, CHEN J M, et al. Pioneering data processing for convolutional neural networks to enhance the diagnostic Accuracy of traditional Chinese medicine pulse diagnosis for diabetes [J]. *Bioengineering (Basel)*, 2024, 11(6): 561.
- [45] 王忆勤. 中医诊断技术发展及四诊信息融合研究[J]. *上海中医药大学学报*, 2019, 33(1): 1-7.
- [46] 胡晓娟, 崔骥, 屠立平, 等. 中医脉象智能分析方法研究述评[J]. *中国中医药信息杂志*, 2023, 30(8): 181-186.
- [47] LIU Q, ZHANG L, REN G, et al. Research on named entity recognition of Traditional Chinese Medicine chest discomfort cases incorporating domain vocabulary features [J]. *Comput Biol Med*, 2023, 166: 107466.
- [48] 杨凤, 侯鉴宸, 邢琛林, 等. 基于知识元标引与知识图谱的中医古籍知识表示, 获取与发现研究[J]. *中国中医基础医学杂志*, 2023, 29(6): 954-959.
- [49] 张冬, 张俊华, 孟昭鹏, 等. 基于高光谱图像技术的中医舌诊客观化研究展望[J]. *中国中医基础医学杂志*, 2019, 25(9): 1324-1326.
- [50] 夏雨墨, 高慧, 王庆盛, 等. 颜色空间在中医望诊客观化研究中的应用进展[J]. *中国中医药信息杂志*, 2021, 28(4): 135-139.
- [51] 张选, 胡晓娟. 基于 GoogLeNet 和 ResNet 的深度融合神经网络在脉搏波识别中的应用[J]. *计算机系统应用*, 2019, 28(10): 15-26.
- [52] JIN Y, JI W, SHI Y, et al. Meta-path guided graph attention network for explainable herb recommendation [J]. *Health Inf Sci Syst*, 2023, 11(1): 5.
- [53] CHENG N, CHEN Y, GAO W, et al. An improved deep learning model: S-TextBLCNN for traditional Chinese medicine formula classification [J]. *Front Genet*, 2021, 12: 807825.
- [54] SI J, TIAN Z, LI D, et al. A multi-modal clustering method for traditional Chinese medicine clinical data via media convergence [J]. *CAAI Trans Intell Technol*, 2023, 8: 390-400.
- [55] ABUBAKER BAGABIR S, IBRAHIM N K, ABUBAKER BAGABIR H, et al. Covid-19 and artificial intelligence: Genome sequencing, drug development and vaccine discovery [J]. *J Infect Public Health*, 2022, 15(2): 289-296.
- [56] VATANSEVER S, SCHLESSINGER A, WACKER D, et al. Artificial intelligence and machine learning-aided drug discovery in central nervous system diseases: State-of-the-arts and future directions [J]. *Med Res Rev*, 2021, 41(3): 1427-1473.
- [57] CHEN W, TONG J, HE R, et al. An easy method for identifying 315 categories of commonly-used Chinese herbal medicines based on automated image recognition using AutoML platforms [J]. *Inform Med Unlock*, 2021, 25: 100607.
- [58] HU H, CHENG C, YE Q, et al. Enhancing traditional Chinese medicine diagnostics: Integrating ontological knowledge for multi-label symptom entity classification [J]. *Math Biosci Eng*, 2024, 21(1): 369-391.
- [59] RONG C, LI X, SUN X, et al. Chinese medicine prescription recommendation using generative adversarial network [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 12219-12228.
- [60] 王芝. 基于 GCN 的中医治疗肺癌方剂推荐方法研究[D]. 北京: 北京协和医学院, 2024.
- [61] 杨美清. 基于数据挖掘总结田建辉治疗妇科癌的用药规律 [D]. 上海: 上海中医药大学, 2019.
- [62] 杨美清, 刘海涛, 杨蕴, 等. 基于数据挖掘的田建辉治疗妇科癌用药规律研究[J]. *上海中医药杂志*, 2020, 54(5): 61-65.
- [63] 杨美清, 罗斌, 钱芳芳, 等. 基于数据挖掘探讨田建辉主任治疗宫颈癌的用药规律[J]. *福建中医药*, 2020, 51(2): 70-73.
- [64] 杨蕴, 阮春阳, 裴朝翰, 等. 引入人工智能构建肺癌中医处方系统探索[J]. *世界科学技术-中医药现代化*, 2019, 21(5): 977-982.
- [65] JAYARAMAN P, DESMAN J, SABOUNCHI M, et al. A primer on reinforcement learning in medicine for clinicians [J]. *NPJ Digit Med*, 2024, 7(1): 337.
- [66] 于泽丛. 基于策略梯度的中药处方生成方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
- [67] 俞飞蝶. 基于图嵌入和强化学习的诊疗方案推荐方法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
- [68] GU S, SHI L, DING Y, et al. Enhancing efficiency of safe reinforcement learning via sample manipulation [J]. *JOL*. *arXiv*, 2024[2025-01-08]. <https://arxiv.org/abs/2405.20860>.
- [69] 陈诗琪. 基于多标签学习的中医辨证分析研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2023.
- [70] 李志成, 朱彦陈, 杜建强, 等. 基于迁移学习的中药饮片图像分类[J]. *计算机仿真*, 2024, 41(8): 221-227.
- [71] YIN Z, WU Y, ZHANG Y. HGCL: Heterogeneous graph contrastive learning for traditional Chinese medicine prescription

- generation [C]// proceedings of Health Information Science: 11th International Conference, HIS 2022, Virtual Event. Berlin: Springer-Verlag, 2022: 88-99.
- [72] ZHANG H, ZHANG J, NI W, et al. Transformer- and generative adversarial network-based inpatient traditional Chinese medicine prescription recommendation: development study [J]. JMIR Med Inform, 2022, 10(5): e35239.
- [73] SHI D, LIN F, LI Y, et al. Rule-based representation learning for traditional Chinese medicine knowledge graph [C]//IEEE. proceedings of the 2023 IEEE/ACIS 21st International Conference on Software Engineering Research, Management and Applications (SERA). Honolulu: IEEE, 2023: 423-427.
- [74] XING C, HUO Y, HUANG X, et al. Research on image recognition technology of traditional Chinese medicine based on deep transfer learning [C]//AIEA. proceedings of the 2020 International Conference on Artificial Intelligence and Electromechanical Automation (AIEA). Tianjin: AIEA, 2020: 140-146.
- [75] WU Y, YIN Z, ZHOU K, et al. A hybrid-scales graph contrastive learning framework for discovering regularities in traditional Chinese medicine formula [C]//proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). Houston: IEEE, 2021: 1104-1111.
- [76] ZHANG Z, WANG Y, LIU S, et al. A novel TCM prescription recommendation algorithm based on deep crossing neural network [C]//proceedings of International Conference on Cognitive Systems and Signal Processing (ICCSIP). Singapore: ICCSIP, 2023: 309-321.
- [77] FENG M. Advancements, challenges and future prospects of reinforcement learning in healthcare [C]//ECAI. proceedings of the 1st International Conference on E-commerce and Artificial Intelligence (ECAI). Hangzhou: ECAI, 2024: 39-44.
- [78] PREUETT L D. Learning personalized health recommendations via offline reinforcement learning [C]//ACM. proceedings of the 18th ACM Conference on Recommender Systems. Bari: ACM, 2024: 1355-1357.
- [79] KHEZELI K, SIEGEL S, SHICKEL B, et al. Reinforcement learning for clinical applications [J]. Clin J Am Soc Nephrol, 2023, 18(4): 521-523.
- [80] SONNENBERG F A, BECK J R. Markov models in medical decision making: a practical guide [J]. Med Decis Making, 1993, 13(4): 322-338.
- [81] 罗锦兴. 用于脉诊的阵列感测器及脉诊仪: CN201510323116.3 [P]. 2017-01-04.
- [82] 高也陶, 潘慧巍. 二十五音分析仪: CN200410016857.9 [P]. 2006-02-08.
- [83] 江智泉, 周作建, 鲍剑洋, 等. 人工智能背景下的中医舌诊客观化研究概述 [J]. 计算机时代, 2022(1): 1-4.
- [84] 李楠, 于佳瑞, 闫鹏宣, 等. 中医智能诊疗系统的研究与展望 [J]. 中华中医药杂志, 2021, 36(11): 6343-6346.
- [85] 张继伟, 李秋艳, 王妙然, 等. 基于 VOSviewer 和 CiteSpace 的舌诊客观化知识图谱可视化分析 [J]. 世界中西医结合杂志, 2022, 17(9): 1697-1703.
- [86] 江启煜, 孙晓生, 谢波, 等. 中医智能推理辨证模型探索 [J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2024, 26(6): 1644-1653.
- [87] 曹倩倩, 何庆勇, 王永霞, 等. 基于因子和聚类分析的冠心病合并血脂异常中医证候分类及诊断 [J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2021, 23(9): 3081-3085.
- [88] 李壮, 侯堃. 316 例男性急性痛风性关节炎中医证候分类研究 [J]. 中医杂志, 2019, 60(1): 47-50.
- [89] 刘海亮, 严诏贤, 洪靖, 等. 基于因子分析与聚类分析的乙肝后肝硬化代偿期中中医证候研究 [J]. 北京中医药, 2025, 44(4): 461-465.
- [90] 张迪, 陈艺幻, 张伟娜. 常用关联与聚类分析方法对中医处方数据的适用性探讨 [J]. 中草药, 2025, 56(11): 3974-3984.
- [91] 王益德, 田宗祥, 李争, 等. 基于微观辨证理论的结核相关阻塞性肺疾病临床特征及中医证型判别分析 [J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2023, 25(1): 372-379.
- [92] 余思邈, 王睿林, 李佳辉, 等. 基于因子分析与聚类分析的原发性肝细胞癌不同分期中医证候及证素演变规律研究 [J]. 中华中医药杂志, 2025, 40(2): 867-871.
- [93] 胡宗杰. 基于极值随机森林的慢性胃炎中医问诊证候分类研究 [D]. 上海: 华东理工大学, 2017.
- [94] 陈菊萍. 支持向量机在中医证候分类中的应用研究 [D]. 兰州: 兰州大学, 2017.
- [95] 李人亮, 张平, 胡子毅, 等. 基于 CART 决策树与 BP 神经网络算法探析蒋小敏教授治疗骨痹的辨证规律 [J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2023, 25(1): 401-412.
- [96] 邓文祥. 证素辨证学心系辨证知识图谱的建立及其应用 [D]. 长沙: 湖南中医药大学, 2020.
- [97] 赵志玥. 冠心病合并糖尿病各阶段中医四诊信息与理化指标客观化的规律研究 [D]. 沈阳: 辽宁中医药大学, 2019.
- [98] 练志润, 张家蔚, 杨保林. 基于规则生成医案及 Transformer 算法构建中医方药推荐模型 [J]. 中国中医基础医学杂志, 2024, 30(3): 437-442.
- [99] 姚敬心, 邓文祥, 李静, 等. 中医辅助诊疗系统在医疗活动中的应用现状及发展分析 [J]. 中国中医药现代远程教育, 2019, 17(15): 55-57.
- [100] NGUYEN T D, NGUYEN T, NGUYEN P L, et al. Backdoor attacks and defenses in federated learning: Survey, challenges and future research directions [J]. Eng App Artif Intel, 2024, 127: 107166.
- [101] 肖雄, 唐卓, 肖斌, 等. 联邦学习的隐私保护与安全防御研究综述 [J]. 计算机学报, 2023, 46(5): 1019-1044.
- [102] 孙宇衡, 王雨轩, 魏东升, 等. 基于数字孪生技术的中医智能辅助诊疗系统构建研究 [J]. 中华中医药学刊, 2024, 42(9): 18-22.
- [103] FAHRNER L J, CHEN E, TOPOL E, et al. The generative era of medical AI [J]. Cell, 2025, 188(14): 3648-3660.

编辑: 黄博韬

收稿日期: 2025-06-09