

人工智能在临床营养领域应用的文献计量学分析



杨家钰^{1, 2}, 李丽君¹, 李志强¹

1. 武汉大学中南医院临床营养科 (武汉 430071)

2. 武汉大学中南医院院长办公室 (武汉 430071)

【摘要】目的 运用文献计量学方法, 分析近十年人工智能 (AI) 技术在临床营养领域应用现状、热点及趋势。**方法** 系统检索 Web of Science 核心合集数据库发表的 AI 在临床营养领域应用的英文文献, 检索时间段设置为 2015 年 1 月 1 日至 2024 年 12 月 31 日。采用 CiteSpace 6.4.R1 软件对纳入文献进行可视化数据分析, 分析内容包括发文量、作者、发文国家 (地区)、关键词、被引信息等节点信息, 绘制可视化图谱。**结果** 共纳入 355 篇文献 (论著 279 篇, 综述 76 篇)。发文量整体呈上升趋势, 并在 2024 年呈倍数增长; 美国和中国是发文量排名前 2 位的国家; 发文量排名前 2 位 (均为 5 篇) 的作者均为西班牙瓦伦西亚大学的研究人员; 去除检索词后, 排名前 5 位的有效高频关键词分别是健康、风险、影响、精准营养、肥胖; 关键词聚类结果显示膳食评估、疾病营养管理和个性化营养指导是该领域的研究热点。**结论** AI 应用于临床营养的研究热度逐年上升, 其在临床营养的筛查、评估、诊断、患者教育等方面应用广泛且成效显著, 未来需要进一步加强 AI 模型优化及定制管理, 更好促进 AI 在临床营养领域的精准应用。

【关键词】 人工智能; 临床营养; 深度学习; 文献计量学; CiteSpace

【中图分类号】 R151.4; TP18 **【文献标识码】** A

A bibliometric analysis of artificial intelligence applications in clinical nutrition

YANG Jiayu^{1,2}, LI Lijun¹, LI Zhiqiang¹

1. Department of Clinical Nutrition, Zhongnan Hospital of Wuhan University, Wuhan 430071, China

2. Administrative Office of Hospital Director, Zhongnan Hospital of Wuhan University, Wuhan 430071, China

Corresponding author: LI Zhiqiang, Email: lizhiqiang@whu.edu.cn

【Abstract】Objective To analyze the current status, hot spots, and trends of artificial intelligence (AI) in clinical nutrition in the past decade using bibliometric methods. **Methods** A systematic search was conducted in the Web of Science Core Collection to identify English-language literature on the application of AI in clinical nutrition. The search period was set from January 1, 2015 to December 31, 2024. CiteSpace 6.4.R1 software was used to conduct visual data analysis of the included literature, covering annual publication volume, authors, countries (regions), keywords, and citation information. **Results** A total of 355 articles were included (279 original researchs and 76 reviews). The overall number of publications showed an upward trend, with a particularly sharp increase in 2024. The United States and China were the top two countries in terms of publication volume. The two authors with the highest number of publications (five

DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202509183

基金项目: 湖北省预防医学会“卫生管理创新人才培养行动”青年项目 (2025SWGKY077)

通信作者: 李志强, 博士, 教授, 主任医师, 博士研究生导师, Email: lizhiqiang@whu.edu.cn

articles) are both researchers at the University of Valencia in Spain. After excluding the search terms, the top 5 effective high-frequency keywords were health, risk, impact, precision nutrition, and obesity. The results of keyword clustering indicated that dietary assessment, disease nutrition management, and personalized nutrition guidance were the research hotspots in this field. **Conclusion** The research on the application of AI in clinical nutrition has been increasing year by year. AI has been widely applied in screening, assessment, diagnosis, and patient education in clinical nutrition, with remarkable effects. In the future, it is necessary to further strengthen the optimization and customized management of AI models to better promote the precise application of AI in clinical nutrition.

【Keywords】 Artificial intelligence; Clinical nutrition; Deep learning; Bibliometrics; CiteSpace

近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)在医疗领域广泛应用,尤其在辅助诊疗、疾病预防、个性化治疗等方面展现巨大潜力,并显著影响医疗服务模式的重构和发展^[1]。在临床营养领域,随着AI技术加速迭代演进,AI及其关键组成部分——机器学习等新的数据分析方法为处理复杂数据提供了强有力的技术支持^[2-3]。研究显示,智能个性化营养推荐、膳食评估自动化、食物识别与追踪、疾病风险预测构建以及营养相关疾病的诊断与监测是当前AI在临床营养领域的核心应用方向^[4]。

为更深入了解AI在临床营养领域的最新研究进展,本研究基于Web of Science核心合集数据库,运用CiteSpace软件对近十年的相关研究进行文献计量学分析,旨在深入挖掘AI在临床营养领域应用的研究现状,分析研究趋势和发展前景,并为学者开展临床营养的AI应用研究提供借鉴和参考。

1 资料与方法

1.1 纳入与排除标准

纳入标准:①Web of Science核心合集数据库中已发表的AI在临床营养领域应用的文献;②发表时间为2015年1月1日至2024年12月31日。排除标准:①与主题无关的文献;②撤稿文献;③重复文献;④非英文文献。

1.2 文献检索策略

计算机检索Web of Science核心合集数据库,搜集有关AI在临床营养领域应用的文献。检索时间段设置为2015年1月1日至2024年12月31日。使用通配符与逻辑运算结合的方式进行检索。主要检索词包括nutrition、diagnosis、care、malnutrition、artificial intelligence、machine learning、deep

learning。检索策略见附件框1。

1.3 文献筛选与资料提取

文献筛选时首先阅读标题和摘要,在排除明显不相关的文献或撤稿文献后,进一步阅读全文,排除重复文献。对纳入的文献进行资料提取,具体包括:作者、所在国家(地区)、研究机构、发表时间、关键词、被引情况、发表刊物等。

1.4 统计学分析

使用Microsoft Office Excel 2021软件对数据进行描述性分析。采用指数函数对发表年份及发文量间的关系进行曲线拟合。采用CiteSpace 6.4.R1软件对纳入文献进行可视化数据分析,节点的大小与发布数量成正比,外圈紫色环为中介中心性标记,其大于0.1可视为关键节点,即该节点较为重要且具有较大的影响力,中介中心性的高低与圆圈的厚度成正比^[5]。采用普赖斯公式计算核心作者最低发文量(Z),即 $Z \approx 0.749 \times t_{\max}^{1/2}$,其中 $t_{\max}$ 表示该研究领域发文量最多作者的总发文量^[6]。对关键词共现结果进行聚类分析得到聚类模块值(modularity Q , Q)和聚类轮廓平均值(silhouette, S)^[5]。

按纳入文献的最早发表时间和最后出版时间设置CiteSpace参数的时间跨度,时间切片设置为1年,术语来源勾选title、abstract、author keywords和keywords plus,节点筛选方式选择g-index。分析发文量、作者、发文国家(地区)、关键词、被引信息等节点信息,绘制可视化图谱,并对关键词节点进行共现分析、聚类分析和突变分析,对引文节点进行共被引分析。其中,国家(地区)合作分析时的比例参数设置为 $k=25$,其他参数均为默认设置;关键词共现网络分析的比例参数设置为 $k=15$,精简参数勾选Pathfinder、Pruning

sliced networks 和 Pruning the merged network; 关键词突现分析时, γ 值设定为 0.6。

2 结果

2.1 一般情况

初检共获得相关文献 684 篇, 经逐层筛选, 最终纳入 355 篇文献, 文献筛选流程见附件图 1。355 篇文献包括论著 279 篇 (78.59%), 综述 76 篇 (21.41%)。最早的一篇文献发表于 2016 年; 88 篇文献在检索时间段内已在线发表, 但于 2025 年正式出版。

2.2 年发文量分析

2016—2019 年发文量较少, 2020 年开始相关文献的年发文量呈逐年上升趋势; 并在 2024 年呈倍数增长, 达 109 篇 (较上年度增加 1.18 倍), 见图 1。因 2025 年研究数据尚不完整而未进行曲线拟合, 2016—2024 年发文量随年份呈指数增长, 决定系数 $R^2=0.942\ 9$, 表明拟合度较好。

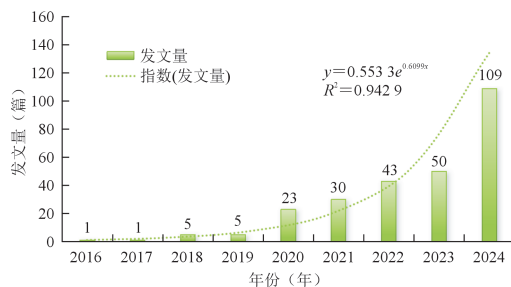


图 1 年度发文量趋势

Figure 1. Trend of the annual number of published papers

2.3 国家/地区合作分析

可视化分析结果显示, 355 篇文献来自 77 个国家/地区, 其中发文量最多的国家/地区为美国, 共发表文献 82 篇 (23.10%), 最早发表文献时间为 2017 年; 共有 11 个国家/地区发文量在 15 篇以上, 见表 1。国家/地区间发文合作情况的可视化分析显示, 美国、中国、英国、德国、印度和塞浦路斯在临床营养学 AI 应用领域的影响力较大; 此外, 加拿大、英国和瑞士 3 个国家出现红色突变节点 (γ 值设置为 1.0), 表示在该领域 3 个国家研究活跃度出现突发性的增长, 见附件图 2。

2.4 作者分布及合作分析

根据普赖斯公式, AI 在临床营养领域研究的 Z 值为 1.67, 核心作者共 92 人, 发文 203 篇, 占总发文量的 57.18%, 表明该领域已形成稳定的核心作者群体。核心作者的可视化分析显示, 发文

表 1 发文量前十位的国家/地区发文情况

Table 1. Publication status of the top 10 countries/regions by the number of published papers

序号	国家/地区	发文量 (篇)	构成比 (%)	中介中心性	首次发文时间 (年)
1	美国	82	23.10	0.40	2017
2	中国	76	21.41	0.19	2018
3	英国	27	7.61	0.35	2016
4	意大利	26	7.32	0.07	2020
5	西班牙	21	5.92	0.09	2020
6	德国	20	5.63	0.17	2018
7	荷兰	20	5.63	0.06	2020
8	土耳其	19	5.35	0.04	2023
9	韩国	17	4.79	0.00	2020
10	巴西	15	4.23	0.00	2018
10	加拿大	15	4.23	0.09	2018

作者的合作网络图密度为 0.013 7, 已形成 6 个明显的团队, 但团队之间缺乏合作关系。发文量达 5 篇的作者有 2 位, 均为西班牙瓦伦西亚大学的研究者, 相关研究聚焦于验证一种基于 AI 的肌肉超声系统对评估营养干预相关措施实施效果的有效性, 为疾病营养不良评估提供了更加精准、可靠的测量手段^[7], 见附件图 3。

2.5 关键词分析

2.5.1 关键词共现网络分析

对 355 篇文献进行关键词共现分析, 同时对含义相近的关键词进行合并, 如将 neural networks、neural network、artificial neural network 替换成 artificial neural networks, 将 personalized nutrition 替换成 precision nutrition, 最终生成含有 217 个节点, 639 条连线, 网络密度为 0.018 9 的可视化图谱, 见附件图 4。去除文献检索词, 得到频次和中介中心性排名前 20 位的有效关键词, 见表 2; 其中, 频次前 3 位的有效关键词分别是 health (健康)、risk (风险)、impact (影响), 中介中心性前 3 位的分别是 adults (成人)、cancer (肿瘤)、dietary assessment (膳食评估)。

2.5.2 关键词聚类分析

关键词共现结果的聚类图谱见附件图 5。其中, Q 值为 0.747 5, S 值为 0.886 8, 说明聚类的同质性和一致性较好。聚类的序数按聚类大小排列, 即序数越小, 聚类越大。

关键词时间线图谱见图 2, 最早 (2016 年) 出现的聚类是 #3 computer vision (计算机视觉), 其重要关键词是 dietary assessment (膳食评估) 和

表2 频次及中介中心性前20位的有效关键词
Table 2. Top 20 effective keywords by frequency and betweenness centrality

序号	关键词	频次	首次出现年份 (年)	序号	关键词	中介中心性	首次出现年份 (年)
1	health	25	2016	1	adults	0.57	2018
2	risk	24	2020	2	cancer	0.36	2021
3	impact	24	2019	3	dietary assessment	0.26	2016
4	precision nutrition	23	2022	4	impact	0.21	2019
5	obesity	23	2019	5	prevalence	0.21	2018
6	adults	20	2018	6	disease	0.21	2022
7	mortality	20	2020	7	mortality	0.19	2020
8	dietary assessment	19	2016	8	biomarkers	0.19	2022
9	prevalence	17	2018	9	prediction	0.18	2018
10	body composition	14	2018	10	sarcopenic obesity	0.18	2020
11	sarcopenia	14	2021	11	health	0.17	2016
12	association	14	2023	12	body composition	0.16	2018
13	diet	14	2019	13	abdominal obesity	0.16	2020
14	nutritional status	13	2020	14	diet	0.14	2019
15	weight loss	12	2018	15	validation	0.14	2018
16	management	12	2019	16	index	0.14	2018
17	enteral nutrition	10	2022	17	morbidity	0.14	2023
18	Mediterranean diet	10	2020	18	accuracy	0.13	2018
19	children	9	2024	19	Mediterranean diet	0.11	2020
20	validation	9	2018	20	food intake	0.11	2019

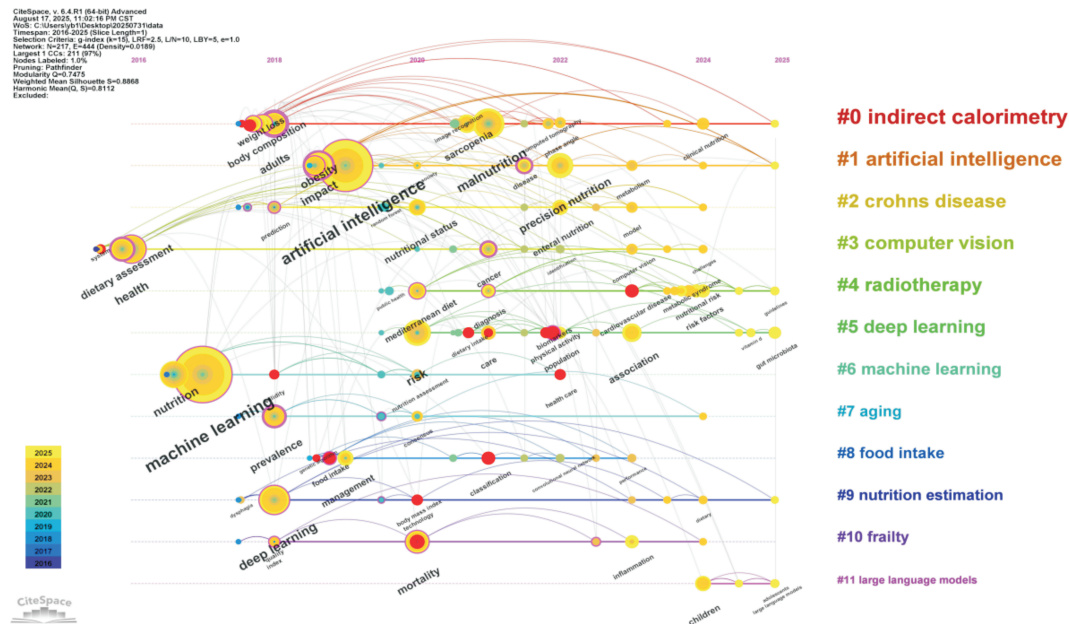


图2 关键词时间线图
Figure 2. Timeline map of keywords

food recognition（食物识别），反映在临床营养管理中，利用计算机视觉方法获取食物信息，进行科学精准的膳食评估是学者最早并持续关注的重要内容。随着技术的发展，AI在临床营养领域的应用逐渐深入营养诊断、决策和治疗等多个方面，出现了以疾病治疗为代表的聚类#2 Crohn’s disease（克罗恩病）、#10 frailty（衰弱综合征）、#4

radiotherapy（放疗）。#11 large language models（大语言模型）平均出现时间最晚（2024年），其重要关键词为food image analysis（食品图像分析）和personalized dietary guidance（个性化膳食指导）。11个聚类中的重要关键词见附件表1。

由有效高频关键词和聚类重要关键词可知，AI应用于临床营养主要聚焦3个热点话题：①膳

食评估，主要关键词是 food intake（食物摄入）、computer vision（计算机视觉）、food image analysis（食物图像分析）、food recognition（食物识别）；②疾病营养管理，主要关键词是 risk（风险）、obesity（肥胖）、sarcopenia（肌少症）、nutritional status（营养状态）、enteral nutrition（肠内营养）、gastrointestinal disease（胃肠道疾病）；③个性化营养指导，主要关键词是 precision nutrition（精准营养）、body composition（体成分）、Mediterranean diet（地中海饮食）、nutritional intervention（营养干预）。

2.5.3 关键词突现分析

纳入文献共得到 15 个突现词，见附件图 6。2016—2021 年的主要突现词是 system（系统）、validity（有效性）、genetic algorithm（基因算法）、technology（技术），此阶段的新兴关键词聚焦于 AI 方法学的应用和验证。2022—2024 年的主要突现词是 dietary intake（膳食摄入）、physical activity

（身体活动）、outcome（结局）、mortality（死亡率）、health care（医疗保健）和 cardiovascular disease（心血管疾病），可知随着技术的发展，AI 在营养相关疾病诊疗中的应用愈发广泛。

2.6 共被引文献分析

AI 应用于临床营养领域的研究共被引频次大于 10 的文献为 9 篇，见表 3。其中，4 篇文献主要涉及 AI 在营养不良诊断中的应用，3 篇文献是关于 AI 在营养评估、食物摄入等方面应用以及开展个性化营养策略制定的研究，1 篇文献是探讨机器学习模型在临床营养领域应用的方法学研究，另有 1 篇文献是肌少症的诊断共识研究。共被引频次最高的文章是 Cederholm 等^[8] 于 2019 年发表在 *J Cachexia Sarcopenia Muscle* 的研究，该研究为营养不良的临床诊断提出一致性框架，也是 AI 在营养不良领域研究的临床理论基础，其总被引频次截至 2025 年 8 月 30 日达 2 225 次。

表 3 共被引频次大于 10 的 9 篇共被引文献

Table 3. The 9 co-cited literature with a co-citation frequency greater than 10

序号	共被引 频次	被引文献题目	中介 中心性	发表年份 (年)
1	22	GLIM criteria for the diagnosis of malnutrition—a consensus report from the global clinical nutrition community	0.12	2019
2	17	Machine learning algorithms for predicting malnutrition among under-five children in Bangladesh	0.01	2020
3	13	Human postprandial responses to food and potential for precision nutrition	0.04	2020
4	13	Machine learning in nutrition research	0.02	2022
5	12	Sarcopenia; revised European consensus on definition and diagnosis	0.00	2019
6	12	Precision nutrition; a systematic literature review	0.02	2021
7	12	A review on vision-based analysis for automatic dietary assessment	0.04	2022
8	11	Classification tree-based machine learning to visualize and validate a decision tool for identifying malnutrition in cancer patients	0.01	2021
9	11	A fusion decision system to identify and grade malnutrition in cancer patients: machine learning reveals feasible workflow from representative real-world data	0.04	2021

3 讨论

近十年来，AI 在临床营养领域应用的研究不断增加，且自 2020 年起发文量明显增多。发文量前 3 位的国家分别是美国、中国和英国。美国影响力较大的研究是 Keller 等^[9] 采用机器学习方法确定了适用于不同营养不良类型的评价指标组合，并验证了全球领导人营养不良倡议（Global Leadership Initiative on Malnutrition, GLIM）诊断标准的有效性和可靠性。中国在该领域最具影响力的研究内容是运用实时图像处理和机器学习从面部图像中识别营养不良和预测体重指数（body mass index, BMI）^[10]。英国被引最高的研究是

Franco 等^[11] 分析营养相关移动端应用程序的功能和 AI 技术的运用情况。值得注意的是，英国的发文量虽低于中国，但中介中心值更高，说明其影响力更强，提示我国在核心研究学术圈的影响力仍有较大的提升空间。

本研究领域发文作者的合作网络图密度为 0.013 7，提示作者间协作关系不明显，结合作者单位信息可知，当前合作方式主要为临床营养学与计算机科学、医学生物工程等学科间合作。未来需推动科研人员开展跨机构、跨学科、跨地区的深度合作。

根据关键词时间线图谱和关键词突现结果可初步探明 AI 在临床营养领域应用的热点和趋势。

目前研究热点集中在 AI 应用于膳食评估、疾病营养管理和个性化营养指导三方面。其中, 基于 AI 的膳食评估研究出现最早, 随着以深度学习算法为代表的机器学习技术以及大模型的出现, AI 在临床营养领域的应用逐渐深入营养诊断、决策和治疗方案制定等多个方面, 基于大语言模型开展的个性化膳食指导是最新的研究热点。

当前临床常用的营养风险筛查工具包括营养风险筛查 2002 (Nutritional Risk Screening 2002, NRS 2002)、营养风险及发育不良筛查工具 (Screening Tool for Risk of Nutrition Status and Growth, STRONGkids)、营养不良通用筛查工具 (Malnutrition Universal Screening tool, MUST)、微型营养评估量表 (Mini Nutritional Assessment Shortform, MNA-SF)、危重症患者营养风险评分 (Nutrition Risk in Critically Ill Score, NUTRIC)、儿科营养不良筛查方法 (Screening Tool for the Assessment of Malnutrition in Pediatrics, STAMP) 等。营养风险筛查工具通常具有较高的灵敏度, 但特异度较低, 对于某一类疾病的患者, 特异性的筛查工具能提高营养不良鉴别的准确性^[12-13]。借助 AI 技术, 可更科学、有效地筛选出适合于某一特定疾病的筛查工具。例如, Shen 等^[14] 采用分类与回归树模型等机器学习方法, 通过确定影响筛查工具的主要因素, 推断计算营养风险筛查评分与临床结局之间的因果效应, 从而证实与 STRONGkids 相比, STAMP 工具的内部结构设置更适合对乙型脑炎患儿进行营养风险筛查。此外, 为解决传统筛查工具 MUST 预测价值欠佳的问题, 研究人员采用随机森林模型训练方法开发了 MUST-Plus 工具, 并验证其灵敏度、特异度以及受试者工作特征曲线下面积值更高, 且具有统计学意义^[15]。Wu 等^[16] 基于简化随机森林模型开发的在线应用程序, 可在缺乏体重减轻信息的情况下准确评估结直肠癌患者的营养不良发生率, 为特殊情况下的营养风险筛查提供技术支持。

营养评估包含膳食评估、体格测量、实验室检查、体成分分析等多方面内容, 是确认营养风险后进一步明确营养不良病因、类型和严重程度的重要步骤。由高频、高中心性有效关键词结果可知, AI 在营养评估领域应用的热点集中在膳食评估方面。精准的膳食评估是营养评估的关键基础工作, 然而食物记录法、食物频率法、24 h 膳

食回顾等传统方法存在诸多局限性, 如需要培训访谈员、流程耗时以及估算结果不准确等。为克服上述局限, 基于 AI 技术的膳食图像评估技术应运而生。Lo 等^[17] 提出了基于实时三维重建与深度学习视图合成的计算机视觉方法, 能基于从任意观察位置捕获的单张深度图像或视频, 补全食物的部分点云数据, 以实现摄入食物份量的精准估算。该方法解决了实际使用中常见的视图遮挡、尺度模糊等问题, 可有效提高食物分量精准估算能力。Shi 等^[18] 针对常见的托盘餐饮食方式研发了基于中式托盘餐数据集的自动膳食评估框架 (ChinaLunchTray-99), 包含菜品图像识别、体积估算及营养映射 3 个模块。该评估框架可有效降低时间成本, 对优化诊疗流程具有重要意义。同时, 计算机视觉技术对于图像采集质量要求较高, 有研究针对智能手机膳食评估软件常见的错误数据进行分析, 指出高质量图像数据的获取依赖于向使用者提供详细的使用说明, 以及基于参与者反馈开发自动化的图像检查功能^[19]。

临床营养诊断是在完成营养风险筛查、营养评估后对营养不良的原因、类型及后果进行综合评价。2019 年以来, GLIM 逐步成为全球通用的临床营养不良诊断工具, 但受地域、经济水平、年龄以及疾病类型的影响, GLIM 在临床实践中的应用效果仍需进一步验证。为解决该问题, 研究人员基于某类疾病人群的 GLIM 数据构建机器学习模型, 研发用于该类疾病患者营养不良识别与分级的 AI 预测系统。研究结果表明, AI 技术可辅助优化 GLIM 诊断流程, 提高营养不良诊断的准确性和效率, 改善患者预后, 具有卫生经济学效益^[9, 12, 20]。

大语言模型是当前 AI 技术革新的核心驱动力, 患者利用 ChatGPT、DeepSeek 等模型可快速获得相对可靠的临床营养知识。然而, 大语言模型存在的“幻觉”问题与严谨的医疗卫生应用场景并不完全匹配。Gençer Bingö 等^[21] 采用 4 种大语言模型测试 4 个聊天机器人生成慢性肾病饮食原则方面答案的准确性, 结果显示聊天机器人既生成了完全正确的答案, 也生成了具有潜在临床风险的错误信息。对此, 需针对营养等特定领域进行大语言模型定制。建议利用最新指南和文献完善大语言模型结构, 开发营养领域专属的检索增强生成框架, 提高 AI 驱动的聊天机器人的准确

性。Karataş 等^[22]针对 ChatGPT-4 关于肌少症营养教育方面回答的准确性进行了检测,发现 ChatGPT-4 能提供相关性强且结构清晰的回答,但内容的准确性和清晰度仍存在差异。综上,大语言模型在患者营养健康教育方面具有较好应用潜力,但仍需关注其临床效果,未来的研究应探索患者特异性数据整合与 AI 定制化结合,以完善其在疾病营养管理中的作用。

本研究也存在一定的局限性。首先,受 CiteSpace 软件适用文件格式限制,本研究仅涵盖 Web of Science 核心数据库的英文研究,且未纳入中文等其他语言发表的文献,可能无法代表全球研究的整体发展趋势;其次,由于当前 AI 技术加速发展,数据库随时更新,可能导致数据分析的滞后性;最后,近期的高质量研究量可能因被引频次偏低,未能在可视化分析中体现其价值。

综上,本研究采用可视化的文献计量学方法分析了全球范围内有关 AI 应用于临床营养领域研究的合作情况及趋势。现阶段 AI 技术在临床营养的筛查、评估、诊断、患者教育等方面应用广泛且成效显著。近十年间该研究领域全球发文量持续增加,我国未来的相关研究可进一步拓宽合作范围,聚焦 AI 技术用于营养筛查、评估、诊断工具优化等研究热点,开发符合我国患者需求的 AI 营养管理系统,并开展卫生经济学相关研究,为提升临床营养信息化管理水平提供循证证据。AI 凭借技术赋能与模式创新,重塑临床营养诊疗的范式,但 AI 的“幻觉”问题影响其应用的科学性和准确性。未来需加强模型训练,开展 AI 模型优化及定制管理,建立严格的 AI 应用审核机制,更好地促进 AI 在临床营养领域的精准应用。

附件见《医学新知》官网附录 (<https://yxxz.whuznhmedj.com/futureApi/storage/appendix/202509183.pdf>)

伦理声明:不适用

作者贡献:思路选题:李志强、杨家钰;文献查阅、数据分析、论文撰写:杨家钰、李丽君;论文指导与审定:李志强;基金支持:杨家钰

数据获取:本研究中使用和分析的所有数据均包含在本文中

利益冲突声明:无

致谢:不适用

参考文献

1 阎海荣,江瑞,张学工,等. DeepSeek 与医学大语言模型:技术创新

- 与医疗服务模式重构[J]. 医学信息学杂志, 2025, 46(2): 1-7, 13. [Lyu HR, Jiang R, Zhang XG, et al. DeepSeek and large language models in medicine: technological innovation and reconstruction of medical service models[J]. Journal of Medical Informatics, 2025, 46(2): 1-7, 13.]
- 2 石汉平,陈伟. 临床营养学[M]. 北京:人民卫生出版社,2024: 10.
- 3 Zhang JC, Sun JW, Liu XM, et al. Biomedical data in China: policy, accumulation, platform construction, and applications[J]. Chin Med Sci J, 2025, 40(1): 9-17.
- 4 Theodore Armand TP, Nfor KA, Kim JI, et al. Applications of artificial intelligence, machine learning, and deep learning in nutrition: a systematic review[J]. Nutrients, 2024, 16(7): 1073.
- 5 李杰,陈超美. CiteSpace 科技文本挖掘及可视化,第3版[M]. 北京:首都经济贸易大学出版社,2022: 1-280.
- 6 刘婧. 文献作者分布规律研究——对近十五年来国内洛特卡定律、普赖斯定律研究成果综述[J]. 情报科学, 2004, 22(1): 123-128. [Liu J. A study on the distribution law of document authors—a review of domestic research achievements on Lotka's law and Price's law in the past fifteen years[J]. Information Science, 2004, 22(1): 123-128.]
- 7 García-Herreros S, López Gómez JJ, Cebria A, et al. Validation of an artificial intelligence-based ultrasound imaging system for quantifying muscle architecture parameters of the rectus femoris in disease-related malnutrition (DRM)[J]. Nutrients, 2024, 16(12): 1806.
- 8 Cederholm T, Jensen GL, Correia MITD, et al. GLIM criteria for the diagnosis of malnutrition—a consensus report from the global clinical nutrition community[J]. J Cachexia Sarcopenia Muscle, 2019, 10(1): 207-217.
- 9 Keller H, de van der Schueren MAE, GLIM Consortium, et al. Global leadership initiative on malnutrition (GLIM): guidance on validation of the operational criteria for the diagnosis of protein-energy malnutrition in adults[J]. JPEN J Parenter Enteral Nutr, 2020, 44(6): 992-1003.
- 10 Dhanamjayulu C, Nizhal UN, Maddikunta PKR, et al. Identification of malnutrition and prediction of BMI from facial images using real-time image processing and machine learning[J]. IET Image Processing (IPR), 2022, 16(3): 647-658.
- 11 Franco RZ, Fallaiz R, Lovegrove JA, et al. Popular nutrition-related mobile apps: a feature assessment[J]. JMIR Mhealth Uhealth, 2016, 4(3): e85.
- 12 中华医学会肠外肠内营养学分会, 中国营养学会临床营养分会, 中国医疗保健国际交流促进会临床营养健康学分会. 成人患者营养不良诊断与应用指南(2025版)[J]. 中华医学杂志, 2025, 105(13): 953-980. [Chinese Society for Parenteral and Enteral Nutrition, Clinical Nutrition Branch of Chinese Nutrition Society, China International Exchange and Promotive Association for Medical and Health Care Clinical Nutrition Health Branch. Diagnostic and application guidelines for malnutrition in adult patients (2025 edition)[J]. National Medical Journal of China, 2025, 105(13): 953-980.]
- 13 赵红梅,唐硕,唐娟,等. 营养不良评估筛查工具与营养风险及发育不良筛查工具在儿童消化系统疾病中的应用比较[J]. 中华实用儿科临床杂志, 2016, 31(19): 1460-1463. [Zhao HM, Tang S, Tang J, et al. Comparison between screen tool for assessing malnutrition of pediatrics and screen tool for risk of nutritional status and growth in children with digestive diseases[J]. Chinese Journal of Applied Clinical Pediatrics, 2016, 31(19): 1460-1463.]
- 14 Shen Y, Xu L, Tan T, et al. Comparison of two nutritional risk

- screening tools in hospitalized children with Japanese encephalitis: a causal inference of clinical outcomes and implications for optimized management[J]. *Ital J Pediatr*, 2025, 51(1): 87.
- 15 Timsina P, Joshi HN, Cheng FY, et al. MUST-plus: a machine learning classifier that improves malnutrition screening in acute care facilities[J]. *J Am Coll Nutr*, 2020, 40(1): 3–12
- 16 Wu T, Xu H, Li W, et al. The potential of machine learning models to identify malnutrition diagnosed by GLIM combined with NRS-2002 in colorectal cancer patients without weight loss information[J]. *Clin Nutr*, 2024, 43(5): 1151–1161.
- 17 Lo PW, Sun Y, Qiu J, et al. Point2Volume: a vision-based dietary assessment approach using view synthesis[J]. *IEEE Trans Industr Inform*, 2020, 16(1): 577–586.
- 18 Shi J, Han Q, Cao Z, et al. DeepTrayMeal: automatic dietary assessment for Chinese tray meals based on deep learning[J]. *Food Chem*, 2024, 434: 137525.
- 19 Vasiloglou MF, Horst KVD, Stathopoulou T, et al. The human factor in automated image-based nutrition apps: analysis of common mistakes using the goFOOD Lite app[J]. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2021, 9(1): e24467.
- 20 Sun MY, Wang Y, Zheng T, et al. Health economic evaluation of an artificial intelligence (AI)-based rapid nutritional diagnostic system for hospitalised patients: a multicentre, randomised controlled trial[J]. *Clin Nutr*, 2024, 43(10): 2327–2335.
- 21 Gençer Bingöl F, Ağagündüz D, Bingöl MC. Accuracy of current large language models and the retrieval-augmented generation model in determining dietary principles in chronic kidney disease[J]. *J Ren Nutr*, 2025, 35(3): 401–409.
- 22 Karataş Ö, Demirci S, Pota K, et al. Assessing ChatGPT's role in sarcopenia and nutrition: insights from a descriptive study on AI-driven solutions[J]. *J Clin Med*, 2025, 4(5): 1747.
- 收稿日期: 2025 年 09 月 30 日 修回日期: 2026 年 06 月 09 日
本文编辑: 杨 燕 曹 越

引用本文: 杨家钰, 李丽君, 李志强. 人工智能在临床营养领域应用的文献计量学分析[J]. 医学新知, 2026, 36(8): 892–899. DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202509183.
Yang JY, Li LJ, Li ZQ. A bibliometric analysis of artificial intelligence applications in clinical nutrition[J]. *Yixue Xinzhi Zazhi*, 2026, 36(8): 892–899. DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202509183.