

# 基于多图卷积网络的中药处方推荐算法研究进展

王淑慧 李 燕 王 超

(甘肃中医药大学医学信息工程学院 兰州 730101)

**〔摘要〕** **目的/意义** 系统梳理基于多图卷积网络的中药处方推荐方法, 为后续研究提供参考。**方法/过程** 检索相关文献, 分析基于多图卷积网络的中药处方推荐算法的核心原理、建模机制与性能表现, 并从技术实现与理论应用层面探讨其局限性。**结果/结论** 未来研究应进一步加强多图结构的信息融合与关系建模, 深化症状、证候与中药间的交互机制探索, 提升模型的语义表达能力与临床可解释性。

**〔关键词〕** 智能处方; 中药处方推荐; 多图卷积网络

**〔中图分类号〕** R-058 **〔文献标识码〕** A **〔DOI〕** 10.3969/j.issn.1673-6036.2026.01.011

## Research Progress of Traditional Chinese Medicine Prescription Recommendation Algorithm Based on Multi-graph Convolutional Network

WANG Shuhui, LI Yan, WANG Chao

College of Medical Information Engineering, Gansu University of Traditional Chinese Medicine, Lanzhou 730101, China

**〔Abstract〕** **Purpose/Significance** To systematically review multi-graph convolutional network-based methods for traditional Chinese medicine (TCM) prescription recommendation, and to provide references for future research. **Method/Process** Literatures are retrieved to analyze the core principles, modeling mechanisms and performance of TCM prescription recommendation algorithms based on multi-graph convolutional network, and their limitations are discussed from the aspects of technical implementation and theoretical application. **Result/Conclusion** Future research should further strengthen the information fusion and relational modeling of multi-graph structures, deepen the exploration of interaction mechanism among symptoms, syndromes and herbs, and enhance the semantic representation and clinical interpretability of the models.

**〔Keywords〕** intelligent prescription; traditional Chinese medicine (TCM) prescription recommendation; multi-graph convolutional network

## 1 引言

中药 (traditional Chinese medicine, TCM) 处方

推荐旨在依据患者的症状、体征和病史, 结合中药药性、功效和配伍规律, 生成个性化治疗方案。传统推荐模式依赖医师经验, 不仅主观性强、效率低, 还面临知识传承与标准化困难。随着中医药信

**〔修回日期〕** 2025-11-30

**〔作者简介〕** 王淑慧, 硕士研究生; 通信作者: 李燕, 教授, 硕士生导师。

**〔基金项目〕** 甘肃省自然科学基金项目 (项目编号: 25JRRA924); 中国高校产学研创新基金—蓝点分布式智能计算项目 (项目编号: 2021LDA09002); 甘肃中医药大学创新创业基金项目 (项目编号: 2025CXZX-940)。

息化的推进,智能化处方推荐逐渐成为研究热点<sup>[1]</sup>,为中医临床决策提供了新的技术支撑。近年来,机器学习、深度学习和知识图谱等技术广泛应用于中药处方智能推荐,但既有研究多从单一数据视角挖掘症状与中药之间的浅层关联,缺乏对中医诊疗中多源异构信息的结构化建模与深层语义理解<sup>[2]</sup>。对此,有研究<sup>[3]</sup>提出基于多图卷积网络(multi-graph convolutional network, MGCN)的中药处方推荐方法,通过构建多类型子图,将症状、药材及其属性信息在统一框架中建模,实现跨图特征的聚合与语义交互。该方法能够更准确地捕捉中医诊疗中的多维关系,显著提升模型的表达能力、推荐准确性与临床可解释性。

本研究系统梳理 2020—2025 年中药处方推荐相关文献。以“中药处方推荐”“多图卷积网络”“TCM

prescription recommendation”“multi-graph convolutional network”等为关键词,检索中国知网、维普网、万方数据、PubMed、Web of Science、IEEE Xplore 等中外文数据库。依据标题和摘要排除不相关研究,经过全文阅读确定纳入分析的核心文献。重点分析基于多图卷积网络的中药处方推荐算法的原理、核心思想、建模机制和性能表现,并进一步探讨其在语义融合、结构优化和可解释性方面的改进方向,为中药处方智能推荐和中医知识建模提供参考。

## 2 中药处方推荐算法的类型

中药处方推荐算法呈现从传统机器学习到深度学习,再到图技术的演进趋势,具体可分为 5 类,见表 1。

表 1 中药处方推荐算法分类

类型	代表模型	优势	不足
传统机器学习方法	互信息聚类推荐算法 <sup>[4]</sup> 、基于深度森林的数据驱动中药配方推荐模型 <sup>[5]</sup>	实现简单,无需复杂图谱构建;适用于小规模结构化数据场景 <sup>[27]</sup>	依赖人工特征工程且泛化能力有限 <sup>[28]</sup> ;难以处理非线性关系 <sup>[29]</sup> ;对复杂辨证关系的建模能力有限
深度学习生成方法	PreGenerator <sup>[6]</sup> 、TCMBERT <sup>[7]</sup> 、RoKEPC <sup>[8]</sup> 、Seq2Seq <sup>[9]</sup> 、SeqGAN <sup>[10]</sup> 、PrescDRL <sup>[11]</sup>	端到端生成新处方;自动学习症状-药物映射模式 <sup>[30]</sup> ;长序列上下文语义建模能力较强 <sup>[31]</sup>	训练需大量高质量医案数据 <sup>[32]</sup> ;生成结果的合理性依赖专家知识 <sup>[33]</sup> ;计算成本高 <sup>[34]</sup> ;缺乏配伍禁忌、君臣佐使等约束,易产生药理不兼容或辨证逻辑偏离的处方
基于知识图谱-嵌入方法	NFM-MKR <sup>[12]</sup> 、PresRecST <sup>[13]</sup> 、HKGCN <sup>[14]</sup> 、TCMPR <sup>[15]</sup> 、SMRGAT <sup>[16]</sup>	通过图谱语义关联解决数据稀疏问题 <sup>[35]</sup> ;支持跨模态知识融合 <sup>[36]</sup>	知识图谱构建成本高 <sup>[37]</sup> ;复杂关系建模难度大 <sup>[38]</sup> ;依赖高质量标注数据 <sup>[39]</sup> ;嵌入表示易弱化中药属性的显式语义
基于知识图谱-路径方法	基于三元闭包算法的中成药智能推荐 <sup>[17]</sup> 、元路径分析(PathSim) <sup>[18]</sup>	显式利用图谱路径语义,可解释性强,支持高阶关系推理 <sup>[40]</sup>	路径选择依赖先验知识;大规模图谱中可能产生路径爆炸问题 <sup>[41]</sup> ;语义歧义可能影响推理准确性 <sup>[42]</sup>
多图卷积推荐方法	SMGCN <sup>[19]</sup> 、KDHR <sup>[20]</sup> 、PMGCN <sup>[21]</sup> 、MGCN <sup>[22]</sup> 、Herb-GCN <sup>[23]</sup> 、SDPR <sup>[24]</sup> 、BSGAM <sup>[25]</sup> 、LAMGCN <sup>[26]</sup>	可融合患者个体特征,提升推荐个性化 <sup>[43]</sup> ;可区分不同节点类型,优化消息传递效率;可处理多模态数据 <sup>[44]</sup>	过平滑 <sup>[45]</sup> ;标签不平衡 <sup>[46]</sup> ;图结构预处理依赖数据质量 <sup>[47]</sup> ;对低频药物的表征能力有限

一是基于机器学习的方法,主要通过症状聚类、特征学习与数据增强等机制实现中药处方推荐<sup>[4-5]</sup>。二是基于深度学习的方法,引入预训练语言模型、注意力机制及序列建模等技术,从医案数据中自动学习症状、证候与中药间的映射关系,可实现更精准的中药处方推荐<sup>[6-11]</sup>。三和四是基于知识图谱的方法<sup>[12-18]</sup>,通过构建症状、证候、中药

及属性间的多关系网络,将中医知识以结构化形式显式表示,并利用图结构进行关联建模与推理。根据具体建模策略不同,可进一步分为基于嵌入的方法和基于路径的方法,前者通过将节点和关系映射到低维向量空间,利用向量相似度推荐,后者则借助路径推理或概率计算挖掘实体间潜在联系,增强推荐过程的可解释性。五是基于多图卷积网络的

药处方推荐方法,能够同时建模不同类型的图结构,将症状、药材及属性等多视角信息融合于统一框架,通过跨图特征交互实现多源异构信息的联合建模,能更精准地反映中医辨证论治中的复杂联系。该类方法显著优于前述 4 类模型,在推荐准确性和复杂关系挖掘方面具有明显优势<sup>[19-26]</sup>。

### 3 基于多图卷积网络的中药处方推荐算法

#### 3.1 算法原理

多图卷积网络通过构建多个子图,将中医知识结构化为可计算的图表示<sup>[48]</sup>,并在各子图中聚合邻居节点信息,提取局部特征。通过跨图融合整合多源语义,形成全局嵌入,增强语义辨别能力并刻画复杂逻辑关系。该框架兼容中医“整体观念”与“辨证论治”理论<sup>[49-50]</sup>,也可扩展纳入现代药理学信息,丰富语义空间并提升推荐性能<sup>[51]</sup>。其原理涉及两方面,一是对中医诊疗体系中复杂关系进行子图建模,主要包括症状关联图、中药交互图和辨证要素图 3 类,以有效捕捉中医诊疗过程中的协同效应与层次化逻辑。症状关联图以症状为节点,由症状共现频率及证型隶属关系共同决定边的权重。具体而言,先统计任意两个症状在各证型中共同出现的次数,并计算其共同隶属证型的数量。随后依据不同证型在临床中的常见程度设定权重系数,对共现频率进行加权修正,得到症状对之间的边权。如果某对症状的共现主要集中于特定证型,则该证型的临床协同性权重更高。中药交互图以中药为节点,融合药物共现规律与中医配伍知识,重点描述药物间的协同关系与层级特征。例如,黄芪与白术通常会作为药对使用<sup>[52]</sup>,在图结构中可通过共现频率与配伍层级信息共同赋权,使模型既能捕捉数据层面的共现模式,又能体现君臣佐使等中医配伍原则。辨证要素图整合状态要素与八纲辨证信息,构建从症状到证型的层级路径。例如,“腹泻”可通过“肠”“气滞”等状态要素关联至“里证”“实证”等八纲,再映射到“肠道气滞证”<sup>[53]</sup>。二是实现不同图之间信息的融合,引入图卷积机制对各子图中节点的邻域特征信息进行聚合与更新,并在跨

图层面实现多源语义信息融合。

#### 3.2 主要研究

Jin Y Y 等<sup>[19]</sup>提出的 SMGCN 模型通过构建症状-症状图、中药-中药图及症状-中药二分图,利用图卷积网络分别学习多图嵌入,并对多源特征进行融合,刻画症状集合对应的隐式证候表示。其首次在中药处方推荐中引入多图协同建模思路,为后续研究提供了基础框架。Yang Y 等<sup>[20]</sup>提出的 KDHR 模型进一步引入性味、归经等中药属性知识,通过多层信息融合机制整合不同图的特征,实现症状信息与中药属性语义的联合建模。Tang X L 等<sup>[25]</sup>提出的 BSGAM 模型结合 MC-BERT 预训练嵌入、残差图卷积与自监督结构优化,并通过多头注意力融合多图特征,在语义表示与结构学习两条路径上同时增强了节点的表征能力。

在异构图特征学习方面, Li S Y 等<sup>[21]</sup>构建包含个人属性、症状、诊断节点的患者画像异构图,以及中药-中药同构图和患者-中药关联图,采用类型感知注意力机制进行多图卷积表示学习。王芝<sup>[23]</sup>提出的 Herb-GCN 通过构建组合特征与中药异构图,利用图卷积捕捉高阶关联,并引入重加权策略与焦点损失缓解高频药材偏置。Yue W J 等<sup>[24]</sup>提出的 SDPR 模型构建包含症状、证候、治法和中药的 4 方异构图,通过症状聚合器和药集聚合器生成证候和治法隐变量,实现对辨证施治的建模。

在序列信息与图结构融合方面, Zhao W 等<sup>[22]</sup>提出的 MGCN 模型通过构建症状-状态要素-症状图与症状-证型-症状图,模拟中医由症状归纳状态要素和证型的推理过程。Zhang W B 等<sup>[26]</sup>提出的 LAMGCN 模型通过 LSTM 提取症状上下文特征,结合中药-中药图与图卷积网络学习中药关联关系,同时通过自注意力机制实现症状与中药表示的对齐。

从整体来看,相关研究呈现由单一图向多图协同、由同质图向异质图、由静态建模向动态融合的发展趋势,通过构建多类型图结构,逐步实现了疾病-证候-用药关联关系的系统建模,为中药处方推荐提供了多样化的技术路径。

### 3.3 模型性能分析

3.3.1 基于文献的模型性能对比 汇总各文献中研究所使用的数据集、评价指标及性能表现，见表 2。数据集包括公开可获取的通用数据集与私有临床病例数据。公开数据集中 PTM 数据集<sup>[54]</sup>应用较广，其源自《中医方剂词典》，经数据清洗与标准化，保留 33 765 条有效处方，覆盖 390 种症状与 811 味中药，平均处方长度为 8 ~ 12 味中药，处方整体分布呈显著长尾特征，黄芪、白术、当归、茯

苓等药物在处方中出现频率较高。Real - sg 与 Ali 主要用于通用推荐场景的性能验证。肺癌方剂数据库与 LungCancer 数据集聚焦特定病种，强调药物配伍与靶向关系。《伤寒论》数据集以经典医籍方剂为基础，主要用于验证模型在理论一致性方面的表现。各研究所采用的评价指标均包括精确率（precision）和召回率（recall），其中 Precision@ K 表示前 K 个推荐药材中正确命中的比例，Recall@ K 表示前 K 个推荐药材覆盖实际推荐药材的比例，但各研究采用的 K 值不完全一致，常用 5、10、20 等。

表 2 不同模型性能对比

模型	数据集	Precision				Recall			
		@ 5	@ 10	@ 15	@ 20	@ 5	@ 10	@ 15	@ 20
SMGCN <sup>[19]</sup>	PTM	0.292 8	0.229 5		0.168 3	0.207 6	0.324 5		0.468 9
KDHR <sup>[20]</sup>	PTM	0.213 8	0.166 0		0.125 1	0.151 0	0.228 4		0.341 4
PMGCN <sup>[21]</sup>	Real - sg		0.517 3	0.463 3	0.409 8		0.330 5	0.443 9	0.524 2
	Ali		0.444 9	0.374 9	0.311 2		0.437 9	0.536 9	0.574 0
MGCN <sup>[22]</sup>	《伤寒论》	0.627 0	0.394 3			0.733 9	0.876 8		
Herb - GCN <sup>[23]</sup>	肺癌方剂	0.759 6	0.584 3		0.393 9	0.279 2	0.419 9		0.562 8
SDPR <sup>[24]</sup>	PTM	0.663 4			0.353 0	0.373 4			0.602 4
	LungCancer	0.902 1			0.588 5	0.235 1			0.608 7
BSGAM <sup>[25]</sup>	PTM	0.298 9	0.236 0		0.171 3	0.216 6	0.334 4		0.476 7
LAMGCN <sup>[26]</sup>	PTM	0.334 7	0.264 8		0.195 8	0.249 5	0.369 7		0.527 5

### 3.3.2 基于 PTM 数据集的模型复现与性能评估

为更直观地对比各模型性能，基于公开数据集 PTM 进行统一复现与对比实验。完全遵循 Yao L 等<sup>[54]</sup>提出的方法进行数据预处理，并按照 6:2:2 的比例划分训练集、验证集和测试集，各模型超参数设置，见表 3。实验在配备 NVIDIA RTX 4090 (24GB) GPU 的服务器上完成，操作系统为 Ubuntu 22.04，主要软件环境为 Py-

thon 3.9 和 PyTorch 2.1.0。所有模型均在相同实验环境下重新训练与评估，以确保结果的可比性。采用 Precision@ K、Recall@ K 和 F1 - score@ K 衡量模型推荐性能，其中 K 分别取值 5、10、20。模型性能比较结果，见表 4。多数模型受数据稀疏与标签不均的影响，对长尾症状或低频药物的预测效果较差。部分模型针对特定病种或属性设计，在 PTM 数据集上的效果较差。

表 3 各模型超参数设置

模型	图卷积网络层数 (层)	学习率 (lr)	丢弃率 (dropout)	正则化系数 (λ)	温度系数 (τ)	多层感知机层数 (层)	批大小 (batch size)
SMGCN	2	2e - 4	0.0	0.007			1 024
KDHR	2	3e - 4		0.007			512
PMGCN	2	7e - 3	0.3	0.04			1 024
MGCN	1	2.5e - 4	0.2	0.000 1		2	1 024
Herb - GCN	3	1e - 3	0.6	0.001			1 024
SDPR	3	2e - 5		0.007	0.3		512
BSGAM	2	2e - 4	0.2	0.007	0.3		512
LAMGCN	2	1e - 3					512

表 4 各模型在 PTM 数据集上的性能对比

模型	Precision			Recall			F1 - score		
	@ 5	@ 10	@ 20	@ 5	@ 10	@ 20	@ 5	@ 10	@ 20
SMGCN	0.236 3	0.188 5	0.135 8	0.175 3	0.264 8	0.372 4	0.201 3	0.220 2	0.199 0
KDHR	0.260 2	0.209 4	0.154 3	0.185 9	0.267 4	0.389 6	0.216 9	0.234 9	0.221 1
PMGCN	0.281 0	0.220 1	0.163 0	0.202 2	0.316 3	0.463 1	0.235 2	0.259 6	0.241 1
MGCN	0.275 6	0.215 5	0.159 4	0.197 0	0.309 9	0.455 0	0.229 8	0.254 2	0.236 1
Herb - GCN	0.271 9	0.211 4	0.156 7	0.194 6	0.304 5	0.449 2	0.226 8	0.249 5	0.232 3
SDPR	0.289 7	0.236 0	0.160 1	0.198 1	0.312 0	0.458 5	0.235 3	0.268 7	0.237 3
BSGAM	0.292 3	0.230 2	0.164 8	0.210 1	0.328 7	0.471 4	0.244 5	0.270 8	0.244 2
LAMGCN	0.285 7	0.228 4	0.160 3	0.207 5	0.324 3	0.463 7	0.240 4	0.268 0	0.238 2

## 4 讨论

### 4.1 模型局限性分析

从技术实现层面看，异构子图之间存在语义层级差异与特征分布不均的问题。跨图特征融合过程中，症状、证候、治法和中药等信息的表达方式不一致，易产生信息冲突与冗余，使整体表示难以保持稳定统一，在中医场景中更会削弱对病位、病性和治法等逻辑关系的表达精度。随着子图规模和关系数量增加，模型的参数量与计算复杂度显著增加，训练成本与显存占用急剧上升，难以适应临床级数据规模。多图结构依赖由多源异构数据构建的知识体系，而中医药知识中部分关系来自专家经验或文献抽取，主观性较强，易引入噪声并影响模型稳健性。此外，不同子图或图层的重要性难以自适应调节，许多模型采用固定权重或静态融合方式，与中医辨证施治中对主次症状和关键病机的动态权

衡机制并不相符，从而限制了模型在复杂临床情境下的泛化能力。

从理论设计层面看，基于多图卷积网络的中药处方推荐模型因结构与特征利用方式不同而呈现个性化优劣，见表 5。主要有 3 方面共性问题。一是数据稀疏和标签不平衡普遍存在，低频症状与罕见配伍在临床中具有重要参考价值，却难以被充分学习，模型在长尾场景中表现较差，且易出现图卷积过平滑和特征融合不足的情况。二是对中医核心理论的表达深度有限，君臣佐使的配伍体系、证候随病机变化的演化规律，以及从病位病性到治法再到方药的诊疗逻辑，多以静态共现或邻接方式呈现，缺乏对辨证论治全过程的动态建模能力。三是可解释性方面仍较薄弱，尽管有研究<sup>[23-24]</sup>通过构建症状、证候、治法与中药关系或利用知识路径追踪提升透明度，但主要依赖统计相关性，尚未形成能够反映中医诊疗逻辑的系统化解释框架，难以满足临床场景对可验证推理依据的需求。

表 5 基于多图卷积网络的中药处方推荐模型对比分析

模型	优势	不足
SMGCN	首次通过多图结构捕捉症状与中药的复杂交互，有效学习证候隐含信息	未纳入中药属性，受限於图卷积网络过平滑效应，多层特征的融合利用不充分
KDHR	利用领域先验知识缓解数据稀疏性，通过图谱结构显式建模中药属性关联	图的构建依赖于共现频率阈值过滤，标签不平衡，对低频中药的推荐能力较弱
PMGCN	首次将患者个体特征融入图建模，通过分层注意力机制强化不同类型节点的交互	标签不平衡，静态注意力机制不能充分考量患者 - 症状 - 诊断间的动态关联模式

续表 5

模型	优势	不足
MGCN	对中医多元关系进行建模，更贴近临床逻辑，准确率显著提高，可解释性强	依赖小数据集，泛化性有限，模型复杂度较高，模型对潜在关联的挖掘不足
Herb - GCN	聚焦标签不平衡难题，通过损失函数设计增强对低频中药的学习能力，在特定病种数据集上实现了高精度推荐	仅验证肺癌单一病种，泛化能力有待拓展，未纳入证型、病位等中医诊断要素
SDPR	完整模拟了中医辨证流程，显式引入治法，捕捉非线性 and 稀疏关联，具备可解释性	模型对证候和治法的隐含关系建模依赖于预训练策略和对比学习框架
BSGAM	结合预训练语义与自监督图学习，显著提升节点表示质量，在稀疏数据场景中表现出较强的鲁棒性	未充分考虑中药间的相互作用及患者的个体特征，对低频症状 - 中药关联等长尾场景的泛化能力不足
LAMGCN	融合序列建模与图卷积，有效捕捉症状上下文依赖和中药配伍规律	注意力权重矩阵与中药配伍规则的映射缺乏显式约束，未纳入患者的个体特征，个性化推荐效果不佳

## 4.2 未来展望

针对现有模型的局限，未来研究应在数据体系、模型结构、中医理论融合以及可解释性 4 方面深化探索。在数据层面，构建覆盖症状、证候、治法、中药属性及临床处方的高质量多源异构数据体系，减少主观偏差，并通过精细标注提升模型对病位、病性和治法等关键医学语义的识别能力。在模型层面，引入抗过平滑的高阶图卷积、动态注意力与节点差异化聚合策略，改善长尾样本学习效果，同时降低复杂度和显存消耗。在理论层面，将中医核心知识如君臣佐使配伍体系、证候演变路径以及“病位 - 病性 - 治法 - 方药”链条结构化融入模型，使推理更贴近辨证论治逻辑。在可解释性方面，可以从中医理论出发，结构化呈现模型从症状到病机、治法再到药物组合的推理过程，构建体现因果逻辑与配伍动机的解释框架，为临床提供可验证、可追溯的决策依据。

## 5 结语

基于多图卷积网络的中药处方推荐算法，通过构建中医领域的多维度子图，实现了症状、中药、证候等异构数据的深度融合，为中药处方推荐提供了新方法。本研究总结目前基于多图卷积网络的中药处方推荐模型的原理、特点、优势以及存在的问题，并探讨此类推荐方法的未来研究方向。未来还

应进一步解决数据稀疏性与标签不平衡、中医理论建模浅层化、可解释性不足等问题，推动人工智能与中医药理论的深度融合，为中医药现代化的传承与发展提供技术支撑。

**作者贡献：**王淑慧负责研究设计、文献分析、论文撰写；李燕负责提供指导；王超负责论文修订。

**利益声明：**所有作者均声明不存在利益冲突。

## 参考文献

- 1 QI J Z, WANG X Y, YANG T. Traditional Chinese medicine prescription recommendation model based on large language models and graph neural networks [C]. Istanbul: 2023 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2023.
- 2 ZHANG Y Y, WU X, FANG Q, et al. Knowledge - enhanced attributed multi - task learning for medicine recommendation [J]. ACM transactions on information systems, 2023, 41 (1): 1 - 24.
- 3 BHATTI U A, TANG H, WU G, et al. Deep learning with graph convolutional networks: an overview and latest applications in computational intelligence [J]. International journal of intelligent systems, 2023 (1): 8342104.
- 4 QIN Y, MA Z R. A traditional Chinese medicine prescription recommendation method based on mutual information clustering [C]. Suzhou: 2020 5th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (IC-SP), 2020.
- 5 LEE W Y, LEE Y, LEE S, et al. A machine learning approach for recommending herbal formulae with enhanced in-

- terpretability and applicability [J]. *Biomolecules*, 2022, 12 (11): 1604.
- 6 ZHAO Z J, REN X T, SONG K, et al. PreGenerator: TCM prescription recommendation model based on retrieval and generation method [J]. *IEEE access*, 2023, 11 (1): 103679 – 103692.
- 7 LIU Z, LUO C, FU D, et al. A novel transfer learning model for traditional herbal medicine prescription generation from unstructured resources and knowledge [J]. *Artificial intelligence in medicine*, 2022, 124 (2): 102232.
- 8 PU H, MI J, LU S, et al. Rokepg: roberta and knowledge enhancement for prescription generation of traditional Chinese medicine [C]. Istanbul: 2023 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2023.
- 9 段成志. 基于深度学习的中医处方推荐关键方法研究 [D]. 济南: 山东师范大学, 2023.
- 10 RONG C T, LI X Y, SUN X M, et al. Chinese medicine prescription recommendation using generative adversarial network [J]. *IEEE access*, 2022, 10 (1): 12219 – 12228.
- 11 YANG K, YU Z C, SU X, et al. PrescDRL: deep reinforcement learning for herbal prescription planning in treatment of chronic diseases [J]. *Chinese medicine*, 2024, 19 (1): 144.
- 12 白雯琪. 基于中医知识图谱的证候链路预测与方剂推荐 [D]. 成都: 电子科技大学, 2024.
- 13 DONG X, ZHAO C X, SONG X P, et al. PresRecST: a novel herbal prescription recommendation algorithm for real – world patients with integration of syndrome differentiation and treatment planning [J]. *Journal of the American medical informatics association*, 2024, 31 (6): 1268 – 1279.
- 14 李春雨. 基于知识图谱的补益剂推荐方法的研究 [D]. 兰州: 甘肃中医药大学, 2024.
- 15 DONG X, ZHENG Y, SHU Z, et al. TCMPr: TCM prescription recommendation based on subnetwork term mapping and deep learning [J]. *BioMed research international*, 2022 (1): 4845726.
- 16 YANG X Y, DING C S. SMRGAT: a traditional Chinese herb recommendation model based on a multi – graph residual attention network and semantic knowledge fusion [J]. *Journal of ethnopharmacology*, 2023, 315 (10): 116693.
- 17 马宸睿, 孟子琪, 边新宇, 等. 基于中成药知识图谱的知识推理及智能推荐 [J]. *医学信息学杂志*, 2024, 45 (4): 14 – 20, 51.
- 18 梁尘逸. 基于中医方剂知识图谱的核心药物发现与方剂推荐算法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
- 19 JIN Y Y, ZHANG W, HE X N, et al. Syndrome – aware herb recommendation with multi – graph convolution network [C]. Dallas: 2020 IEEE 36th International Conference on Data Engineering (ICDE), 2020.
- 20 YANG Y, RAO Y L, YU M H, et al. Multi – layer information fusion based on graph convolutional network for knowledge – driven herb recommendation [J]. *Neural networks*, 2022, 146 (2): 1 – 10.
- 21 LI S Y, YUE W, JIN Y Y. Patient – oriented herb recommendation system based on multi – graph convolutional network [J]. *Symmetry*, 2022, 14 (4): 638.
- 22 ZHAO W, LU W K, LI Z Y, et al. TCM herbal prescription recommendation model based on multi – graph convolutional network [J]. *Journal of ethnopharmacology*, 2022, 297 (10): 115109.
- 23 王芝. 基于 GCN 的中医治疗肺癌方剂推荐方法研究 [D]. 南昌: 江西中医药大学, 2024.
- 24 YUE W J, JI W D, WANG X Y, et al. SDPR: prescription recommendation with syndrome differentiation in traditional Chinese medicine [J]. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 2025, 29 (5): 3736 – 3749.
- 25 TANG X L, TANG Y Z, LIU X R, et al. Utilizing semantically enhanced self – supervised graph convolution and multi – head attention fusion for herb recommendation [J]. *Artificial intelligence in medicine*, 2025, 164: 103112.
- 26 ZHANG W B, DANG H B, BAO Z S, et al. LAMGCN: traditional Chinese medicine herb recommendation via LSTMs with attention mechanisms and graph convolutional networks [J]. *ACM transactions on Asian and low – resource language information processing*, 2025, 24 (3): 1 – 22.
- 27 WEN G G, WEN P, TANG Z K. Research on data mining method of TCM prescription based on machine learning [J]. *Journal of physics: conference series*, 2021, 1952 (2): 22033.
- 28 YUAN G Q, ZHAO X J, LI L, et al. Few – shot learning sensitive recognition method based on prototypical network [J]. *Mathematics*, 2024, 12 (17): 2791.
- 29 GAO W Q, CHENG N, XIN G J, et al. TCM2Vec: a detached feature extraction deep learning approach of traditional Chinese medicine for formula efficacy prediction [J]. *Multimedia tools and applications*, 2023, 82 (17): 26987 – 27004.
- 30 ANBAZHAGAN E, SOPHIYA E, PRASANNA KUMAR R. Sentiment – aware drug recommendations with a focus on symptom – condition mapping [J]. *International journal of information technology*, 2024, 16 (8): 5195 – 5212.
- 31 LIU P, QIAN W, ZHANG H, et al. Automatic sleep stage classification using deep learning: signals, data representation, and neural networks [J]. *Artificial intelligence re-*

- view, 2024, 57 (11): 301.
- 32 ACHUTHAN S, CHATTERJEE R, KOTNALA S, et al. Leveraging deep learning algorithms for synthetic data generation to design and analyze biological networks [J]. *Journal of biosciences*, 2022, 47 (3): 43.
- 33 AMADOR - DOMÍNGUEZ E, SERRANO E, MANRIQUE D. Neurosymbolic system profiling: a template - based approach [J]. *Knowledge - based systems*, 2024, 287 (3): 111441.
- 34 ZHOU C J, DAI P F, HOU A H, et al. A comprehensive review of deep learning - based models for heart disease prediction [J]. *Artificial intelligence review*, 2024, 57 (10): 263.
- 35 SPILLO G, MUSTO C, DE GEMMIS M, et al. Recommender systems based on neuro - symbolic knowledge graph embeddings encoding first - order logic rules [J]. *User modeling and user - adapted interaction*, 2024, 34 (5): 2039 - 2083.
- 36 SUN C J, CHEN W W, LIN L, et al. Enhancing recommender system with multi - modal knowledge graph [M]. Singapore: Springer Nature, 2023.
- 37 HE L, ZHANG W B, SHI T, et al. Knowledge graph construction in the context of traditional Chinese medicine: a review [C]. Jinan: 2024 IEEE 9th International Conference on Data Science in Cyberspace (DSC), 2024.
- 38 XING X D, SUN M R, GUO Z F, et al. Functional annotation map of natural compounds in traditional Chinese medicines library: TCMS with myocardial protection as a case [J]. *Acta pharmaceutica sinica B*, 2023, 13 (9): 3802 - 3816.
- 39 XIAO R, HU F J, PEI W, et al. Research on traditional Chinese medicine data mining model based on traditional Chinese medicine basic theories and knowledge graphs [C]. New York: The 1st International Symposium on Artificial Intelligence in Medical Sciences, 2020.
- 40 EYTAN L, BOGINA V, BEN - GAL I, et al. KPAR: knowledge - aware path - based attentive recommender with interpretability [J]. *ACM transactions on recommender systems*, 2025, 3 (3): 1 - 23.
- 41 TAO S H, QIU R H, CAO Y, et al. Path - guided intelligent switching over knowledge graphs with deep reinforcement learning for recommendation [J]. *Complex & intelligent systems*, 2023, 9 (6): 7305 - 7319.
- 42 KHALILI F, MARIANI L, MOHEBBI A, et al. Semantic matching in GUI test reuse [J]. *Empirical software engineering*, 2024, 29 (3): 70.
- 43 ZHOU T T, YE H L, CAO F L. Node - personalized multi - graph convolutional networks for recommendation [J]. *Neural networks*, 2024, 173 (5): 106169.
- 44 LIU J S, LIU Y. Research on recommendation algorithm of graph neural network based on multi - mode fusion [C]. Shenyang: 2024 IEEE 7th International Conference on Automation, Electronics and Electrical Engineering (AUTEEE), 2024.
- 45 CHEN H, ZANG L G, LI Y C. Node - smoothness - based adaptive initial residual deep graph convolutional network [J]. *IEEE internet of things journal*, 2024, 11 (13): 23878 - 23888.
- 46 JIANG X M, WANG S, LIU W J, et al. Prediction of traditional Chinese medicine prescriptions based on multi - label resampling [J]. *Journal of electronic business & digital economics*, 2023, 2 (2): 213 - 227.
- 47 YIN M, LI J C, SHI Y L, et al. Fusing logic rule - based hybrid variable graph neural network approaches to fault diagnosis of industrial processes [J]. *Expert systems with applications*, 2024, 238 (3): 121753.
- 48 YAN J F, WEN Z H, ZOU B J. Heterogeneous graph construction and node representation learning method of *Treatise on Febrile Diseases* based on graph convolutional network [J]. *Digital Chinese medicine*, 2022, 5 (4): 419 - 428.
- 49 TENG S H, FU A M, LU W K, et al. TCM syndrome classification using graph convolutional network [J]. *European journal of integrative medicine*, 2023, 62 (9): 102288.
- 50 HUANG L, WANG Q, DUAN Q C, et al. TCMSSD: a comprehensive database focused on syndrome standardization [J]. *Phytomedicine*, 2024, 128 (6): 155486.
- 51 CHU X L, WU S M, SUN B Z, et al. Data - driven quantification and intelligent decision - making in traditional Chinese medicine: a review [J]. *International journal of machine learning and cybernetics*, 2024, 15 (8): 3455 - 3470.
- 52 ZHANG Y S, LU J, CHANG T Y, et al. A bibliometric review of glycyrrhizae radix et rhizoma (licorice) research: insights and future directions [J]. *Journal of ethnopharmacology*, 2024, 321 (3): 117409.
- 53 HO L, XU Y, ZHANG N L, et al. Quantification of prevalence, clinical characteristics, co - existence, and geographic variations of traditional Chinese medicine diagnostic patterns via latent tree analysis - based differentiation rules among functional dyspepsia patients [J]. *Chinese medicine*, 2022, 17 (1): 101.
- 54 YAO L, ZHANG Y, WEI B, et al. A topic modeling approach for traditional Chinese medicine prescriptions [J]. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 2018, 30 (6): 1007 - 1021.