

doi: 10.12452/j.fxcxb.26012203

数智融合：人工智能在中医辨证论治体系中的应用 现状与展望

孟庆琦¹, 王丰¹, 何大阔^{2*}, 侯悦^{1*}

(1. 东北大学 生命科学与健康学院, 辽宁省生物资源开发利用重点实验室, 工业智能与系统优化国家级前沿科学中心, 辽宁 沈阳 110167; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 流程工业综合自动化全国重点实验室, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 人工智能深度融入中医辨证论治体系, 正驱动其从依赖经验的传承模式向数据与知识双轮驱动的现代范式演进。该文系统梳理了这一转型的核心路径: 通过多模态技术实现四诊信息的客观化融合, 利用时序建模与知识增强捕捉证候的动态演变与理论逻辑, 并基于“方证相应”的智能计算实现处方的推荐、生成与优化, 进一步结合网络药理学解析配伍机制与发现新药。尽管当前研究在数据质量、模型可解释性及临床验证层面仍存局限, 但人工智能已为构建可计算、可验证且人机协同的中医智能诊疗系统奠定了坚实基础, 有力推动了中医药的守正创新与科学发展。

关键词: 人工智能; 中医药; 辨证论治; 四诊; 处方推荐

中图分类号: O657; R28 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-4957(XXXX)XX-0001-11

Digital-Intellectual Integration: Current Application Status and Prospects of Artificial Intelligence in the Traditional Chinese Medicine Syndrome Differentiation and Treatment System

MENG Qing-qi¹, WANG Feng¹, HE DA-kuo², HOU Yue¹

(1. School of Life and Health Sciences, Liaoning Provincial Key Laboratory for Development and Utilization of Biological Resources, National Frontier Science Center for Industrial Intelligence and Systems Optimization, Northeastern University, Shenyang 110167, China; 2. College of Information Science and Engineering, State Key Laboratory of Process Industry Integrated Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: The deep integration of artificial intelligence into the Traditional Chinese Medicine (TCM) system of syndrome differentiation and treatment is driving its evolution from an experience-dependent inheritance model towards a modern paradigm powered by both data and knowledge. This review systematically outlines the core pathways of this transformation: achieving objective fusion of information from the four diagnostic methods through multimodal technology; capturing the dynamic evolution of syndromes and their theoretical logic using temporal modeling and knowledge enhancement; and realizing the recommendation, generation, and optimization of prescriptions based on the intelligent computation of "formula-syndrome correspondence," further combined with network pharmacology to analyze compatibility mechanisms and discover new drugs. Although current research still faces limitations in data quality, model interpretability, and clinical validation, artificial intelligence has laid a solid foundation for constructing a computable, verifiable, and human-AI collaborative intelligent TCM diagnosis and treatment system, vigorously promoting the innovation and scientific development of TCM while preserving its core principles.

Key words: artificial intelligence; traditional Chinese medicine; syndrome differentiation and treatment; four diagnostic methods; prescription recommendation

收稿日期: 2026-01-22; 修回日期: 2026-04-13

* 通讯作者: 侯悦, 教授, 研究方向: 中药药效物质及作用机制研究与人工智能驱动的创新药物研究, E-mail: houyue@mail.neu.edu.cn;
何大阔, 教授, 研究方向: 复杂工业全流程优化控制、工业人工智能及其相关交叉学科理论与应用, E-mail: hedakuo@ise.neu.edu.cn

中医药是人类文明的瑰宝,其用药原理根植于一套独特的认知与实践体系。深入理解这一原理,不仅能为中医药自身的现代化发展注入核心动力,更能为整个医药领域应对复杂性疾病、突破还原论局限提供全新的思维维度与发展路径^[1-2]。这一体系的核心是“辨证论治”,其并非简单的对症下药,而蕴含了处理人体复杂系统深邃智慧的方法论。这一智慧的成型,基于两大经典:《黄帝内经》构建了以阴阳五行、藏象经络为核心的整体哲学与理论框架,确立了“谨守病机”、“治病求本”的根本原则;《伤寒杂病论》则在临床实践中创立了“六经辨证”等范式,首次系统实现了理、法、方、药的紧密结合,使辨证论治从思想走向可操作的技术体系;近年来,现代分析技术的发展为中医理论的科学阐释提供了新的研究视角与工具支撑^[3]。

中医辨证论治体系的核心与灵魂在于“证”,其作为中医特有的病理认知范式,是对机体在疾病发展的某一阶段,由致病因素作用引发的整体病理状态的综合概括,既涵盖外在可见的症状、体征,又包含内在的病机变化、脏腑气血阴阳失调的本质,是连接中医“病”与“方”的关键桥梁,区别于现代医学以器官、病灶为核心的疾病诊断体系。由此,中医辨证论治呈现出三大鲜明特点,而这三大特点也构成了其现代化转型必须直面的三大核心难题:一是“整体观”与“信息割裂”的矛盾,人体是统一的整体,但四诊信息却以图像、文本、信号等异构形态分散存在,医者需在心智中完成整合,这导致了信息利用的主观性与不完整性;二是“动态观”与“静态诊断”的矛盾,证候处于永恒的动态演变中,但当前的诊疗记录多为时间截面上的“快照”,难以捕捉转变规律,使得“既病防变”缺乏精准的预测工具;三是“个性化”与“普适规律”的矛盾,“同病异治、异病同治”强调个体特异性,但经验传承往往依赖于个人的悟性与跟师时长,难以将海量的个性化诊疗案例提炼为可学习、可复用的普适性知识^[4]。正是这三大矛盾,使得中医药在现代科学语境下面临标准化与客观化的巨大挑战^[5]。而以深度学习为核心的人工智能技术,凭借其在多源异构数据处理、时序模式挖掘与复杂非线性关系拟合方面的独特优势,恰恰为回应这三大矛盾、推动辨证论治从“经验艺术”向“数据与知识双轮驱动的科学”演进,提供了关键的技术路径。

人工智能(AI)技术,近年来在解析复杂、非结构化数据方面取得了里程碑式的突破,其能力与中医药长期积累的、多模态的“大数据”内涵高度契合。在图像处理领域,卷积神经网络等算法可精准识别与分割视觉特征,为舌象、面色等望诊信息的标准化分析提供可能^[6-9];自然语言处理技术能深度挖掘海量古籍与临床医案中的证候规律和用药经验^[10-11];循环神经网络等模型擅长捕捉脉诊等时序信号的动态变化^[12],而图神经网络、多模态融合等前沿技术,更致力于模拟中医“天人相应”的复杂关联推理,探索症状、体征、环境与方药间的非线性网络关系。这些技术特性,恰恰为处理中医多源、高维数据并提取可量化、可计算的辨证论治规律,提供了强大的现代化工具。

在此基础上,AI对中医药现代化的赋能,本质上是通过“数据化”与“算法化”这一技术范式,实现对传统智慧“可度量、可计算、可扩展”的转译与升级,深刻回应了中医药守正创新的核心诉求,即在保持整体性与动态性理论内核的前提下,突破经验传承的个体局限,构建具有现代科学对话能力的知识体系与实践标准。这一赋能过程体现在三个递进层面:认知层面,AI实现了从“经验术语”到“可计算特征”的范式转换,如Liu等^[13]的研究通过将舌象映射为Lab色空间与深度神经网络的高维特征向量,构建客观可复现的“数字舌象”基准,使中医“四诊”信息成为可跨时空比对的公共数据资产;理论层面,AI推动了对中医复杂规律的“网络化”与“可计算化”理解,Gan等^[1]的研究将症状、草药与蛋白质相互作用网络整合,用计算语言揭示了“方证相应”背后的普适性网络规律,为提取验证中医核心理论提供了全新算法框架;实践层面,AI催生了“人机协同”的智能诊疗新范式,如Zhou等^[11]的FordNet系统融合临床表型与分子网络信息,复现并扩展了名老中医的辨证用药思维,在真实临床验证中表现出色,将“个性化”诊疗从依赖个人经验的艺术,部分转化为基于大规模知识谱系与数据模型推理的标准化服务能力,有效促进优质中医资源下沉与均质化。综上,AI的介入正推动中医药研究与实践从以个人经验为中心的传承模式,向“数据驱动、模型阐释、人机协同”的现代化范式演进,既为破解中医药标准化与客观化困境提供了关键技术路径,也为其在“健康中国”战略中发挥更大作。

据此,本文构建了一个严格遵循中医临床认知规律的评述框架。首先,系统阐述AI技术在实现

望、闻、问、切四诊信息客观化采集与多模态融合中的突破，此为智能辨证的“数据基石”。进而，重点探讨AI如何驱动证候辨识与病机分析从静态分类迈向动态推演与知识增强建模，构成智能诊疗的“认知核心”。随后，聚焦于治则确立与方药推荐的智能辅助决策，展现AI在“方证相应”量化与个性化实现中的关键作用。最后，将视野延伸至疗效预测与全周期健康管理，以完成“防-诊-治-康”的智能闭环。本文区别于按技术门类分述的常见模式，旨在通过贯穿诊疗全链条的系统梳理，不仅全景展现技术图景，更深入剖析AI赋能中医辨证论治的范式变革意义，以为该交叉领域的学术发展与临床实践提供兼具逻辑性与前瞻性的参考（图1）。图1所构建的AI赋能中医辨证论治全流程框架，精准解决了中医辨证论治中四诊信息难以客观量化、证候辨识缺乏统一标准、方证对应依赖个人经验的痛点，其核心落脚点在于实现证候的精准诊断与个性化方药推荐，而AI辅助诊断的核心输出为证候类型、病机分析及传变趋势等关键结论，成为连接四诊数据与方药应用的核心枢纽，高度契合中医“理法方药”的辨证论治逻辑。

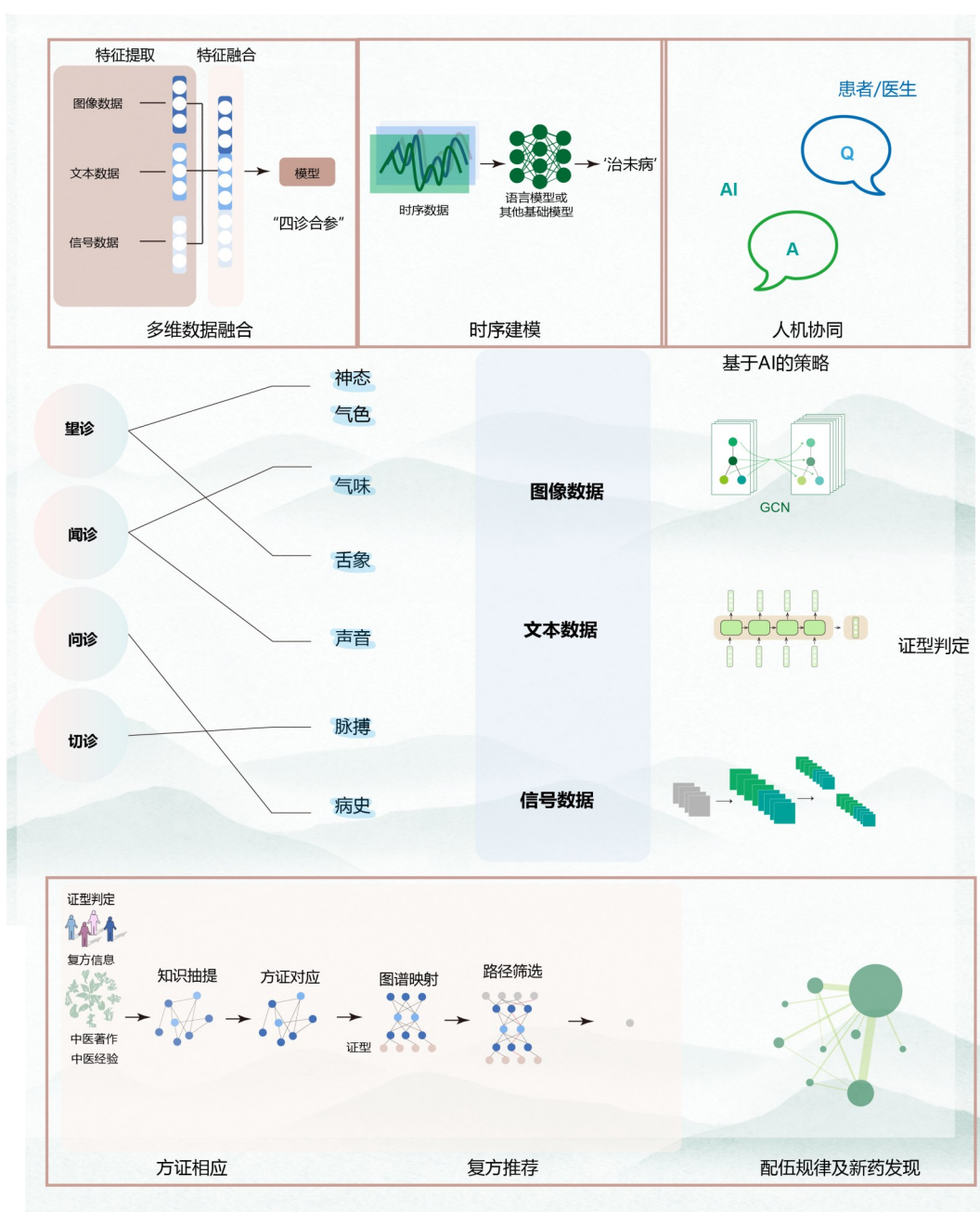


图1 AI赋能中医辨证论治全流程框架图

Fig. 1 AI-enabled complete process framework diagram for TCM pattern diagnosis and treatment

1 四诊信息的智能感知与多模态融合

中医整体观认为,人是一个有机整体,疾病是全身失调在局部的体现。因此,“四诊合参”绝非四种诊断方法的简单相加,而是要求在医者心智中完成对舌、面、脉、症等异源信息的深度整合,以还原疾病的全貌。然而,传统模式下,这一整合过程高度依赖个人经验,且信息以感官印象和模糊语言的形式存在,难以进行系统化、标准化的整合分析,这便是“整体观”与“信息割裂”之间的核心矛盾^[4]。

望诊的智能化集中于舌诊与面诊。传统“舌淡红、苔薄白”的模糊描述,正被高维特征向量所取代。Liu等^[13]的研究通过融合舌象的传统视觉特征与ResNet-50提取的深度特征,构建了高精度的体质分类模。Wen等^[14]针对2型糖尿病患者的研究进一步指出,融合舌象与面部色泽等多模态特征后,对糖化血红蛋白等关键生理指标的预测效能显著优于单一信息源。更具范式意义的突破在于将多模态逻辑拓展至跨器官的系统关联。一项多中心研究^[15]基于超大规模人群的面部、舌部及视网膜影像,构建了基于交叉注意力机制的多模态Transformer模型,通过深度融合这三类信息实现对生物年龄的精准估算,其性能显著优于任何单一模态,并为预测冠心病、脑卒中等多种慢性病风险提供了强有力指标,以量化数据诠释了中医“司外揣内”整体观的科学内涵。

闻诊的现代化主要体现在声诊领域。AI技术通过音频特征提取与模式识别,将“听声辨病”的主观经验转化为客观的量化分析。在呼吸系统疾病诊断中,Abdullah等^[16]开发的多模态AI框架,通过卷积神经网络-长短期记忆网络(CNN-LSTM)网络融合呼吸音与模拟分子标志物,能精准区分多种呼吸疾病。另一项研究^[17]证实,基于咳嗽音特征构建的LSTM模型诊断肺炎的准确率显著高于医师仅凭听诊的判断。在睡眠呼吸障碍评估中,Fang等^[18]的研究采用音频谱图Transformer算法构建的诊断模型,在不同严重程度的阻塞性睡眠呼吸暂停诊断中表现出优异且稳定的性能。此类研究能够提取人耳难以分辨的细微音频模式差异,并将其转化为客观的诊断依据。

切诊,尤其是脉诊的客观化,是模拟医者“指下感觉”的复杂过程。针对传统脉诊操作不规范、传承难度大的问题,数字化技术提供了新方案。Zhu等^[19]研发的仿生脉诊设备,通过智能定位技术实现了寸、关、尺三部脉象的标准化采集与多项客观参数的提取。在分析层面,Zhang等^[20]提出的多通道特征融合方法,基于压力与光电双传感器采集信号,通过图卷积神经网络挖掘特征关联,在糖尿病、肾病等疾病诊断中获得高准确率。这些进展为将精准、量化的脉诊信息纳入后续的多模态融合分析体系奠定了数据基础。

问诊的智能化核心在于将非结构化的自然语言对话转化为结构化、可计算的知识,其演进路径清晰。Zhou等^[11]的研究所构建的FordNet系统将“症状,证候,方剂”决策链编码为深度神经网络,通过融合文本语义与方剂“分子指纹”特征,实现了高质量的方剂推荐,并以应用程序编程接口形式提供了“数字师承”范式。随着大模型技术兴起,研究转向构建中医领域大语言模型。Tong等^[21]整合多源数据微调出XuanHuGPT模型,能对复杂病例进行全流程诊疗分析。进一步地,Hua等^[22]针对脾胃专科开发的Lingdan系列模型,引入了交互式诊断对话框架,能通过多轮主动追问提供高度个性化的方案,在模拟测试中与资深医师结论的高度一致。

这些客观化技术的突破,其深层意义不仅在于提高了单一诊法的诊断精度,更在于它们为“证”的抽提提供了可量化的基础要素。例如,舌象的纹理特征、脉象的波形参数、问诊的语义向量,共同构成了描述“证候”的高维特征空间。AI模型通过无监督或自监督学习,能够自动识别这些要素之间的共现模式与统计关联,进而聚类形成具有中医意义的“证候原型”。因此,四诊信息的智能化,实质上是将传统“司外揣内”的思辨过程,转化为从宏观表型数据中抽提微观证候要素的计算过程。

2 证候辨识的智能建模:从“症-病”关联到“证-素”组合的抽提

四诊信息的客观化为智能辨证奠定了数据基础,而真正的智能核心在于如何对这些数据进行深度加工,以模拟乃至复现中医“辨证求因”的思维过程。这要求AI模型不仅能够实现从数据到证候标签的静态映射,更能处理证候的动态演变,并内化中医的理论体系。因此,证候辨识的智能建模应遵循从“数据融合”到“动态推演”再到“理论内化”的递进路径:首先,通过多模态模型整合四诊信

息，为辨证提供全面的数据基础；其次，使用时序模型刻画证候的演变过程，实现从静态辨识向动态预测的跨越；最终，借助知识增强模型将中医理论进行符号化融合，实现数据驱动与符号推理的深度结合，从而逐步逼近中医辨证的思维本质。

2.1 从单模态到多模态辨证模型：信息融合驱动的精准确识

中医讲究“四诊合参”这就提示我们不能以单一维度的诊疗数据训练模型。因此，多模态深度学习模型成为了必然选择，其目标是通过算法融合舌、面、脉、症等多源异构数据，以逼近医家的整体性研判。

当前，多模态研究已从同质数据融合演进至跨模态深度整合。在图像-图像融合层面，一项前瞻性研究^[15]创新性地 将中医望诊中的面部、舌部体征与视网膜影像相结合，构建了基于交叉注意力机制的多模态 Transformer 模型。该研究基于 14063 名受试者（含健康人群与冠心病、糖尿病、脑卒中、慢性肾病等六类慢性病患者）的训练与验证发现，融合三类异构图像数据后，生物年龄估算的平均绝对误差仅 1.94 年，显著优于任何单一模态模型。这一融合逻辑与中医“司外揣内”“脏腑相联”的整体思维高度契合：面部影像映射脏腑气血的整体状态，舌象反映脾胃运化功能及口腔-肠道微生态特征，视网膜影像则间接反映全身血管与神经的老化程度，三者的跨部位融合本质上是对中医多维度体征关联逻辑的数字化复刻。

在图像-文本融合层面，研究进一步贴近临床医师“望诊观察并记录描述”的实际 workflow。Gan 等^[23]针对这一临床场景，提出跨模态病理器官诊断模型，首次实现舌象图像与对应文本描述的深度融合。该模型通过 Vision Transformer 提取舌象视觉特征，借助 BERT 模型编码文本描述特征，再通过交叉注意力机制实现两类特征的精准对齐与融合，最终用于心肺、肝胆、脾胃、肾等病理器官的分类诊断。实验结果显示，融合舌象与文本的多模态模型准确率显著优于单一模态模型。这一研究印证了临床诊断中“视觉观察+文本记录”的多维特性，为多模态模型贴近临床实际提供了重要参考。此外，舌象数据结合脉冲数据^[24]也实现了融合。

全维度“影像-文本-信号”融合，已在“天禽”中医大模型等产业实践中初现雏形，其旨在通过统一框架集成处理望、闻、问、切全源数据，辅助完成整体辨证。这标志着领域正从解决单点的“工具智能”，迈向融入真实诊疗流程的“场景智能”，核心挑战也随之转向多模态数据对齐、人机协同与临床验证等系统性问题。

多模态融合的本质是对“四诊合参”的模拟，其核心优势在于能够捕捉单一模态下无法显现的“证”的特征。通过融合面部、舌部与视网膜影像估算生物年龄^[15]，其性能提升的根本原因在于，模型通过交叉注意力机制，自动对齐不同模态中与“肾虚”“血瘀”等证候相关的微弱信号。这种跨模态的协同特征，正是构成“证”的核心元素。因此，多模态模型不仅是信息融合工具，更是从异构数据中抽提隐式证候要素的有效架构。

2.2 从静态分类到动态推演：时序建模刻画证候演变规律

中医的证候具有动态演变性，如“卫气营血传变”。传统的静态分类模型只能给出一个固定的“证”标签，而时序模型则能够通过症状序列的建模，抽提出证候演变的动态轨迹。例如，对于同一疾病，模型通过学习不同时间点的症状变化，能够自动区分患者是处于“风寒束表”阶段还是已转入“风热犯肺”阶段。这种基于时间维度的状态划分，实质上是从连续的临床数据流中抽提离散的、具有转折意义的证候状态，实现了对“证随病转”的动态量化。

时序建模的核心优势在于其对“过程性”与“关联性”的捕捉能力，与中医对证候传变的整体认知高度契合。Zhang 等^[25]针对尘肺病这类慢性进展性疾病，提出了序列差异分析方法，通过挖掘不同时间与暴露剂量下基因表达的动态变化，识别出与疾病进展密切相关的核心基因，并基于中医靶点相互作用网络推导出潜在中药配方。该研究验证了从时序轨迹分析到核心机制解析，最终实现精准干预的完整逻辑，与中医依据证候演变轨迹推断病机、随证治之的思路内在相通，为证候传变的分子机制与时序特征关联提供了可借鉴的研究范式，同时表明时序分析能够穿透表象，捕捉证候演变背后的核心驱动因素。

中医证候数据常面临稀疏性与不规则性等现实挑战，例如患者复诊间隔不一、症状记录不全，这

为动态建模带来显著困难。Sharma等^[26]提出的神经过程模型,通过数据驱动的条件先验分布学习和最大均值差异正则化,有效应对了临床时序数据中的缺失值补充与不规则采样问题。这对中医辨证具有重要启示:鉴于中医证候个体差异显著,例如同为外感风寒,虚寒体质者易向阳虚传变,而阴虚体质者易向热证转化,神经过程模型的自适应能力可实现个体化证候演变轨迹的精准拟合,避免“一刀切”的建模局限,从而为刻画“同病异传”、“异病同传”等复杂规律提供了有力的技术支撑。

从更深层次看,时序建模致力于揭示证候传变的内在因果逻辑,而非仅停留于症状序列的表层关联。Lee等^[27]提出的CodeAR模型,通过向量量化变分自编码器将连续医疗时序数据转化为离散表征序列,再结合自回归建模,既保留了数据中的因果关联特性,又实现了对复杂分布的精准拟合,其架构设计为证候传变的因果规律建模提供了新思路即可通过类似方法将证候指标时序数据转化为结构化序列,进而挖掘证候间的传变路径与依赖关系。

这些时序建模技术的应用,为中医证候传变规律的量化研究提供了多维度的方法论支持。其一,通过多时点数据的关联分析,可将中医理论中“隐性”的传变路径转化为“显性”的时序轨迹;其二,借助个性化建模策略,能够契合中医“辨证论治”强调的个体化原则;其三,通过对因果关系的捕捉,有助于揭示证候演变背后的核心病机驱动机制。这不仅推动了智能辨证从静态特征识别向动态趋势推演的根本性跨越,也使“治未病”思想中“既病防变”的理念得以精准实践。通过时序模型预判证候演变方向,从而实施前瞻性干预以阻断不良传变路径,最终实现中医动态诊疗理念与现代AI技术的系统性融合。

2.3 知识增强的智能辨识:融合符号逻辑与数据驱动

中医智能辨证的核心瓶颈在于如何将中医理论中的符号化知识(如证候-治法-方药的对应关系、配伍禁忌规则等)与临床数据中的隐性规律有效融合,实现从“经验模仿”到“理性推理”的跨越^[28]。纯粹数据驱动模型可能学到统计上显著但中医理论无法解释的“伪证候”。知识增强模型通过引入知识图谱(症状-判定-证候),相当于为模型提供了“证”的理论边界。当模型从数据中看到一组症状时,知识图谱的逻辑约束会引导模型将症状组合映射到预定义的、符合中医理论的证候空间,而非任意的数学聚类。这种融合机制确保了AI从临床数据中抽提出的“证”,不仅是统计相关的,更是理论自治的。

Liu等^[29]提出的中医专用大语言模型“天医(Tianyi)”为上述融合思路提供了典型实践范式,尤其在证候识别这一核心环节展现出系统性突破。该模型实现证候精准识别的技术路径可归纳为以下3方面:其一,构建结构化知识图谱以锚定证候的语义边界。研究团队构建了包含证候、症状、中药、方剂、治法5大核心节点及9类定向关系的中医知识图谱(TCM-MMKG),其中“症状-判定-证候”关系链的显式建模为模型提供了符号化推理依据,当输入患者症状描述时,模型可通过图结构检索匹配潜在证候类型,将开放域生成约束在中医理论框架内。其二,采用多源语料渐进式训练以增强证候语义理解。模型在预训练阶段系统整合了3大类资源:中医经典与教,奠定基础理论知识;名医医案与经验集,学习隐性诊疗规律;脱敏电子病历,掌握真实临床语境下的证候表述模式。通过“基础医学知识,一般中医知识,名医经验强化”的渐进式学习策略,模型逐步建立起从症状描述到证候判别的语义映射能力。其三,设计多任务指令微调以对齐临床辨证逻辑。在微调阶段,“天医”被训练同时完成证候预测、治法判定、方剂生成3项关联任务。这种多任务联合学习机制迫使模型在内部表征中建立“症状-证候-治法-方药”的完整推理链条,而非孤立的单标签分类。

“天医”大模型的研究,不仅证明了融合知识图谱能提升辨证准确性,其更深层的意义在于回应了“个性化”与“普适规律”的矛盾。知识图谱中的“证候-症状”关系代表了从历代经验中提炼的普适性规律,而临床EHR数据则包含了因人、因时、因地而异的个性化表现。“天医”通过将二者融合,使得模型在面对新患者时,既能遵循普适性的辨证框架,又能根据患者的具体症状组合进行灵活的、个性化的调整。这种“知识引导的数据学习”机制,正是AI对中医“常变结合”思维的数字化复刻。

除“天医”外,近年来还涌现出多个面向中医领域的大语言模型,如“辨证云”、“广医·岐智大模型”、“伊尹中医经典大模型”和“天功中医AI大模型”等。这些模型同样以中医知识图谱、经典典籍及临床医案为训练语料,通过知识增强与深度学习融合,初步实现了对证候的自动辨识与推理分析。

尽管目前关于这些模型的公开文献尚不充分，其技术细节与性能评估仍有待进一步披露，但它们的存在表明，利用大语言模型实现中医证候的智能化识别已成为领域内的共性探索方向。未来，随着更多模型的开放与评测体系的完善，这类知识增强型模型有望为中医辨证论治的智能化提供更丰富的技术路径与实证基础。

3 治则与方药推荐的智能辅助决策

在完成四诊信息感知与证候辨识后，智能诊疗系统的最终落脚点在于治则确立与方药推荐。这一环节不仅要求模型深刻理解“方证相应”这一核心法则，还需具备灵活生成、优化处方的能力，并能从海量经验中挖掘潜在规律以启发现代研究。AI技术，特别是大数据挖掘、深度学习与网络药理学，正从经验传承、动态优化与机制创新3个层面，系统性地重塑这一决策过程。

3.1 “方证相应”的量化与学习：从关联挖掘到深度表征

“方证相应”是辨证论治的落脚点。在抽提出“证”的因素后，智能决策系统需要建立“证”与“方”的映射关系。传统方法依赖专家经验，难以处理海量、非结构化的临床数据与复杂多变的证候组合^[30]。大语言模型之所以在处方推荐中表现优异，是因为其注意力机制能够在大量医案中，识别出特定“证素组合”与特定“药对组合”之间的深层语义关联。这实际上是通过大规模语料的学习，从历代名医的经验中抽提了隐含的“证-方”对应规则。

首先，中医理论知识的结构化与向量化为“方证相应”提供了可计算的基础。研究通过构建大规模、高质量的中医领域数据集与知识图谱，将典籍中的隐性知识转化为机器可读、可推理的显性符号网络。例如，扁仓模型通过整合《中国药典》构建了专门的药学数据集，并将经典理论与现代医学语料结合进行持续预训练，以此将深厚的领域知识注入模型^[31]。XuanHuGPT则系统地融合了ShenNong_TCM_Dataset等多个权威来源，构建了包含十万条结构化条目、覆盖理法方药全链条的XhTCM数据集，为模型提供了坚实的知识底座^[21]。TCMChat模型同样通过整理中医知识库、医案、试题等多元文本，形成了大规模的训练语料^[32]。这些努力旨在克服中医高质量语料稀缺的核心瓶颈，为模型理解“证”与“方”的底层逻辑关系奠定数据基础。

进而，基于大语言模型的深度语义学习实现了从知识关联到智能映射的跨越。经过上述领域知识增强的大语言模型，能够更精准地捕捉症状、证候与方剂之间复杂的非线性关系，完成从自然语言描述到辨证论治决策的端到端推理。例如，经过精细调优的ChatGLM3-6B模型能够驱动智能问答系统，提供精确的诊断和治疗建议^[33]。在特定问答与推理任务中，XuanHuGPT在准确性、覆盖度、安全性等多维度评估上均显著优于通用模型^[21]。TCMChat作为一个生成式大语言模型，在多项评测和案例研究中亦展现出优越性能，证明了其处理中医复杂知识的能力^[32]。这些模型不再局限于简单的关键词匹配，而是通过深层的语义理解，初步实现了对“方证相应”原则的计算机化学习与运用。

3.2 人机协同的处方生成与优化：生成式模型与强化学习在拟方、剂量调整中的应用

在实现“方证相应”的智能映射后，研究前沿进一步转向处方的动态生成、个性化优化及其与临床医生的协同。这标志着智能系统从静态的“知识库检索”向动态的“决策伙伴”演进，其核心在于利用生成式模型创造新方案，并引入优化算法模拟临床决策的迭代与反馈过程，打破了传统方剂推荐“静态匹配”的局限，使推荐结果更贴合临床实际需求。

生成式模型凭借在生物医药领域的技术优势^[34-35]，成为中药处方智能构建的核心工具。该技术以证候特征为输入，遵循中医配伍逻辑生成完整处方序列，突破了对固定方剂库的依赖；同时可结合患者体质差异、并发症等个体化因素，实现处方的剂量微调与药味加减，直接服务于“同病异治”的辨证原则。例如，TCMBERT模型通过两阶段迁移学习，先从中医典籍中习得基础理论与配伍规律，再经临床病历微调，即可基于证候描述生成针对性中药处方^[36]。Lingdan-PR模型聚焦电子病历数据适配性，在证候-处方映射任务中表现出优异的临床针对性^[22]。

为提升处方的辨证可解释性与临床适配度，技术融合框架成为研究热点。有研究提出两阶段训练方案^[37]：通过GPT-4o解析结构化病历，生成“症状-证候-处-解释”的辨证链条蒸馏样本，指导通义千问模型学习方证关联；再通过BART模型构建症状-方剂映射基准，与大模型输出形成偏好对，经

DPO 强化调优后, 处方推荐的辨证逻辑透明度显著提升, 实现了“证-方-理”的逻辑闭环。

强化学习技术为处方动态优化提供关键支撑, 通过奖励函数与反馈机制模拟辨证决策迭代过程。除上述直接偏好优化方案外, 还有研究构建了“理解继承-探索创新”两阶段框架^[33], 整合 19 位医师的 100 538 条异质性病历, 通过增量预训练、多任务微调与思维链推理, 精准建模“同病异治”原则, 高效适配临床数据稀缺场景, 为个性化辨证处方生成提供了技术支撑。

面向临床落地, 集成化平台构建了“模型推荐-医师修正”的人机协同闭环。Zhang 等^[38]融合 GraphRAG 与大模型微调技术, 检索整合中医结构化知识, 生成包含君臣佐使、配伍禁忌、舌脉辨证依据的处方方案, 医师可结合临床实际微调, 实现辨证决策的人机协同优化; 扁仓模型^[31]通过《中国药典》数据与临床病历预训练, 注入中医领域核心知识, 其证候分化与方药推荐性能经多数据集验证, 保障了辨证推荐的可靠性。针对中药配伍安全痛点, TEmbed-DDI^[39]框架通过融合文本语义与大模型嵌入技术强化特征提取, 在中西医 DDI 标注任务中表现优异, 为辨证过程中药物加减、剂量调整提供安全依据, 契合“辨证施治”的安全原则。

综上, 生成式模型与强化学习的融合应用, 搭配知识蒸馏、检索增强、思维链推理等辅助技术, 推动处方生成从“静态匹配”向“动态优化”跨越, 为人机协同智能中医决策系统的构建提供了多元技术路径。这些研究不仅在模型性能上实现突破, 更注重临床适配性、可解释性与实用性, 能够适配临床数据稀缺、流派多样、个体差异大等现实场景, 为智能技术落地中医临床、辅助医师实现精准诊疗提供了有力支撑。

3.3 配伍规律与新药发现: 从经验传承到机制驱动的创新

AI 与网络药理学、多组学技术的深度融合, 不仅为临床辨证后的方药应用提供机制支撑^[40], 更以“证型-配伍-机制”为核心逻辑, 系统解读经典中药配伍规律、高效发现新型药对及活性成分, 推动中药研究从“经验驱动”向“机制驱动”跨越, 为“方证相应”提供科学佐证, 加速中医药现代化与国际化进程^[41-42]。

对经典配伍规律的智能解码, 核心是解析“证-方-效”的关联机制。借助 AI 与网络药理学、多组学技术, 可量化中药复方“君臣佐使”的配伍逻辑及多成分、多靶点、多通路的协同作用, 在分子层面诠释传统治则。例如, 针对“血热证”的海棠消银合剂, 通过机器学习锁定特征基因, 阐明槲皮素等成分调控炎症通路的机制, 印证“清热凉血、解毒祛瘀”的科学性^[43]; 治疗糖尿病牙周炎“湿热证”的复方, 通过成分靶点与通路分析, 验证木犀草素等成分协同作用于 PI3K-Akt 通路, 契合“清热解毒、祛湿和血”功效^[44]; 整合单细胞转录组学的研究, 进一步明确核心药材通过特定靶点调节免疫微环境的靶向性, 深化了复方配伍与证候适配的科学内涵^[45]。

在机制驱动下, 新型药对与活性成分的发现形成“证型导向-靶点筛选-理性设计”的新范式。AI 整合多组学数据与分子模拟技术, 高效挖掘具有明确证候适配机制的新组合。例如, 针对糖尿病肾病相关证型, 通过枢纽靶点筛选, 发现黄芪与女贞子药对可协同调节糖脂代谢及血管生成, 为证型特异性药对开发提供依据^[46]; TEmbed-DDI 框架融合大语言模型嵌入技术, 精准预测中药成分间的协同与拮抗作用, 为复方配伍安全优化提供工具^[39]; 网络药理学与转录组学联合分析, 结合分子对接验证, 形成“证型-靶点-药对”的完整技术链条, 为新型抗炎、补虚等证型相关药对发现提供可复制范式^[47]。

AI、多组学与分子模拟技术的融合, 构建了“证型关联-靶点筛选-机制解析-活性验证”的闭环研发体系。分子对接与动力学模拟从原子层面验证活性成分与证候相关靶点的结合稳定性, AI 驱动的虚拟筛选技术高效聚焦天然产物中的证型适配活性分子^[45]。这一体系不仅实现了配伍规律的科学化诠释, 更推动中药新药研发向“靶点明确、机制清晰、疗效可量化”的现代标准迈进, 通过整合临床证候表型、多组学数据与实验验证, 形成可重复、可优化的系统化流程, 为中医药守正创新提供核心方法学支撑。

4 结论及展望

本文围绕中医辨证论治的核心特色及其衍生的三大矛盾—整体观与信息割裂、动态观与静态诊断、

个性化与普适规律, 系统梳理了 AI 技术的回应与探索。综述表明, 通过多模态融合, AI 正在模拟“四诊合参”, 尝试构建可计算的人体整体状态模型; 通过时序建模与知识增强, AI 正在逼近“证候传变”, 试图将动态诊疗理念转化为可预测的量化轨迹; 通过大模型与网络药理学的结合, AI 正在挖掘“方证相应”, 力求将个性化经验凝练为可解释的普适规律。

我们肯定进展的同时, 仍需清醒认识到当前研究面临一系列根本性挑战^[40, 48]。首先, AI 模型的性能高度依赖于底层数据的质量与规模。尽管四诊客观化技术已能获取舌象、脉象、面色等量化指标, 但这些设备尚未形成统一的采集标准, 导致数据来源多样、质量参差不齐; 加之数据采集环境、设备型号及操作规范的差异, 使得跨中心、跨研究的数据融合与对比极为困难。高质量、标准化且包含完整临床转归的中医数据集依然稀缺, 数据标注不一、模态割裂等问题严重制约了复杂模型的性能上限与泛化能力。其次, 尽管深度学习模型性能强大, 但其“黑箱”特性与中医强调“理法方药”逻辑自治、解释透明的需求之间存在固有矛盾, 如何使 AI 的决策过程能还原为符合中医理论的推理链条, 是获得临床信任的核心障碍。同时, 当前“知识增强”多停留在利用知识图谱进行浅层关联的层面, 如何将阴阳五行、病机传变等更深层的中医核心哲学思想与认知范式, 有机地编码到 AI 模型的架构中, 实现理论与数据的深度互动, 仍是未解的学术难题。此外, 绝大多数研究仍停留在回顾性数据验证阶段, 缺乏前瞻性临床研究以确证 AI 系统能否真正改善患者结局, 也亟需建立一套能够综合评价辨证准确性、临床合理性及理论一致性的中医特色评估体系。

中医智能化研究有望在多个方向取得深化与突破。在技术路径上, 神经符号计算的发展可能成为破解可解释性难题的关键, 通过将符号逻辑的推理能力与神经网络的感知学习能力深度融合, 构建既能从数据中学习、又能基于中医理论进行显式推理的新一代模型; 联邦学习等技术则有助于在保障数据隐私的前提下, 汇通多方临床数据构建更强大的分布式模型。在研究范式上, 应推动建立跨学科、开放共享的大型中医研究平台与基准数据集, 鼓励从孤立的“模型竞赛”转向解决实际临床问题的协同创新, 并将研究重心从单一环节的算法优化, 转向构建覆盖“防-诊-治-康”全周期、人机协同的临床智能系统。在学科发展上, 亟需深化“医工交叉”, 培养既精通中医临床与理论、又掌握现代 AI 技术的复合型人才, 最终目标是发展出能与中医自身方法论对话并反哺其理论发展的“计算中医学”。

尽管当前数据多以“病”或“症”为标签, 但通过多模态特征融合、时序动态建模与知识图谱约束, AI 已初步具备了从低层临床数据中抽提高层“证候”概念的能力。未来研究需进一步探索“可解释的证候要素解耦”技术, 即让模型在输出诊断结果的同时, 明确展示其是基于哪些舌象特征、脉象参数和问诊条目组合出该证候的, 从而让“证”的抽提过程变得透明、可验证。

参考文献:

- [1] Gan X, Shu Z, Wang X, Yan D, Li J, Ofaim S, Albert R, Li X, Liu B, Zhou X, Barabási A L. *Sci. Adv.*, **2023**, 9 (43): eadh0215.
- [2] Meng Q Q, Mi Y, Hou Y. *Chin. Tradit. Herb. Drugs* (孟庆琦, 米妍, 侯悦. 中草药), **2021**, 52 (17): 5445-5454.
- [3] Zhu Y J, Guo R, Gao X, Shen J Y, Li W D, Yu Z L, Cai B C, Qin K M. *J. Instrum. Anal.* (朱雨洁, 郭溶, 高, 沈金阳, 李伟东, 禹志领, 蔡宝昌, 秦昆明. 分析测试学报), **2023**, 42 (8): 1056-1063.
- [4] Zhang P, Zhang D, Zhou W, Wang L, Wang B, Zhang T, Li S. *Brief. Bioinform.*, **2023**, 25 (1): bbad518.
- [5] Meng Q, Mi Y, Wang F, Guo H, Yang Y, Liu Y, He D, Huang Y, Hou Y. *Pharmacol. Res.*, **2025**, 221: 107953.
- [6] Pan D, Guo Y, Fan Y, Wan H. *Am. J. Chin. Med.*, **2024**, 52 (3): 605-623.
- [7] U.S. Preventive Services Task Forc. *Ann. Intern. Med.*, **2002**, 137 (3): 205-207.
- [8] Zhuang Q, Gan S, Zhang L. *Comput. Methods Programs Biomed.*, **2022**, 226: 107096.
- [9] Lu X Z, Liu S, Lin X X, Zeng Y, Chen J H, Ke W P, Deng J F, Cheng M Q, Li W, Chen L D, Lu Z K, Sun B G, Hu H T, Wang W. *NPJ Digit. Med.*, **2025**, 9 (1): 67.
- [10] Wang Z, Zhou C. *J. Med. Internet. Res.*, **2024**, 26: e55920.
- [11] Zhou W, Yang K, Zeng J, Lai X, Wang X, Ji C, Li Y, Zhang P, Li S. *Pharmacol. Res.*, **2021**, 173: 105752.
- [12] Ruan T, Lei L, Zhou Y, Zhai J, Zhang L, He P, Gao J. *BMC Med. Inform. Decis. Mak.*, **2019**, 19 (S8): 259.
- [13] Liu Y, Fan L, Zhao M, Wei D, Zhao M, Dong Y, Zhang X. *Chin. Med.*, **2025**, 20 (1): 84.

- [14] Wen S, Li Y, Xu C, Jin J, Xu Z, Yuan Y, Chen L, Ren Y, Gong M, Wang C, Dong M, Zhou Y, Yuan X, Li F, Zhou L. *Diabetes Metab. Syndr. Obes.*, **2024**, 17: 4049–4068.
- [15] Wang J, Gao Y, Wang F, Zeng S, Li J, Miao H, Wang T, Zeng J, Baptista-Hon D, Monteiro O, Guan T, Cheng L, Lu Y, Luo Z, Li M, Zhu J K, Nie S, Zhang K, Zhou Y. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, **2024**, 121 (3): e2308812120.
- [16] Abdullah F Z, Abdullah J, Rodríguez J L O, Sidorov G. *Int. J. Mol. Sci.*, **2025**, 26 (15): 7135.
- [17] Chung Y, Jin J, Jo H I, Lee H, Kim S H, Chung S J, Yoon H J, Park J, Jeon J Y. *Sensors (Basel)*, **2021**, 21 (21): 7036.
- [18] Fang L, Cai J, Huang Z, Tuohuti A, Chen X. *Sleep Med.*, **2025**, 125: 100–107.
- [19] Zhu X, Wang F, Mao J, Huang Y, Zhou P, Luo J. *Phenomics*, **2023**, 3 (5): 519–534.
- [20] Zhang Q, Zhou J, Zhang B. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, **2021**, 25 (10): 3732–3743.
- [21] Tong X, Ding X, Jia H, Yuan Y, Liu L, Wang Y, Xiong Z, Yang X, Im S K, Wang M H. *Chin. Med.*, **2025**, 20 (1): 204.
- [22] Hua R, Dong X, Wei Y, Shu Z, Yang P, Hu Y, Zhou S, Sun H, Yan K, Yan X, Chang K, Li X, Bai Y, Zhang R, Wang W, Zhou X. *J. Am. Med. Inform. Assoc.*, **2024**, 31 (9): 2019–2029.
- [23] Gan Q, Wang C, Zhong Z, Wu J, Ge Q, Shi L, Shang J, Liu C. *Front. Physiol.*, **2025**, 16: 1580985.
- [24] Shi Y, Yao X, Xu J, Hu X, Tu L, Lan F, Cui J, Cui L, Huang J, Li J, Bi Z, Li J. *Front. Physiol.*, **2021**, 12: 708742.
- [25] Zhang J, Li Y, Zhu F, Guo X, Huang Y. *Int. J. Biol. Macromol.*, **2024**, 267 (2): 131515.
- [26] Sharma P, Shamout F E, Abrol V, Clifton D A. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, **2022**, 26 (4): 1528–1537.
- [27] Lee Y, Chae Y, Jung K. *Artif. Intell. Med.*, **2024**, 154: 102925.
- [28] Zhao F. *J. New Chin. Med. (赵馥.新中医)*, **2025**, 57 (24): 167–170.
- [29] Liu Z, Yang T, Wang J, Chen Y, Gao Z, Yang J, Chen K, Lu B, Li X, Luo C Y, Li Y, Gu X, Cao P. *Inform. Fusion*, **2026**, 126: 103663
- [30] Li B, Tong L, Zhang H. *Chin. J. Basic Med. Tradit. Chin. Med. (李兵, 佟琳, 张华敏. 中国中医基础医学杂志)*, **2025**, 31 (12): 2078–2081.
- [31] Wei S, Peng X, Wang Y, Shen T, Si J, Zhang W, Zhu F, Vasilakos A V, Lu W, Wu X, Wang Y. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, **2025** doi: 10.1109/JBHI.2025.3612415.
- [32] Dai Y, Shao X, Zhang J, Chen Y, Chen Q, Liao J, Chi F, Zhang J, Fan X. *Pharmacol. Res.*, **2024**, 210: 107530.
- [33] Zhang B, Li R, Yin K, Hua S, Li S, Jiang M, An H, Li P. *Interdiscip. Sci.*, **2025**, <https://doi.org/10.1007/s12539-025-00735-1>.
- [34] He D, Liu Q, Mi Y, Meng Q, Xu L, Hou C, Wang J, Li N, Liu Y, Chai H, Yang Y, Liu J, Wang L, Hou Y. *Adv. Sci. (Weinh)*, **2024**, 11 (11): e2307245.
- [35] Gao D Y, Li Y J, Li X, Bai Y Q, Zhang L Z. *J. Shaanxi College Tradit. Chin. Med. (高丹阳, 李亚军, 李隽, 白耀强, 张磊子. 陕西中医药大学学报)*, **2026**. <https://link.cnki.net/urlid/61.1501.R.20251223.1744.006>.
- [36] Liu Z, Luo C, Fu D, Gui J, Zheng Z, Qi L, Guo H. *Artif. Intell. Med.*, **2022**, 124: 102232.
- [37] Li Y X, Elnaffar S, Chen H Y, Chen N J, Lai P Y, Li N Q, Chong Y, Qiao J, Liu T, Peng Z B, Xu D Y, Lai J H, Wang C D, Hu J Q. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, **2025**. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2025.3631841>.
- [38] Zhang Z, Hao B, Li Y, Yin H. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, **2026**, 30 (4): 3118–3131.
- [39] Zhang R, Xie W, Lin Q, Li X, Wong K C. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, **2025**, 29 (10): 7694–7703.
- [40] Lai H H, Ma N, Zhao W L, Liu J Y, Pan B, Tian J H, Chen Y L, Ma B, Shang H C, Liu J P, Bian Z X, Wu D R, Sun X, Du L, Zhang J H, Liu X C, Zeng F, Sun F, Zhang B H, Ge Y H, Xia J, Shi N N, Liu Q, Yang K H, Ge L, Huang L Q. *Chin. Sci. Bull. (赖鸿皓, 马宁, 赵威龙, 刘嘉艺, 潘蓓, 田金徽, 陈耀龙, 马彬, 商洪才, 刘建平, 卞兆祥, 吴大嵘, 孙鑫, 杜亮, 张俊华, 刘新灿, 曾芳, 孙凤, 张博恒, 靳英辉, 夏君, 史楠楠, 刘琴, 杨克虎, 葛龙, 黄璐琦. 科学通报)*, **2026**, 71 (2): 449–463.
- [41] Xiang C Q, Li X Y, Yu D H, Chen Q W, Lai J M, Wang L Q, Xiao X. *J. Instrum. Anal. (向超群, 李欣怡, 余丹华, 陈启文, 赖嘉敏, 王乐琪, 肖雪. 分析测试学报)*, **2025**, 44 (10): 2034–2043.
- [42] Zhao Y W, Li Z Y, Liu Y D, Li Z, Wang H X. *J. Instrum. Anal. (赵培文, 李芷瑶, 刘艺丹, 李正, 王海霞. 分析测试学报)*, **2024**, 43 (11): 1725–1734.
- [43] Chen B, Yang Q, Ai H, Jin W, Jin Z, Zuo Y. *Phytomedicine*, **2025**, 148: 157407.
- [44] Peng J, Yang K, Tian H, Lin Y, Hou M, Gao Y, Zhou X, Gao Z, Ren J. *Phytomedicine*, **2023**, 108: 154525.
- [45] Wu P, Chen L, Xu Y, Ren Y, Dong X, Fan J X, Xie T, Zhou J, Liu Z. *Phytomedicine*, **2025**, 148: 157453.
- [46] Zhai M, Chen T, Shao M, Yang X, Qi Y, Kong S, Jiang L, Yang E. *Comput. Biol. Chem.*, **2025**, 115: 108352.
- [47] Liu Q, He D, Fan M, Wang J, Cui Z, Wang H, Mi Y, Li N, Meng Q, Hou Y. *J. Chem. Inf. Model*, **2024**,

64 (24): 9306-9326.

- [48] Tao X D, Zong F. *Med. J. Commun.* (陶小冬, 宗霏. 交通医学), **2025**, 39 (6): 645-648.

(责任编辑：盛文彦)