数字中医中药

DOI:10.13193/j.issn.1673-7717.2025.05.004

图神经网络在中医诊疗领域的应用思路探析

张舒雅[1],杨涛[1,2,3],胡孔法[1,3,4]
(1.南京中医药大学人工智能与信息技术学院,江苏 南京 210023;2.南京大学信息管理学院,江苏 南京 210023;
3.江苏省智慧中医药健康服务工程研究中心,江苏 南京 210023;4.江苏省中医药防治肿瘤协同创新中心,江苏 南京 210023)

摘要:图神经网络是人工智能前沿技术之一,具有处理图结构数据的强大能力。在中医诊疗领域,辨证论治涉及复杂的辨证推演、方药配伍等,表现为"病-证-症-方-药"之间的复杂联系,呈现显著的图结构特征。通过分析中医诊疗数据的图结构特征,讨论中医诊疗数据的图结构转化,以及中医诊疗图神经网络应用场景等,初步探析了图神经网络在中医药领域应用思路。将图神经网络用于中医诊疗领域,需要针对不同的数据类型和应用场景进行建模,解决初始图构建、知识学习和特征学习等,进而为下游的证候预测、方药推荐等提供支持。

关键词:中医诊疗;辅助诊疗;图神经网络;图结构数据;应用思路
中图分类号:R2-03;R241 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-7717(2025)05-0018-05

Exploration of Application Strategies of Graph Neural Networks in Field of Traditional Chinese Medicine Diagnosis and Treatment

ZHANG Shuya[1], YANG Tao[1,2,3], HU Kongfa[1,3,4]
(1. School of Artificial Intelligence and Information Technology, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210023, Jiangsu, China;
2. School of Information Management, Nanjing University, Nanjing 210023, Jiangsu, China;
3. Jiangsu Province Engineering Research Center of Traditional Chinese Medicine Intelligence Health Service, Nanjing 210023, Jiangsu, China;
4. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Traditional Chinese Medicine in Prevention and Treatment of Tumor, Nanjing 210023, Jiangsu, China)

Abstract: Graph neural networks are one of the frontier technologies in artificial intelligence, with the powerful ability to process graph-structured data. In the field of traditional Chinese medicine diagnosis and treatment, syndrome differentiation and treatment involves complex syndrome inference, prescription compatibility, etc., which manifest as complex relationships of "disease-syndrome-symptom-prescription-medicine", showing significant graph structure characteristics. This paper analyzed the graph structure characteristics of traditional Chinese medicine diagnosis and treatment data, discussed the graph structure transformation of traditional Chinese medicine diagnosis and treatment data and the application scenarios of traditional Chinese medicine graph neural network, and preliminarily explored the application ideas of graph neural network in the field of traditional Chinese medicine. Applying graph neural networks to the field of traditional Chinese medicine diagnosis and treatment requires modeling for different data types and application scenarios, solving initial graph construction, knowledge learning and features, etc., and then providing support for downstream syndrome prediction, prescription recommendation, etc.

Keywords: TCM diagnosis and treatment; auxiliary diagnosis and treatment; graph neural network; graph-structured data; application ideas

中医药是中华民族的瑰宝,其在长期的实践基础上形成了独特的医学体系。中医诊疗是一个复杂的哲学科学思维过程[1]。首先,其注重理论和经验相结合,依靠丰富的临床经验和对人体生理、病理的独特理解,进行辨证论治[2];其次,中医强调个性化诊疗,不同的患者有不同的诊断和治疗方案[3];此外,中医处方具有复杂的配伍规律,不同中药之间也存在着复杂的相互作用关系[4]。借助现代技术和方法,深入分析和阐释中医诊疗的原理和规律,是中医药现代化发展的重要使命。中医诊疗的现代化离不开信息技术的支撑。利用智能技术学习和模拟中医专家临床诊疗,对新时代中医传承、创新和发展具有重要意义。

众多学者围绕中医诊疗智能化进行了研究和探索。从早期的采用知识库和符合逻辑规则的中医专家系统[5],到之后采用各类特征工程和机器学习方法进行中医辨证论治建模[6-7],再到近年来深度学习方法的应用[8-10],中医诊疗智能化研究取得了诸多成绩。然而,由于中医诊疗涵盖"病、证、

基金项目:国家自然科学基金项目(82174276,82074580);国家重点研发计划项目(2022YFC3500201);中国博士后科学基金面上项目(2021M701674);江苏省重点研发计划项目(BE2022712);江苏省博士后科研资助计划项目(2021K457C);江苏高校"青蓝工程"项目(2024);江苏省研究生科研创新计划项目(KYCX23_2080)
作者简介:张舒雅(2000-),女,江苏徐州人,硕士在读,研究方向:中医药智能软件与大数据分析。
通讯作者:杨涛(1987-),男,江苏南京人,副教授,硕士研究生导师,博士,研究方向:中医药信息。E-mail:yangtao@njucm.edu.cn。
胡孔法(1970-),男,安徽安庆人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向:中医药人工智能与大数据分析。E-mail:kfhu@njucm.edu.cn。

症、方、药”众多元素,不同元素之间存在复杂关系,从图论角度而言,呈现出复杂的图结构特征。传统的建模方法未能全面考虑这些复杂关系,需要借助全新的技术方法进行探索。

近年来,图神经网络(graph neural network,GNN)作为一种新兴的基于图结构的深度学习算法,展现了其在处理和分析复杂拓扑结构数据方面的强大能力[11]。GNN 在多个领域中得到了广泛应用并取得了显著成果。例如,在推荐系统领域,GNN 能够通过建模用户和物品之间的复杂关系来提高推荐的准确性[12]。在生物信息学领域,GNN 则被广泛应用于预测蛋白质相互作用和分子图谱中的化学性质[13]。这些成功的应用表明,GNN 能够高效地处理具有复杂关系和结构的数据。中医诊疗领域的数据和知识同样具有复杂的联系与互动,从拓扑结构来看,这些联系可以视为图结构。因此,利用图神经网络处理中医数据,全面学习中医诊疗核心元素“病、证、症、方、药”之间的复杂关系,具有重要的研究价值和应用潜力。通过构建和应用 GNN,可以实现对中医证型的诊断分类、中药方剂的优化推荐,从而为中医临床提供智能化支持。鉴于此,本文在分析中医诊疗数据图结构特征的基础上,探讨了中医诊疗数据的图结构转化,以及图神经网络在中医诊疗中的应用思路,以期为中医诊疗的智能化发展提供参考。

1 中医数据的图结构特征

中医数据是一种复杂的多维数据,涉及证候、症状、治法、方剂、中药等不同的概念和属性[14]。中医数据还包括着多种类型的实体和关系,如构成关系、关联关系、治疗关系等,构成了一个复杂的网络结构。图结构可以直接、自然地表达中医涉及的证候、症状、治法、方剂、中药等不同的概念和属性,以及它们之间的复杂关联。图结构可借助图机器学习技术,能够深入挖掘和推理中医数据,有助于更深入地理解和解释中医数据。中医数据的图结构特征见插页Ⅲ图 1。

中医数据的图结构特征为中医领域的研究和应用提供了一种新的视角和方法,可以更深入地挖掘和利用中医理论和实践的内在规律和价值,从而推动中医实践的创新和发展。这种方法在中药推荐、证候识别与分类等多个方面具有广阔的应用前景和潜力。

2 图神经网络在中医诊疗领域的应用思路

图神经网络在中医诊疗领域的应用思路包含构建中医图数据集、节点特征学习和中医诊疗任务应用等。思路见插页Ⅲ图 2。

2.1 *构建中医图数据集* 中医数据来源广泛,涵盖了诊疗记录、中医文献和中医数据库等多个方面。这些数据包含了疾病、证候、症状、方剂和中药等多种实体,构成了一个中医图数据集。这个数据集的重要性在于它为图神经网络提供了高质量的输入数据,反映了中医领域的复杂关系和模式。利用这个异构数据集,图神经网络可以进行节点表示学习,即通过模型学习每个节点(如疾病、证候、症状、方剂、中药等)的特征表示,从而更好地理解它们之间的关联和相互影响。这种节点表示学习的过程是数据驱动的,有助于提高中医数据的可理解性和应用能力,促进中医诊疗领域的科学研究和临床实践,为中医诊疗的现代化提供了有力的技术支持。

2.2 *基于图神经网络的节点特征学习* 为了从中医数据中学习节点的特征表示,可以采用一些先进的图神经网络模型,如图卷积层和图注意力机制层,它们分别充当了节点特征表示层和节点特征聚合层的角色。这一技术组合为中医数据的深度学习提供了强大的工具,同时也增强了数据的表达和理解能力。表 1 列举部分可用于节点特征学习和节点特征聚合的图神经网络。

大多数 GNN 模型都同时执行节点特征学习和节点特征聚合的功能,因为这两个任务在图神经网络中通常是相辅相成的。

首先,图卷积层是节点特征学习的关键环节之一。通过利用节点的初始特征和拓扑结构,图卷积层能够生成每个节点的隐层特征。这个过程不仅考虑了节点本身的特性,还将节点与其相邻节点之间的关联融入特征生成的过程中。这使得节点特征更加富有信息,能够更好地捕获中医数据中的模式和关联。例如,它可以有效地将患者的病情特征与相关的中药特性相结合,以更准确地表示治疗方案的特征。其次,图注意力机制层则进一步提升了模型的表征能力。该层可以根据节点与其邻居节点之间的关系,为每个节点分配不同的注意力权重。这意味着模型可以自适应地关注重要的节点和边,从而实现节点特征的自适应聚合。在中医数据中,这对于理解复杂的关系网络尤为重要,因为不同节点之间的关联可能具有不同的重要性。通过引入图注意力机制,模型能够更精细地捕获中医数据中的多样性和动态性。

利用这一技术组合,可以得到中医图数据集中各个实体和属性的高维特征表示。这些特征表示不仅能够反映中医数据的拓扑结构和语义信息,而且能够支持多种中医数据的分析和应用任务,如中药推荐和证候识别与分类等。这些任务都是中医诊疗过程中的重要环节,对于提高中医诊断的效率和质量具有重要意义。因此,这些特征表示为中医数据的深入挖掘和利用提供了坚实的基础。

2.3 *基于图神经网络建立中医诊疗模型* 中医诊疗是一个高度复杂的模型,其输入为数据包括患者病症信息,输出为中医

表 1 图神经网络

模型	模型输入	节点特征学习层	节点特征聚合层
GCN[15]	X:节点特征矩阵 A:邻接矩阵	基于谱或空间的卷积运算	基于邻居节点的加权平均或最大池化
GraphSage[16]	基于随机或固定邻居数的采样策略	基于邻居节点的拼接、加权平均	
GAT[17]		基于随机或固定邻居数的采样策略	基于邻居节点的拼接、加权平均
VGAE[18]		基于编码器-解码器的非线性变换	基于图结构或属性的重构损失
GINs[19]		基于单射函数的非线性变换	基于邻居节点的加权求和
HAN[20]	X:节点特征矩阵 A:邻接矩阵 G:异构图	基于注意力机制的线性变换(两层注意力机制)	基于邻居节点的加权求和
DeepWalk[21]	A:邻接矩阵	基于随机游走	-
Node2Vec[22]	x_i:随机游走起始节点		-
LINE[23]	A:邻接矩阵	基于一阶和二阶接近性	-

诊断和处方,构成“病 - 证 - 症 - 方 - 药”复杂映射关系。通过图神经网络的信息聚合能力,可以学习到更为准确映射关系。以“症状 - 证候”关系为例,首先从中医图数据集中获取中医实体间关系(如“中药 - 症状”图、“中药 - 证候”图、“中药 - 性味”图、“证候 - 症状”图、“中药 - 中药”图和“症状 - 症状”图等),利用图注意力机制网络或异构图神经网络进行节点特征学习获得将高质量的症状表示(e_{sym})和证候(e_{syn}),在输入模型内部的分类器前先对和进行特征融合(如拼接或特征转换)获得更丰富的信息提高诊断的准确性,经过分类器的计算可获得一组预测证候及其得分。以证候诊断为例,诊断模型可定义为公式(1)~公式(3)。

$$e_{fusion} = f(e_{sym}, e_{syn}) \tag{1}$$

其中 $f(*)$ 是融合函数,可以进行拼接、加权求和、自编码器(autoencoders)、深度神经网络或任何能够有效结合两种特征的函数。

$$h = \sigma(W * e_{fusion} + b) \tag{2}$$

其中 W 是权重矩阵,b 是偏置项,是激活函数,如 *ReLU* 或 *tanh*。

$$s = softmax(W' * h + b') \tag{3}$$

其中 W' 是权重矩阵,b 是偏置项,$softmax(*)$ 函数用于将输出转换为概率分布。最终,s 就是根据症状获得的一组证候预测得分,其中每个分数代表了对应证候的概率。在这里可以通过设计合适的损失函数(Loss function),训练诊疗模型见公式(4)。

$$L = -\sum_{i=1}^{C} y_i log(s_i) \tag{4}$$

从症状到证候的诊断预测是一个多个类别的预测,适合多分类交叉熵损失函数(Multiclass Cross - Entropy Loss)。其中 L 是损失值,C 是类别的总数,y_i 是真实标签,s_i 是模型预测第类的得分。

3 图神经网络在中医诊疗领域的应用场景

3.1 证候识别与分类 证候识别和分类是中医证候研究中的重要方面,它可以帮助中医医生根据患者的症状、体征、舌象、脉象等信息,判断患者的病因、病机、病位和病性,从而指导临床诊断和治疗。然而,证候识别和分类也存在一定的模糊性和主观性,不同的医生可能对同一患者的证候有不同的理解和划分,导致诊断结果的不一致和不准确。因此,利用图神经网络技术来辅助证候识别和分类,提高其准确性和客观性,是中医诊疗领域的一个重要研究方向[24]。

TENG S H[25]等构建了一个图卷积网络,通过将症状和体质要素结合起来进行综合征分类,称为症状 - 体质要素图卷积网络,将中医诊断和治疗的内在逻辑嵌入到处方图中。这个图结构包含了症状和体质要素之间的关系,使用多层感知器进行训练,以分类不同的综合征。RUAN C Y[26]等提出了一种基于 GCN 的模型语义感知图卷积网络,旨在提高中医临床信息化的水平。该模型将临床处方中的中药、症状、证候和疾病等临床实体组成一个异构图,以提供有效和安全的诊断预测。通过捕捉多重语义和学习适用于中医诊断预测任务的异构节点嵌入,该模型解决了中医临床信息化中难以发现的规律问题。以上研究的贡献在于将现代计算机科学与中医传统相结合,为中医诊断和治疗提供了更多的工具和方法,有望改进和丰富中医临床实践。

3.2 中药推荐 中药推荐是中医诊疗领域的一个重要研究方向,它可以帮助中医医师根据患者的证候类型和个体差异,选择合适的中药组成方剂进行治疗。然而,中药推荐也存在一定的复杂性和难度,不同的方剂之间可能有相似性和差异性,不同的患者之间可能有相同性和特异性,需要综合考虑多种因素进行决策。因此,利用图神经网络技术来辅助中药推荐,提高其质量和效率,是中医诊疗领域的前沿课题。

YANG X Y 等[27]提出了一个名为多图残差注意力机制网络和语义知识融合的草药推荐模型,模拟中医辨证的过程。模型考虑症状的语义信息以及不同草药在治疗症状方面的强度,在中医的辨证论治思想和整体观的指导下,完成草药推荐,辅助中医临床药方的制定。YANG Y 等[28]使用一个图卷积网络对症状 - 中药图进行多层信息融合,从而得到丰富而准确的特征表示。这个模型有效地利用症状 - 中药图中的结构信息和语义信息,提高中药推荐的质量和效率。这些研究对于深入探索中医的理论与实践,挖掘中医的内在规律与价值,以及促进中医的创新与发展都具有重要的意义。

4 结语

本文探讨了图神经网络在中医诊疗领域的应用思路,并以证候识别和中药推荐为例,展示了图神经网络在这两类中医诊疗任务中的作用和价值[25-28]。旨在为图神经网络在中医诊疗领域的应用探索提供一些启示和参考,期望能够激发相关领域研究者的兴趣和思考,推动图神经网络与中医诊疗的深度融合和创新发展,为中医诊疗数字化和智能化发展提供助力。

参考文献

[1] 周荣易, 马丙祥, 韩新民, 等. 论中西医的整体观念[J]. 中华中医药杂志, 2019, 34(7): 2854 - 2858.
[2] 吴朦, 李菲, 呼思乐, 等. 2020—2021 年中医理论方法论研究进展[J]. 中国中医基础医学杂志, 2022, 28(10): 1549 - 1552, 1721.
[3] 王丽婷, 刘长松, 魏玮, 等. 中医学术客观化、智能化传承的思考及初步实现[J]. 中医杂志, 2021, 62(12): 1036 - 1039.
[4] 王博, 张莹莹, 王念, 等. 复杂网络控制理论在方剂作用机制研究中的价值[J]. 北京中医药大学学报, 2022, 45(2): 116 - 119.
[5] 白春清. 中医专家系统三十年[J]. 医学信息(上旬刊), 2011, 24(2): 550 - 552.
[6] 张玉洁, 白如江, 许海云, 等. 融合多自然语言处理任务的中医辅助诊疗方案研究——以糖尿病为例[J]. 数据分析与知识发现, 2022(1): 122 - 133.
[7] 刘福栋, 姜晓晨, 王桂彬, 等. 机器学习方法在中医学传承研究中的应用及思考[J]. 中医杂志, 2022, 63(8): 720 - 724, 738.
[8] 樊佳赛, 杜艺菲, 许佳颖, 等. 基于中医证候和机器学习构建慢性心力衰竭中西医结合预后模型[J]. 基础医学与临床, 2022, 42(8): 1169 - 1175.
[9] 万治, 邹逊, 张家齐, 等. 基于视觉和深度学习的智能化中医检测系统[J]. 数字通信世界, 2022(6): 39 - 42.
[10] 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]. Multimed Tools Appl, 2023, 82(17): 26987 - 27004.
[11] WU L F, CUI P, PEI J, et al. Graph neural networks: foundation, frontiers and applications[C]//Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Washington DC, USA. ACM, 2022: 4840 - 4841.
[12] FAN W Q, MA Y, LI Q, et al. Graph neural networks for social recommendation[C]//The World Wide Web Conference. San Francisco, CA, USA. ACM, 2019: 417 - 426.
[13] LI Y, ZHANG G Y, WANG P, et al. Graph neural networks in biomedical data: a review[J]. Curr Bioinform, 2022, 17(6): 483 - 492.

DOI:10.13193/j.issn.1673-7717.2025.05.005

基于新型中医人工智能可解释推理模型的眩晕辨证诊断

江启煜[1],孙晓生[1],罗晓牧[2,3]
(1.广州中医药大学,广东 广州 510006;2.广州中医药大学医学信息工程学院,广东 广州 510006;
3.广州中医药大学智能中医研究院,广东 广州 510006)

摘要:目的 创新性地提出了一种能够直观利用中医诊断学知识推理的智能辨证模型以及零临床样本机器学习训练方法,并以眩晕病辨证进行实例分析。方法 在基于Transformer的双向编码器(Bidirectional encoder representations from transformers,Bert)深度学习大语言模型的基础上提出新的推理算法,以建立新型智能诊断推理模型。根据《中医内科学》眩晕病肝阳上亢、气血亏虚等6种证型的辨证要点,通过随机函数生成每类证型各400例辨证样本句子序列,直接让模型学习诊断学知识。以5折交叉法对新模型和随机森林模型进行预测对比,以准确率(Accuracy)、F1值(F1-score)、受试者工作特征曲线(Receiver operating characteristic curve,ROC曲线)、精确率-召回率曲线(Precision-recall curve,P-R曲线)等指标评价模型对各种证型的预测性能。同时通过新模型自动输出的辨证推理图直观展示算法对中医辨证思维的模拟推理过程,根据模型推理过程中产生的症状和概率组合数据,计算并绘制证型-概率密度分布图、症状-证型关联聚类热图、证型-证型Pearson相关性分析图,进一步验证辨证结果的可靠性。结果 新模型使用5折交叉法测试的平均总体Accuracy以及F1值分别为0.990和0.971,在所有证型中肝肾阴虚的Accuracy(0.975)以及F1值(0.923)最低。ROC曲线和P-R曲线显示新模型预测能力较差的是肝肾阴虚证和肝阳上亢证,而随机森林预测能力较差的是气血亏虚证。证型-概率密度分布图、症状-证型关联聚类热图的数据分布与新模型的推理结论相符,证型-证型Pearson相关性图显示模型所诊断的主证型与其余证型负相关且相关系数的P值小于0.01,表明模型推理过程中对证型的区分性良好。结论 基于新型中医智能诊断推理模型,能够进行眩晕智能辨证并根据中医辨证思维展示推理过程,可能有助于解决当前中医人工智能诊断领域的瓶颈难题。

关键词:人工智能;可解释性;眩晕;辨证;中医诊断;推理;深度学习;大语言模型;中医;大模型
中图分类号:R2-03;R255.3 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-7717(2025)05-0021-11

基金项目:国家自然科学基金项目(61301294);国家中医药管理局孙晓生全国名老中医药专家传承工作室项目(国中医药人教函〔2022〕75号)
作者简介:江启煜(1984-),男,广东广州人,讲师,硕士,研究方向:中医药人工智能。
通讯作者:孙晓生(1956-),男,广东揭阳人,教授,博士研究生导师,硕士,研究方向:中医临床、中医诊断。E-mail:sunxiaosheng@gzucm.edu.cn。
罗晓牧(1980-),男,广东广州人,副教授,博士,研究方向:生物医学信号处理、无线传感器网络。E-mail:lxm@gzucm.edu.cn。

[14] 李璐, 马捷, 孙恒宇, 等. 面向中医诊疗知识库的医案元数据模型构建研究[J]. 图书情报工作, 2021, 65(2): 4-16.
[15] KIPF T N, WELLING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv E Prints, 2016: arXiv: 1609.02907.
[16] HAMILTON W L, YING R, LESKOVEC J. Inductive representation learning on large graphs[EB/OL]. 2017: 1706.02216. https://arxiv.org/abs/1706.02216v4.
[17] VELIČKOVIĆ P, CUCURULL G, CASANOVA A, et al. Graph attention networks[EB/OL]. 2017: 1710.10903. https://arxiv.org/abs/1710.10903v3.
[18] KIPF T N, WELLING M. Variational graph auto-encoders[EB/OL]. 2016: 1611.07308. https://arxiv.org/abs/1611.07308v1.
[19] XU K, HU W H, LESKOVEC J, et al. How powerful are graph neural networks?[EB/OL]. 2018: 1810.00826. https://arxiv.org/abs/1810.00826v3.
[20] WANG X, JI H Y, SHI C, et al. Heterogeneous graph attention network[C]//The World Wide Web Conference. San Francisco, CA, USA. ACM, 2019: 2022-2032.
[21] PEROZZI B, AL-RFOU R, SKIENA S. DeepWalk: online learning of social representations[C]//Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York USA. ACM, 2014: 701-710.
[22] GROVER A, LESKOVEC J. node2vec: scalable feature learning for networks[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco California USA. ACM, 2016: 855-864.
[23] TANG J, QU M, WANG MZ, et al. LINE: large-scale information network embedding[EB/OL]. 2015: 1503.03578. https://arxiv.org/abs/1503.03578v1.
[24] 孙肇阳, 吕桂娇, 郭义, 等. 中医诊疗复杂巨系统的人工神经网络建模原理[J]. 中华中医药杂志, 2022, 37(10): 5841-5844.
[25] TENG S H, FU A M, LU W K, et al. TCM syndrome classification using graph convolutional network[J]. Eur J Integr Med, 2023, 62: 102288.
[26] RUAN C Y, WU Y P, YANG Y, et al. Semantic-aware graph convolutional networks for clinical auxiliary diagnosis and treatment of traditional Chinese medicine[J]. IEEE Access, 2021, 9: 8797-8807.
[27] 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]. J Ethnopharmacol, 2023, 315: 116693.
[28] 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 Netw, 2022, 146: 1-10.

图神经网络在中医诊疗领域的应用思路探析

（正文见 18－21 页）

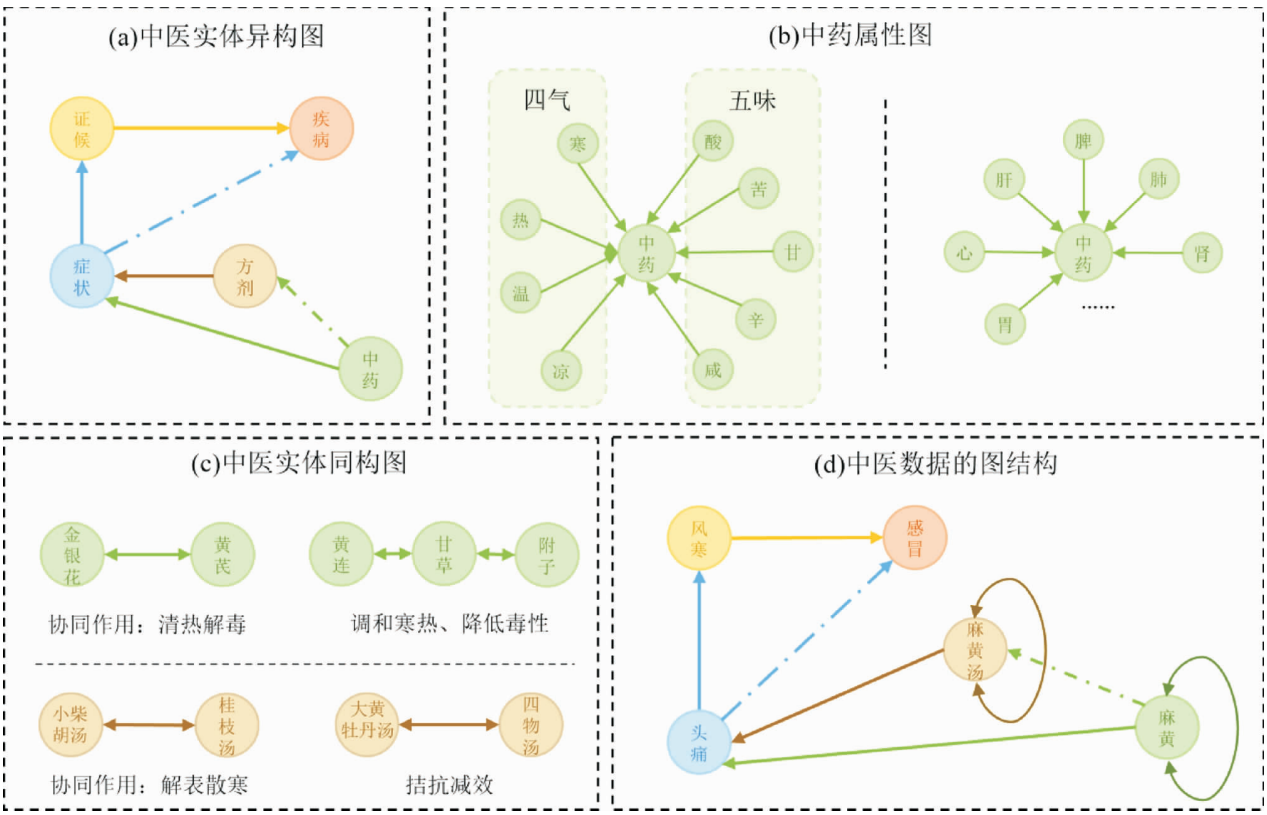


图 1　中医数据的图结构特征

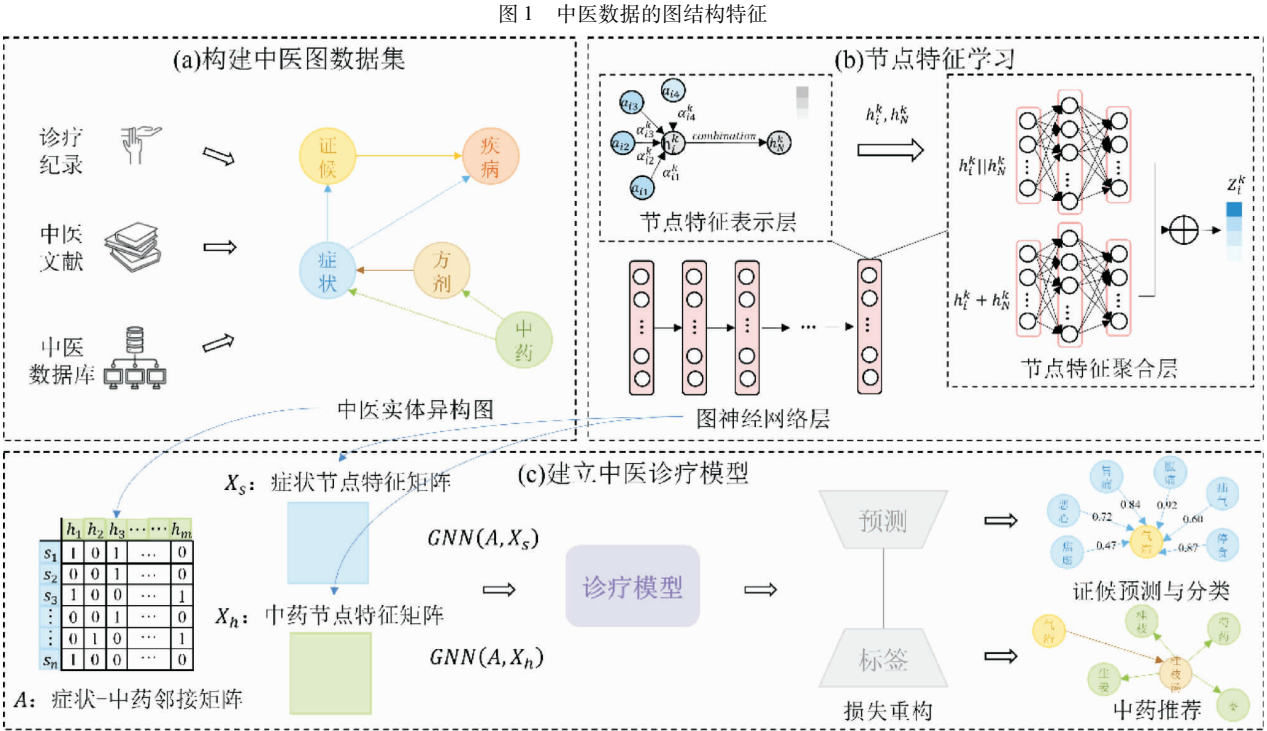


图 2　图神经网络在中医诊疗领域的应用思路