

【循证护理】

人工智能在循证实践领域中应用的范围综述

白文辉^{1a, 2a}, 易银萍^{1b}, 肖霖^{2b, 3}, 陈琦蓉^{2c, 4a, 4b}, 刘伟华^{1a, 2a}, 李晓茜^{1c}, 丁金锋^{2c, 4a, 4b}

(1. 河南省人民医院 a. 护理部; b. 心脏重症监护病房; c. 血液内科, 河南 郑州 450003; 2. 阿德莱德大学 JBI 循证卫生保健中心 a. JBI 河南循证护理合作中心; b. JBI 循证护理与助产合作中心; c. JBI 湘雅循证健康创新研究中心, 南澳大利亚 阿德莱德 SA 5006; 3. 南方医科大学 护理学院, 广东 广州 510515; 4. 中南大学 a. 湘雅护理学院; b. 湘雅循证卫生保健研究中心, 湖南 长沙 410013)

[摘要] 目的 对人工智能(artificial intelligence, AI)在循证实践领域中应用的研究进行范围综述, 为未来研究与临床实践提供参考。**方法** 遵循 JBI 范围综述的方法学, 系统检索 Medline (Ovid), EMBASE, Web of Science, CINAHL(EBSCO), Cochrane Library, 和 IEEE Xplore 数据库中的相关文献, 检索时限为建库至 2024 年 5 月 30 日, 对纳入文献进行汇总和分析。**结果** 共纳入 29 篇文献。AI 技术主要应用于循证实践(Evidence-based practice, EBP)过程中的证据综合、证据传播和证据应用; 自然语言处理是 EBP 中最常用的 AI 技术; 所纳入研究报告的 AI 技术性能指标主要包括精确度、敏感性、准确性、F1 分数和一致性, 所有研究均报告了 AI 技术在 EBP 中应用的积极效果。**结论** AI 技术在 EBP 中的应用表现出积极作用, 具有较大的潜在应用空间, 未来可在更广泛的 EBP 领域中探索 AI 的应用并对其效果进行验证, 但需对 AI 技术生成的结果审慎看待。

[关键词] 人工智能; 循证实践; 实施科学; 范围综述

[中图分类号] R47 **[文献标识码]** A **[DOI]** 10.16460/j.issn2097-6569.2025.22.029

Application of artificial intelligence in evidence-based practice: a scoping review

BAI Wenhui^{1a, 2a}, YI Yinping^{1b}, XIAO Lin^{2b, 3}, CHEN Qirong^{2c, 4a, 4b}, LIU Weihua^{1a, 2a}, LI Xiaoxi^{1c}, DING Jinfeng^{2c, 4a, 4b}

(1a. Dept. of Nursing Administration; 1b. Cardiac Intensive Care Unit; 1c. Dept. of Hematology, Henan Provincial People's Hospital, Zhengzhou 450003, China; 2a. JBI Henan Evidence-based Nursing Centre; 2b. JBI Evidence-based Nursing and Midwifery PR China; 2c. JBI Xiangya Research Centre for Evidence-based Healthcare Innovation, University of Adelaide, Australia, SA 5006; 3. School of Nursing, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China; 4a. Xiangya School of Nursing; 4b. Xiangya Research Center of Evidence-based Healthcare, Central South University, Changsha 410013, China)

Abstract: Objective To conduct a scoping review on the application of artificial intelligence (AI) in the field of evidence-based practice (EBP), and to provide reference for future research and clinical practice. **Methods** Adhering to the Joanna Briggs Institute (JBI) methodology for scoping review, we conduct a systematical search for literature in Medline (Ovid), EMBASE, Web of Science, CINAHL (EBSCO), Cochrane Library, and IEEE Xplore databases from the inception of the database to May 30, 2024, and summarize and analyze the included literature. **Results** A total of 29 articles were included. AI technology was mainly applied in evidence synthesis, evidence dissemination, and evidence implementation in the EBP process; Natural language processing (NLP) was the most commonly used AI technology in EBP; the specific performance indicators reported in the included studies mainly included precision, sensitivity, accuracy, F1 score, and consistency, and all studies reported positive effects of AI technology in EBP. **Conclusion** AI technology plays a positive role in EBP and has considerable potential for further application. In the future, exploration and effectiveness verification of AI can be expanded to broader EBP fields; however, prudent attitudes should be adopted towards the results generated by AI technology.

Key words: artificial intelligence; evidence-based practice; implementation science; scoping review

循证实践(evidence-based practice, EBP)在确保高质量的患者护理和改善患者预后方面发挥着重要作用^[1], 但证据从发表到临床应用的延迟达 17 年^[2], 2021 年, Kahn 等的研究表明这一差距有所缩

短, 但仍长达 15 年^[3-4], 这一鸿沟导致无效甚至有害的医疗行为持续存在^[5]。人工智能(artificial intelligence, AI)是指能够模仿人类认知过程以执行复杂任务并具备学习能力的计算机系统的统称^[6]。当前, AI 技术在 EBP 领域的研究不断增多, 如自然语言处理(natural language processing, NLP)加速证据获取与个性化摘要生成^[7]; 生成式 AI 辅助证据质量评价和依从性预测等^[8]。AI 技术已被认为是可能促进 EBP 的有力途径^[9-11], 其在 EBP 中的应用已从单一场景(如文献检索)渗透至证据生成、证据综合、证据

[收稿日期] 2025-03-27

[基金项目] 2024 年全国医药学研究生在线课程建设与教学研究课题(A_YXC2024-02-01_10); 2025 年度中南大学研究生教育教学改革项目(2025YJSKS020)

[作者简介] 白文辉(1991-), 女, 河南长葛人, 硕士, 主管护师。

[通信作者] 丁金锋(1989-), 男, 河南周口人, 博士, 副教授。
E-mail: jinfeng.ding@csu.edu.cn

传播和证据应用全链条^[12-13]。然而, AI在EBP中的具体应用目的、应用范围及未来方向仍需系统探讨。为此, 本研究基于JBI循证卫生保健中心范围综述的方法学框架^[14], 旨在对AI在EBP领域具体应用, 包括应用目的、关键技术及应用效果等进行系统梳理, 为AI赋能医疗保健领域的EBP提供参考。

1 资料与方法

1.1 确定研究问题 本文研究问题聚焦于:(1)在EBP中使用AI的目的是什么?(2)在EBP中使用了哪些AI算法/工具/模型?(3)AI在促进EBP实施中的表现如何?

1.2 文献检索策略 检索Medline (Ovid), EMBASE, Web of Science, CINAHL (EBSCO), Cochrane Library, 和IEEE Xplore 数据库。采用主题词结合自由词的方式进行检索, 检索时限为建库至2024年5月30日。以Medline (Ovid)为例, 检索策略见图1, 扫描二维码获取。



图1 Medline (Ovid)数据库检索策略

1.3 文献纳入和排除标准 纳入标准:(1)文献涉及EBP的至少一个具体环节或整个过程(证据生成、证据综合、证据传播和证据应用);(2)清楚描述具体证据来源;(3)文献主题与医疗卫生保健相关或实施地点在医疗卫生保健环境中;(4)明确提及所使用的AI技术类型, 包括但不限于机器学习、自然语言处理、知识表示与推理等。排除标准:(1)非实证研究:包括评论、社论、纯理论模型、仅描述技术原理而未在真实医疗卫生保健环境中进行验证的研究, 以及仅探讨AI在EBP中应用潜力/挑战的定性研究;(2)未应用AI技术的二次研究和指南;(3)重复发表或无法获取全文;(4)非英文文献。

1.4 文献筛选 将检索到的文献导入EndNote文献管理软件, 去除重复文献, 由2名经过循证医学培训的研究者根据纳入和排除标准独立筛选文献, 通过阅读文题、摘要及全文进行初筛和复筛, 如遇分歧请第3名研究者进行判定。

1.5 资料提取和分析 2名研究者独立提取资料, 并进行交叉核对, 如果意见不同, 则请第3名研究者判定。提取资料包括作者、年份、国家、研究环境、研究主题、涉及的证据来源、AI应用环节、应用目的、所用技术和应用效果。

2 结果

2.1 文献筛选结果 共检索到文献9 638篇, 经过筛选后最终纳入文献29篇, 筛选流程见图2。

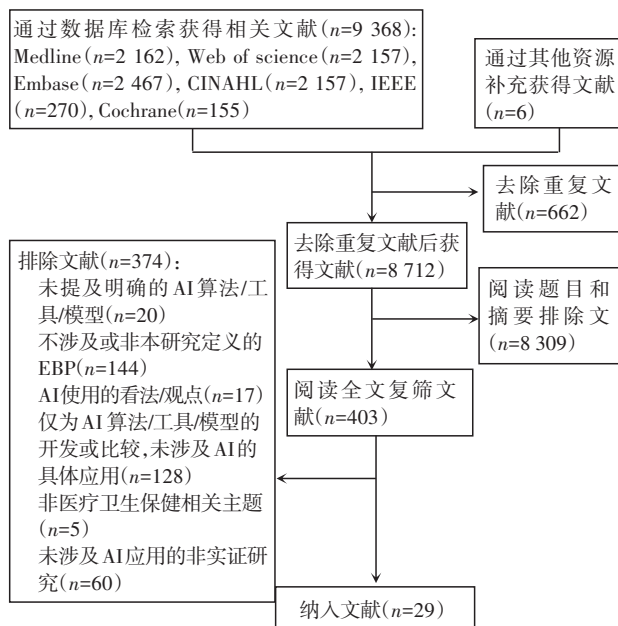


图2 文献筛选流程

2.2 纳入文献的基本特征 纳入的29篇文献^[7-8,15-41]发表于2009—2024年, 其中20/29(69.0%)发表于2020年及之后; 13/29(44.8%)的文献源自美国, 其次为澳大利亚3篇, 中国、意大利、法国和日本各2篇, 荷兰、加拿大、英国、土耳其、伊朗各1篇。15项研究明确提及实施地点或场景, 包括医院(梅奥诊所、骨科中心、癌症中心、肺移植中心、急诊科)、社区(初级保健诊所、社区药房、社区门诊)、退伍军人事务部和索尼公司。纳入文献基本特征见表1。

2.3 在EBP中应用AI的关键环节与目的 本文研究结果显示, AI主要应用于EBP过程中的证据综合、证据传播和证据应用。其中, 22项研究^[7-8,15,17-20,22-23,25,29-33,35-41]在证据综合过程中应用AI技术, 主要目的包括制定检索策略、文献检索、识别和筛选相关研究、评估证据质量及推荐强度、提取信息、证据分类、整合不同来源的数据, 并识别出变量之间的复杂关系等。11项研究^[19,21,33-41]涉及应用AI的方法促进证据传播, 如构建知识图谱、将临床实践指南转化为计算机可解释的形式、通过直观的用户

界面和报告将生成的证据传播给用户等。16 项研究^[8, 16, 18, 24, 26-28, 33-41]在证据应用过程中应用了 AI 技术, 主要目的包括推送个性化信息、预测证据实施策略的有效性、数据提取与分类、会话数据的捕获、分析、反馈和自动化处理文档、评估风险、制定计划、应用临床决策支持系统等。

表 1 纳入文献的基本特征 (n=29)

纳入文献	发表时间 (年)	国家	研究环境	研究主题	AI应用环节	涉及的证据来源	AI应用目的	AI技术	AI性能指标	AI应用效果
Jacaruso ^[7]	2024	美国	-	黄斑变性	①	相关研究	从文献中提取数据,生成结构化证据,识别主题;对文献进行分类和筛选	NLP:TF-IDF, Top2Vec, BERTopic	-	提取了 6 种可能显著有利于黄斑变性预防和治疗的营养物质,提取结果与后续人工提取结果一致
Ma,等 ^[15]	2024	美国	-	烟草使用	①	论文摘要	从文献中提取数据,识别主题	NLP:spaCy, en_core_web_lg-model,SeedNER, RoBERTa	-	建立并丰富烟草研究语义数据库,提取相关研究;所提取研究与正在进行的系统评价结果一致
Podda,等 ^[8]	2023	意大利	-	急性胆源性胰腺炎	①③	系统评价、RCT 和观察性研究	评估证据质量及推荐强度,预测证据应用依从性	ChatGPT	一致性、证据应用依从性	对于证据质量及推荐强度的评估, AI 模型与专家评估结果基本一致;对于证据应用依从性的预测, AI 模型比专家预测更加谨慎
Yasukawa,等 ^[16]	2024	日本	索尼公司	阈下抑郁	③	ICBT	个性化推送消息	聊天机器人	课程完成率、用户反馈	提高了参与者完成 iCBT 课程的比例;聊天机器人通过发送个性化消息,有效提高了用户参与度
Perlman-Arrow,等 ^[17]	2022	加拿大	-	严重急性呼吸道综合征	①	横断面和队列研究	摘要筛选	NLP	摘要筛选时间准确性、召回率、F1 分数、筛查所需的阅读数量、满意度	可有效提升筛选速度,并保持了筛选的准确性、灵敏性、F1 分数,使用者对 AI 工具满意
Moussa,等 ^[18]	2021	澳大利亚	社区药房	促进社区药房实施专业服务	③	澳大利亚药学会药学变革计划	预测证据实施策略有效性	ML: RF	准确性	在预测最有效的证据实施策略方面,随机森林算法的准确性达到 96.9%
Wang,等 ^[19]	2020	中国	-	糖尿病并发症	①②	系统评价和 Meta 分析	构建可视化知识图谱	知识图谱	-	为糖尿病及其并发症的预防和控制提供高质量的信息支持决策
O'Mara-Eves,等 ^[20]	2013	英国	-	社区参与公共卫生干预	①	系统评价	识别与“社区参与”概念相关的同义词	文本挖掘	-	帮助发现更多潜在的相关研究,减少因术语不一致而导致的证据遗漏
Kaiser,等 ^[21]	2009	澳大利亚	-	哮喘管理	②	指南	从临床实践指南中提取信息并将其转化为计算机可解释的形式	LASSIE, DELTA	-	为临床实践指南形式化提供一种简单、省时而有效的方法
Toussi,等 ^[22]	2009	法国	-	2 型糖尿病	①	指南	从医生的处方数据中提取治疗决策规则	数据挖掘: C5.0 决策树	相似性、精确度	从患者电子病历数据库中提取的规则与新版指南中增加的规则具有相似性,且具有 100%精确度
Bevacqua,等 ^[23]	2022	意大利	-	非侵入性前列腺癌	①	原始研究	自动识别主题	NLP: LDA	-	成功将 213 篇文献划分到 3 个不同的主题中
Chang,等 ^[24]	2021	美国	一个大型综合医院	颈动脉狭窄	③	指南	从非结构化的医学影像报告文本中提取结构化信息,识别颈动脉狭窄状况	NLP, 文本挖掘	召回率、精确度、特异性、阴性预测值、准确性、F1 分数	可以灵敏、准确地排除正常/无血流动力学意义的狭窄疾病状态,并具有中等以上的病变识别精确度,大大减少人工审查的需求
Zhou,等 ^[25]	2014	澳大利亚	-	神经氨酸酶抑制剂	①	综述类研究	对不同结论的证据进行分类	ML	准确性、精确度、召回率、F1 分数	具有较高的准确率、精确率、召回率和 F1 分数
Shiner,等 ^[26]	2021	美国	美国退伍军人事务部	创伤后应激障碍	③	基于证据的心理治疗	对非结构化临床记录文本数据进行分类和提取	NLP	-	NLP 可以作为结构化电子病历数据的补充,用以衡量相关医疗质量数据

续表 1

纳入文献	发表时间(年)	国家	研究环境	研究主题	AI应用环节	涉及的证据来源	AI应用目的	AI技术	AI性能指标	AI应用效果
Sadeh-Sharvit, 等 ^[27]	2023	美国	社区门诊	抑郁和焦虑症状	③	CBT	会话数据捕获、分析、反馈和自动化文档处理	Eleos 健康平台	可行性、可接受性、有效性	基于 AI 平台支持的治疗比标准治疗具有更好的治疗效果和患者参与度,且患者和治疗师接受度较高
Dimeff, 等 ^[28]	2021	美国	急诊科	自杀预防	③	指南、自杀协同评估与管理	提供循证自杀预防干预措施及心理支持和教育、收集数据、评估干预效果	Jaspr Health (基于平板电脑的应用程序,包含 AI 驱动的虚拟向导聊天机器人)	可行性、可接受性、有效性	Jaspr Health 是可行的、可接受的、有效的,可用于急性自杀预防
Scaccia, 等 ^[29]	2021	美国	-	实施科学	①	《实施科学》杂志已发表研究	从文本中提取概念和关系,识别文章出版趋势和主题	NLP: bag of words, LDA	主题大小、平均词长、主题显著性、主题连贯性、主题排他性	可用于分析和识别大规模(超过 1 700 篇)文章的主题及其趋势
Mutinda, 等 ^[30]	2022	日本	-	乳腺癌	①	RCT	从摘要中自动提取 PICO 信息,并转化为结构化格式,进行统计分析,将结果可视化	NLP: NER, MetaMap, TF-IDF; N-gram	精确度、召回率、F1 分数	在提取摘要中的 PICO 元素具有较高的准确性;但在处理统计分析步骤时,由于有些摘要中信息缺失和摘要格式不统一而获得了较低的性能
Beckman, 等 ^[31]	2022	美国	-	口干症	①	相关文献	文献检索,可视化蛋白质-蛋白质相互作用	文本挖掘	-	成功识别了与口干症相关的基因和蛋白质相互作用网络,并提出了可能的药物靶点
Simon, 等 ^[32]	2010	美国	-	护士配置	①	相关文献	开发和测试用于在 PubMed/ Medline 中识别护士配置研究的检索策略	文本挖掘	召回率、精确度需要阅读的文献数量	所制定的检索策略在 3 个测试集中的敏感性几乎均为 100%,均高于使用 PubMed HSR Queries (针对卫生服务研究的过滤器);两种方法在精确度上的差异比较小
Abtahi, 等 ^[33]	2023	伊朗	医院肺移植中心	肺移植患者的评估和管理	①②③	临床路径、患者数据、文献回顾和专家共识	提供基于证据的个性化推荐;整合临床工作流程	规则引擎 推理引擎 决策树 本体论 SWRL OWL	准确性、召回率、特异性、可用性	能够准确识别适合肺移植的患者,并避免错误推荐不适合的患者,灵敏度和特异性较高;用户对系统的可用性和易用性评价较高。
Herter, 等 ^[34]	2022	荷兰	初级保健诊所	尿路感染	①②③	EHR 数据,荷兰初级保健数据库中的数据	预测常用抗生素治疗成功概率,提供基于证据的个性化推荐	ML	治疗成功率	治疗成功率显著提高
Bangash, 等 ^[35]	2020	美国	梅奥诊所	家族性高胆固醇血症	①②③	EHR 数据,专家反馈,机构知识资源	识别可能的患者,提供基于证据的治疗建议	ML 结合电子表型算法	准确性	能够 100% 准确识别“可能的”患者
Simon, 等 ^[36]	2019	美国	癌症中心	癌症治疗	①②③	EHR 数据,指南和相关文献,专家意见	从非结构化文本中提取复杂的临床概念;动态总结患者的癌症历史,并提供治疗方案建议	ML, NLP	F1 分数、召回率、精确率	具有较高的召回率、精确率和 F1 分数
Zhang, 等 ^[37]	2015	中国	医院	药物使用	①②③	EHR 数据,相关文献,专家意见	从非结构化文本中提取数据;执行诊断规则和治疗建议,辅助临床决策	NLP, 推理引擎	警报修正率	在 9 596 条生成的警报中,8 609 条警报 (89.7%) 被医生修正
Tsopra, 等 ^[38]	2019	法国	社区儿科初级保健诊所	抗生素选择	①②③	指南	确定每个抗生素属性的权重并进行排名	本体论 元启发式算法 偏好模型	错误率、响应时间、可用性	错误率显著降低,响应时间增加,系统可用性良好
Dunne, 等 ^[39]	2015	美国	医院	急性肺栓塞	①②③	放射学报告的文本内容	从放射学报告中提取信息,并对检查结果分类	NLP	CT 肺血管造影的使用率、阳性率	CT 肺血管造影的使用率下降,阳性率提高

续表 1

纳入文献	发表时间(年)	国家	研究环境	研究主题	AI应用环节	涉及的证据来源	AI应用目的	AI技术	AI性能指标	AI应用效果
Tayildız, 等 ^[40]	2020	土耳其	医院	儿童和青少年肥胖管理	①②③	指南	提供结构化的知识表示;根据患者相关数据推断出关键指标,并生成个性化的建议	本体论 SWRL SQWRL 推理引擎	准确性、精确度、召回率、一致性	具有较高的准确性、精确度和召回率;系统计算的指标与土耳其儿科内分泌和糖尿病学会提供的结果一致性较高
Simmons, 等 ^[41]	2023	美国	多个州的骨科中心和诊所	全肩关节置换术	①②③	多中心临床结果数据库,系统评价和Meta分析,指南	预测术后临床结果以帮助识别影响预测结果的关键因素	ML	准确性	准确性与内部验证结果相似或更好,平均绝对误差在10%以内或更优

注:①证据综合;②证据传播;③证据应用;词频-逆文件频率(term frequency-inverse document frequency, TF-IDF);主题向量模型(topic-to-vector, Top2Vec);基于Transformer的双向编码器(bidirectional encoder representations from transformers, BERT);基于BERT的主题模型(BERT-based topic model, BERTopic);英文大型预训练模型(spaCy English core web large, spaCy en_core_web_lg);小样本命名实体识别(seed-based named entity recognition, SeedNER);优化版BERT预训练模型(robustly optimized bert approach, RoBERTa);机器学习(machine learning, ML);随机森林(random forest, RF);语义信息提取实时辅助系统(lexically assisted semantic search and information extraction, LASSIE);疾病-基因表达关联工具(disease-expression linkage tool/assistant, DELTA);词袋模型(bag of words);潜在狄利克雷分配(latent dirichlet allocation, LDA);命名实体识别(named entity recognition, NER);医学概念映射工具(MetaMap transfer, MetaMap);N元语法模型(N-gram model);语义网规则语言(semantic web rule language, SWRL);Web本体语言(Web ontology language, OWL);语义网查询增强规则语言(semantic query-enhanced web rule language, SQWRL);认知行为疗法(cognitive behavioral therapy, CBT);基于互联网的认知行为疗法(internet-based cognitive behavioral therapy, ICBT);随机对照试验(randomized controlled trial, RCT);电子健康记录(electronic health record, EHR);“-”为未报道

2.4 在EBP中所应用的AI技术 不同AI技术相互之间有紧密的联系,一项研究中可能用到多种不同的AI技术。在本研究中,NLP是EBP中最常用的AI技术。其中,11项研究^[7,15,17,23-24,26,29-30,36-37,39]运用了不同类型NLP算法和模型,如TF-IDF、Top2Vec、BERTopic、spaCy en_core_web_lg model、SeedNER、RoBERTa、LDA、Bag of words、NER模型、MetaMap、N-grams等;6项研究^[18,25,34-36,41]使用了机器学习中的RF算法、支持向量机、朴素贝叶斯分类器、K最近邻算法、决策树、元启发式算法、偏好模型等;5项研究^[20,22,24,31-32]应用了数据挖掘或文本挖掘的方法;5项研究^[33,35,37-38,40]涉及AI领域的知识表示与推理领域,如本体论、SWRL、SQWRL、规则引擎、推理引擎、电子表型算法;还有研究使用了生成式人工智能(ChatGPT)技术^[8]和知识图谱技术^[19];此外,基于AI方法自主开发的工具或模型也被应用于EBP中,如聊天机器人^[16]、LASSIE^[21]、Eleos健康平台^[27]和Jaspr Health^[28]。

2.5 AI技术在EBP中的应用效果 AI技术在EBP中的应用基本达到了预期目的。其中,21项研究^[8,16-18,22,24-25,27-30,32-41]中明确设定并验证了AI技术的具体性能指标,主要包括精确度、召回率、准确性、F1分数、一致性、可行性和可接受性等。11项研究^[8,17-18,22,24-25,29,33,35,39,41]结果显示,AI能够准确地进行文献筛选和结局预测、具有较高的召回率;6项研究^[16-17,27-28,33,38]评估了AI技术的可行性和可接受性

以及用户反馈,认为其具有较好的可行性和可接受性,可用性评价较高,具有更好的参与度,可以提升人工方法的工作效率;3项研究^[8,22,40]验证了基于AI技术与人工方法的一致性 or 相似性;1项研究^[30]结果认为文本挖掘的方法与通过PubMed过滤器制定的检索策略在精确度方面差异不大。另外8项研究^[7,15,19-21,23,26,31]尽管未明确提及AI模型/算法/工具的具体性能指标,但均报告了AI技术在EBP中应用的积极效果。

3 讨论

3.1 AI在EBP中应用的研究处于起步阶段且分布不平衡 本研究系统描绘了AI技术在EBP中的应用,为理解AI如何赋能EBP的各个环节提供了基础性框架。纳入的29项研究中,大部分来自2020年及以后,这可能与生成式AI(如ChatGPT)在2019年后呈爆发式增长有关。AI在EBP领域的研究尚处于起步阶段,这与范文琪等^[42]对智能机器人在儿科患者中的应用研究结果一致。此外,AI在EBP中应用的研究在发表时间、地区分布、证据来源和研究主题上分布不平衡。86.2%的文献来源于美国、澳大利亚、意大利、日本、法国、加拿大和英国等发达国家,其中美国发表量最多,共13篇;仅有4篇来源于发展中国家。由于不同国家在技术基础设施、科研资金投入和高层次人才储备的差异,当AI驱动的EBP工具或技术由少数技术强国主导时,其训练数据、算法

逻辑和价值判断可能无法充分代表中低收入国家的疾病谱和文化语境,进而加剧全球健康不公平。更多研究和资源可关注AI在中低收入国家医疗环境中EBP的应用,以实现技术普惠,避免“数字鸿沟”进一步加剧全球健康不平等。在证据综合中,被综合的证据来源丰富,涉及到原始研究、系统评价和指南等,而在证据传播和实施中,单项研究涉及的证据通常为单一类型的证据;在研究主题方面,所纳入研究主要以健康服务接受者为主题;研究场景多聚焦医院场景和特定专科领域,对基层医疗、公共卫生、安宁疗护等更广泛的实践场境覆盖不足。随着AI技术的发展,建议更多国家和地区研究者在更广泛的领域深入探索AI技术在EBP中的应用,加速证据的合成和应用,辅助临床决策,促进基于证据的医疗卫生保健服务的可及性。

3.2 AI在EBP中的应用潜力仍有待进一步挖掘

本研究结果表明,AI在EBP中的应用研究主要集中在证据综合环节,其中37.9%的研究(11项)明确应用了NLP技术,凸显其在高效处理海量非结构化文本方面的优势;其次是证据应用和证据传播环节,而证据生成方面的研究未被纳入,可能因其作为原始研究分布广泛且复杂,不易通过“证据生成”及相关主题词检索到。证据传播旨在将证据组织成简洁易懂且可操作性强的形式,以最经济的方式,通过多种途径将证据传播给特定受众^[43]。本综述结果显示,AI主要通过构建知识图谱、将临床实践指南转化为计算机可解释的形式、优化决策系统界面等方式提升信息支持和决策效率。证据应用强调应用前对特定情景进行分析,明确实施决定因素,采取有效应对策略以促进实践变革^[44]。本研究结果展示了AI辅助个性化干预方案的巨大潜力,如个性化推送、风险评估、健康教育等,并在实施策略制定、病变预测、效果评价和临床决策支持中发挥积极作用。护理管理者应积极关注并探索将AI驱动的个性化干预整合到护理流程和疾病管理中,以优化患者结局。然而,当前基于AI进行证据传播和实施方面的研究仍相对有限,基于AI的证据传播方式和实施策略缺乏多样化,缺乏对基于AI的证据传播和实施效果的验证以及相关的卫生经济学研究。未来可进一步研究构建“AI增强的全链条EBP生态系统”:在证据综合阶段,开发能自动识别研究设计缺陷、预警证据偏倚风险的智能评估工具;在传播阶段,设计支持多语言实时翻译、跨文化适配的证据传播平台;在应用阶段,创建整合患者偏好、组织资源与临床情境的动态

决策支持系统。同时,开展针对AI辅助EBP的实施性研究,并评估技术效能、用户接受度、组织变革成本和长期患者结局,以填补卫生经济学证据不足。

3.3 AI在EBP领域的应用前景及可能的挑战 随着AI技术的持续进步,其在EBP过程中将发挥更多方面的优势。总体来看,AI不仅可能协助完善和优化证据生成的研究设计,扩展原始证据来源,参与证据的评价、数据分析、证据合成,显著提高证据生成和证据综合效率,节省时间和资源,还可以多种方式推广和加速证据应用,协助医患共同决策,展现出巨大的应用潜力^[11-13]。未来可针对特定AI技术在EBP中的应用开展系统评价,量化比较AI技术的敏感性、精确度等指标。推动AI与真实世界数据、电子健康记录等系统的深度融合,构建“生成-综合-传播-应用”一体化的智能循证支持生态,真正释放AI在弥合“研究-实践鸿沟”中的变革性力量。然而,我们仍需要注意到AI在EBP中的应用仍然面临诸多限制。比如,在证据综合过程中,可能因为不能识别研究设计中的细微差异、所提取的部分内容缺乏所需的全部信息而无法得出准确的结果^[30]。生成式AI,如ChatGPT,其性能很大程度上与受训练数据集有关,而训练数据并非完全来自医疗数据库,且可能存在虚假信息等“信息污染”的现象^[13]。在证据传播和实施过程中,变革的复杂性、患者的个人偏好、组织目标与行为等可能无法完全使用数据进行量化。因此,AI技术目前通常作为辅助开展EBP的方法,尚不能完全取代人类智慧在EBP过程中的努力,基于AI技术的结果必须要深思熟虑。

3.4 推动AI在EBP中可持续发展的路径思考 为推动AI在EBP中的可持续发展,未来可从技术、教育、政策与伦理等多维度协同努力。在技术层面,可加强AI模型在医疗语境下的适应性与可解释性,尤其是处理多源异构数据、跨语言文献和复杂临床场景;应鼓励跨学科合作,促进计算机科学家、临床专家与方法学家的深度融合,共同设计更贴合临床需求的AI系统。其次,在专业人才培养方面,可将AI素养纳入护理及其他医疗相关专业教育的院校课程及继续教育学习,提升医护人员对AI工具的理解与应用能力,使其能够在EBP中合理使用AI辅助工具。再者,在政策与规范建设方面,可推动建立AI辅助EBP的质量标准与评估体系,明确AI在临床决策中的责任边界,防范因技术误用导致的伦理与法律风险。此外,应鼓励开展更多高质量、大样本、多中心的实证研究,以验证AI在复杂临床环境中的有

效性与适用性。只有通过多方协作,才能充分发挥AI在EBP中的赋能作用,实现AI在EBP中的良性发展。

4 小结

本研究对AI在EBP中应用的相关研究进行了综述,从AI在EBP领域应用的关键环节、主要目的、所使用的AI技术、性能指标、应用效果等方面进行分析。结果显示,AI在EBP中的应用表现出积极作用,具有较大的潜在应用空间。随着生成式AI技术的快速发展,未来可持续探索其在证据自动生成、动态更新中的应用,以及AI技术驱动的个性化证据传播与证据应用效果的验证,以提升证据生成和证据综合效率、促进证据的转化与应用。但我们需注意AI技术不能完全替代人工的参与,对于AI技术生成的结果应审慎看待。

[参考文献]

- [1] Albarqouni L, Hoffmann T, Straus S, et al. Core competencies in evidence-based practice for health professionals: consensus statement based on a systematic review and Delphi survey[J]. JAMA Netw Open, 2018, 1(2):e180281. DOI:10.1001/jamanetworkopen.2018.0281.
- [2] Morris ZS, Wooding S, Grant J. The answer is 17 years, what is the question: understanding time lags in translational research[J]. J R Soc Med, 2011, 104(12):510-520. DOI:10.1258/jrsm.2011.110180.
- [3] Khan S, Chambers D, Neta G. Revisiting time to translation: implementation of evidence-based practices (EBPs) in cancer control[J]. Cancer Causes Control, 2021, 32(3):221-230. DOI:10.1007/s10552-020-01376-z.
- [4] Melnyk BM. The current research to evidence-based practice time gap is now 15 instead of 17 years: urgent action is needed[J]. Worldviews Evid Based Nurs, 2021, 18(6):318-319. DOI:10.1111/wvn.12546.
- [5] Graham ID, Logan J, Harrison MB, et al. Lost in knowledge translation: time for a map?[J]. J Contin Educ Health Prof, 2006, 26(1):13-24. DOI:10.1002/chp.47.
- [6] Trinkley KE. Leveraging artificial intelligence to advance implementation science: potential opportunities and cautions[J]. Implement Sci, 2024, 19(1):17-32. DOI:10.1186/s13012-024-01346-y.
- [7] Jacaruso L. Insights into the nutritional prevention of macular degeneration based on a comparative topic modeling approach[J]. PeerJ Comput Sci, 2024, 10:e1940. DOI:10.7717/peerj-cs.1940.
- [8] Podda M, Di Martino M, Ielpo B, et al. The 2023 MANCTRA acute biliary pancreatitis care bundle: a joint effort between human knowledge and artificial intelligence (ChatGPT) to optimize the care of patients with acute biliary pancreatitis in western countries[J]. Ann Surg, 2023, 279(2):203-212. DOI: 10.1097/SLA.0000000000006008.
- [9] Nashwan AJ, Jaradat JH. Streamlining systematic reviews: harnessing large language models for quality assessment and risk-of-bias evaluation[J]. Cureus, 2023, 15(8):e43023. DOI: 10.7759/cureus.43023.
- [10] Huguet N, Chen J, Parikh RB, et al. Applying machine learning techniques to implementation science[J]. Online J Public Health Inform, 2024, 16:e50201. DOI:10.2196/50201.
- [11] Li XH. The application of computer technology to clinical practice guideline implementation: a scoping review[J]. J Med Syst, 2023, 48(1): 6-29. DOI: 10.1007/s10916-023-02007-1.
- [12] 罗旭飞, 吕晗, 史乾灵, 等. 大语言模型在循证医学领域的应用[J]. 中国循证医学杂志, 2024, 24(4):373-377. DOI: 10.7507/1672-2531.202312067.
- [13] 罗姚, 谈在祥. ChatGPT对循证医学发展的影响、挑战及其应对[J]. 医学与哲学, 2024, 45(12):16-21. DOI:10.12014/j.issn.1002-0772.2024.12.04.
- [14] Peters Mj, Godfrey C, Mcinerney P, et al. JBI manual for evidence synthesis [M]. Adelaide: JBI, 2020:2119-2126.
- [15] Ma S, Jiang S, Yang O, et al. Use of machine learning tools in evidence synthesis of tobacco use among sexual and gender diverse populations: algorithm development and validation[J]. JMIR Form Res, 2024, 8: e49031. DOI: 10.2196/49031.
- [16] Yasukawa S, Tanaka T, Yamane K, et al. A chatbot to improve adherence to internet-based cognitive-behavioural therapy among workers with subthreshold depression: a randomised controlled trial[J]. BMJ Ment Health, 2024, 27(1): e300881. DOI:10.1136/bmjment-2023-300881.
- [17] Perlman-Arrow S, Loo N, Bobrovitz N, et al. A real-world evaluation of the implementation of NLP technology in abstract screening of a systematic review[J]. Res Synth Methods, 2023, 14(4):608-621. DOI:10.1002/jrsm.1636.
- [18] Moussa L, Benrimoj S, Musial K, et al. Data-driven approach for tailoring facilitation strategies to overcome implementation barriers in community pharmacy[J]. Implement Sci, 2021, 16(1):73-84. DOI:10.1186/s13012-021-01138-8.
- [19] Wang L, Xie H, Han W, et al. Construction of a knowledge graph for diabetes complications from expert-reviewed clinical evidences[J]. Comput Assist Surg, 2020, 25(1):29-35. DOI:10.1080/24699322.2020.1850866.
- [20] O'Mara-Eves A, Brunton G, Mcdaid D, et al. Techniques for identifying cross-disciplinary and 'hard-to-detect' evidence for systematic review: identifying hard-to-detect evidence[J]. Res Synth Methods, 2013, 5(1):50-59. DOI:10.1002/jrsm.1094.
- [21] Kaiser K, Miksch S. Versioning computer-interpretable guidelines: semi-automatic modeling of 'Living Guidelines' using an information extraction method[J]. Artif Intell Med, 2009, 46(1):55-66. DOI:10.1016/j.artmed.2008.08.009.
- [22] Toussi M, Lamy JB, Le Toumelin P, et al. Using data mining techniques to explore physicians' therapeutic decisions when clinical guidelines do not provide recommendations: methods and example for type 2 diabetes[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2009, 9(1): 28-40. DOI: 10.1186/1472-6947-9-28.

- [23] Bevacqua E, Ammirato S, Cione E, et al. The potential of MicroRNAs as non-invasive prostate cancer biomarkers: a systematic literature review based on a machine learning approach[J]. *Cancers*, 2022,14(21):5418–5442. DOI:10.3390/cancers14215418.
- [24] Chang RW, Tucker LY, Rothenberg KA, et al. Establishing a carotid artery stenosis disease cohort for comparative effectiveness research using natural language processing[J]. *J Vasc Surg*, 2021,74(6):1937–1947. DOI:10.1016/j.jvs.2021.05.054.
- [25] Zhou X, Wang Y, Tsafnat G, et al. Citations alone were enough to predict favorable conclusions in reviews of neuraminidase inhibitors[J]. *J Clin Epidemiol*, 2014,68(1):87–93. DOI:10.1016/j.jclinepi.2014.09.014.
- [26] Shiner B, Levis M, Dufort VM, et al. Improvements to PTSD quality metrics with natural language processing[J]. *J Eval Clin Pract*, 2021,28(4):520–530. DOI:10.1111/jep.13587.
- [27] Sadeh-Sharvit S, Camp TD, Horton SE, et al. Effects of an artificial intelligence platform for behavioral interventions on depression and anxiety symptoms: randomized clinical trial[J]. *J Med Internet Res*, 2023,25:e46781. DOI:10.2196/46781.
- [28] Dimeff LA, Jobes DA, Koerner K, et al. Using a tablet-based app to deliver evidence-based practices for suicidal patients in the emergency department: pilot randomized controlled trial[J]. *JMIR Ment Health*, 2021,8(3):e23022. DOI:10.2196/23022.
- [29] Scaccia JP. 5335 days of Implementation Science: using natural language processing to examine publication trends and topics[J]. *Implement Sci*, 2021,16(1):47–59. DOI:10.1186/s13012-021-01120-4.
- [30] Mutinda FW, Liew K, Yada S, et al. Automatic data extraction to support Meta-analysis statistical analysis: a case study on breast cancer[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2022,22(1):158–171. DOI:10.1186/s12911-022-01897-4.
- [31] Beckman MF, Brennan EJ, Igha CK, et al. A computational text mining-guided Meta-analysis approach to identify potential xerostomia drug targets[J]. *J Clin Med*, 2022,11(5):1442–1457. DOI:10.3390/jcm11051442.
- [32] Simon M. Identifying nurse staffing research in Medline: development and testing of empirically derived search strategies with the PubMed interface[J]. *BMC Med Res Methodol*, 2010,10:76–83. DOI:10.1186/1471-2288-10-76.
- [33] Abtahi H, Shahmoradi L, Amini S, et al. Design and evaluation of a mobile-based decision support system to enhance lung transplant candidate assessment and management: knowledge translation integrated with clinical workflow[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2023,23(1):145–158. DOI:10.1186/s12911-023-02249-6.
- [34] Herter WE, Khuc J, Cinà G, et al. Impact of a machine learning-based decision support system for urinary tract infections: prospective observational study in 36 primary care practices[J]. *JMIR Med Inform*, 2022,10(5):e27795. DOI:10.2196/27795.
- [35] Bangash H, Sutton J, Gundelach JH, et al. Deploying clinical decision support for familial hypercholesterolemia[J]. *ACI Open*, 2020,4(2):e157–e161. DOI:10.1055/s-0040-1721489.
- [36] Simon G, Dinardo CD, Takahashi K, et al. Applying artificial intelligence to address the knowledge gaps in cancer care[J]. *Oncologist*, 2019,24(6):772–782. DOI:10.1634/theoncologist.2018-0257.
- [37] Zhang Y, Li H, Duan H, et al. Mobilizing clinical decision support to facilitate knowledge translation: a case study in China[J]. *Comput Biol Med*, 2015,60:40–50. DOI:10.1016/j.combiomed.2015.02.013.
- [38] Tsopra R, Sedki K, Courtine M, et al. Helping GPs to extrapolate guideline recommendations to patients for whom there are no explicit recommendations, through the visualization of drug properties. The example of AntibioHelp® in bacterial diseases[J]. *J Am Med Inform Assoc*, 2019,26(10):1010–1019. DOI:10.1093/jamia/ocz057.
- [39] Dunne RM, Ip IK, Abbett S, et al. Effect of evidence-based clinical decision support on the use and yield of CT pulmonary angiographic imaging in hospitalized patients[J]. *Radiology*, 2015,276(1):167–174. DOI:10.1148/radiol.15141208.
- [40] Taçyıldız Ö, Çelik Ertuğrul D. A decision support system on the obesity management and consultation during childhood and adolescence using ontology and semantic rules[J]. *J Biomed Inform*, 2020,110:103554–103572. DOI:10.1016/j.jbi.2020.103554.
- [41] Simmons C, Degrasse J, Polakovic S, et al. Initial clinical experience with a predictive clinical decision support tool for anatomic and reverse total shoulder arthroplasty[J]. *Eur J Orthop Surg Traumatol*, 2023,34(3):1307–1318. DOI:10.1007/s00590-023-03796-4.
- [42] 范文琪, 赵蕊, 刘晓夏, 等. 智能机器人在儿科患者疼痛干预中应用的范围综述[J]. *中华护理杂志*, 2024,59(18):2277–2282. DOI:10.3761/j.issn.0254-1769.2024.18.014
- [43] 周英凤, 胡雁, 朱政, 等. JBI循证卫生保健模式的更新及发展[J]. *护理学杂志*, 2017,32(3):81–83. DOI:10.3870/j.issn.1001-4152.2017.03.081.
- [44] 杨福娜, 徐晓霞, 石红英, 等. 护理领域证据临床实施障碍因素的研究进展[J]. *中华护理杂志*, 2024,59(18):2290–2296. DOI:10.3761/j.issn.0254-1769.2024.18.016.

[本文编辑:吴艳妮]