

医学领域“中国高被引学者”群体特征分析*

崔艳梅¹ 陶佳颐² 陈宣男¹ 刘海涛¹

(¹ 中国医学科学院北京协和医学院 北京 100730 ² 中国医学科学院药物研究所 北京 100050)

[摘要] 目的/意义 探究我国医学领域近年高层次人才特征，为制定人才培养政策、有效发挥科技人才作用提供参考。方法/过程 以爱思唯尔 2017—2021 年“中国高被引学者”榜单为基础，分析医学领域连续 5 年入选者的分布和发展态势。结果/结论 入选“中国高被引学者”的专家主要集中在高校和科研院所，一定程度上与科研资源集聚呈正向关系，临床医学和药学学科（方向）入选人数优势明显，入选者大多保持较高的科研产出和研究活跃度。基于分析结果，提出医学领域顶尖人才发展建议。

[关键词] 中国高被引学者；医学领域；群体分析；高被引论文

[中图分类号] R-058 [文献标识码] A [DOI] 10.3969/j.issn.1673-6036.2024.06.009

Analysis on the Group Characteristics of Highly Cited Chinese Researchers in the Medical Field

CUI Yanmei¹, TAO Jiayi², CHEN Xuannan¹, LIU Haitao¹

¹Chinese Academy of Medical Sciences & Peking Union Medical College, Beijing 100730, China; ²Institute of Materia Medica, Chinese Academy of Medical Sciences & Peking Union Medical College, Beijing 100050, China

[Abstract] **Purpose/Significance** To probe into the characteristics of high-level talents in the medical field in recent years, and to provide references for formulating talent cultivation policies and effectively playing the role of scientific and technological talents in China. **Method/Process** Based on Elsevier's 2017—2021 “Highly Cited Chinese Researchers” list, the distribution pattern and development trend of candidates in the medical field for 5 consecutive years are analyzed. **Result/Conclusion** The study shows that the candidates are mainly from universities and research institutes, which indicates that there is a positive relationship between scientific research achievements and scientific research resource agglomeration. The number of people involved in clinical medicine and pharmacy has a significant advantage. In the past 5 years, most of the candidates have maintained high scientific research output and research activity. Based on this research, suggestions for the development of top talents in the medical field are proposed.

[Keywords] highly cited Chinese researchers; medical field; group analysis; highly cited papers

1 引言

教育、科技、人才是全面建设社会主义现代化国家的基础性、战略性支撑，构建国家战略科技力量 and 实现高水平科技自立自强离不开各领域顶尖人才的支撑引领。研究论文的引用情况是衡量其学术影响力的重要指标之一^[1-2]，也是评价科学家或研

[修回日期] 2024-04-10

[作者简介] 崔艳梅，助理研究员，发表论文 10 余篇；通信作者：刘海涛，研究员。

[基金项目] 中国医学科学院基本科研业务费项目（项目编号：2021-ZHL630-001，2021-HL630-002）。

究成果的关键指标之一。“高被引论文”的研究内容常被认为是学科研究的热点，反映学科的重要学术研究趋向；“高被引学者”反映学科学术创新能力和学术研究水平顶尖科学人才的状况^[3]。爱思唯尔自 2015 年起每年发布“中国高被引学者”榜单，以中国（内地）学者为研究对象，以引文与索引数据库 Scopus 为统计来源，采用多维度观测指标，深入分析和研判学者的学科归属、学科表现和科研产出等^[4]。2013—2023 年，我国药学与毒物学论文被引用次数排名世界第 2 位，2022 年临床医学卓越科技论文数居国内首位，医学领域高被引论文和高被引学者的研究体现我国在医学领域科技影响力的提升^[5]。医学是基于多学科产生的综合性学科，其本身高度复杂且涉及众多学科分支和专业知识，对医学高被引论文和高被引学者的研究需要具备一定的专业知识背景，且医学领域的研究成果往往需要经过较长时间的实践和验证才能被广泛认可和接受，因此很少有关于医学领域“中国高被引学者”分布格局和发展态势的专业研究^[6-7]。

2 数据来源

以爱思唯尔 2017—2021 年各年度“中国高被引学者”榜单为基础，对照教育部学科分类，以基础医学、临床医学、口腔医学、公共卫生与预防医学、中西医结合、药学、中药学、中医学、特种医学、医学技术、护理学、生物医学工程等医学相关学科为基础，筛选医学领域连续 5 年入选者 156 人，并对其进行学科分布、地域分布、机构分布等系统分析。以 Scopus 数据库为统计来源，获取入选者发表论文的时间跨度和引用情况，并追踪其学术生涯，以获得医学领域顶尖人才的储备情况。研究和分析我国“高被引学者”群体特征，对了解我国科研工作者研究动态和研究者构成，制定人才培养战略和政策，有效发挥我国科技人才作用具有重要的现实意义，并为医学领域人才评价、发展和使用提供参考。

3 “中国高被引学者”结构特征分析

以教育部学科分类中与医学密切相关的基础医

学、临床医学、生物医学工程等 12 个一级学科为筛选范围。入选人数最多的学科是临床医学，其次是药学，入选学者主要来自于高校和科研院所，主要集中在北京、上海、江苏等医学科技资源聚集的省份或直辖市。

3.1 学科分布特点

研究“中国高被引学者”的学科分布特征，有助于了解我国医学领域各学科发展的现状。2017—2021 年“中国高被引学者”连续入选学者中，临床医学入选人数最多（65 人），其次是药学（31 人）、基础医学（21 人），前 3 个学科入选人数占全部人数的 75.0%。而中医学、特种医学和医学技术学科没有学者入选。医学领域“中国高被引学者”学科分布，见图 1。

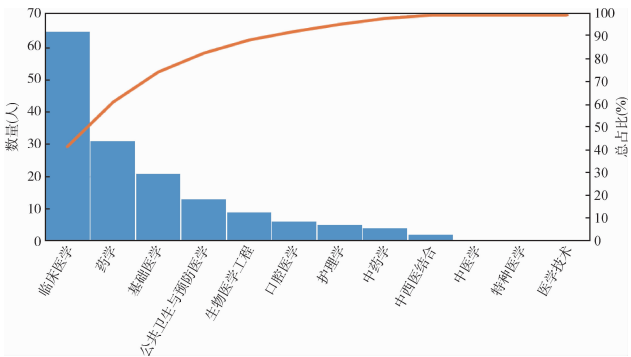


图 1 医学领域“中国高被引学者”学科分布

3.2 机构分布特征

医学领域连续 5 年入选“中国高被引学者”的 156 人来自 52 家机构，分别为高校、科研院所、医院和政府部门，见图 2。其中，入选人数最多的是北京大学和复旦大学，入选学者数量排在前 10 位的有 9 所高校，1 家科研院所，见表 1。

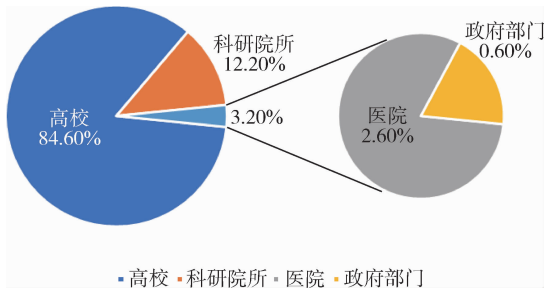


图 2 医学领域“中国高被引学者”机构分布

表1 医学领域“中国高被引学者”前10位机构

序号	名称	性质	省/直辖市	人数	占比(%)
1	北京大学	高校	北京	16	10.26
2	复旦大学	高校	上海	16	10.26
3	上海交通大学	高校	上海	9	5.77
4	浙江大学	高校	浙江	9	5.77
5	中国医学科学院	科研院所	北京	9	5.77
6	中山大学	高校	广东	6	3.85
7	南京医科大学	高校	江苏	6	3.85
8	首都医科大学	高校	北京	5	3.21
9	华中科技大学	高校	武汉	5	3.21
10	四川大学	高校	四川	5	3.21

表2 医学领域“中国高被引学者”前10位省/直辖市

序号	省/直辖市	人数	占比(%)
1	北京	47	30.12
2	上海	25	16.03
3	江苏	19	12.18
4	广东	14	8.97
5	浙江	10	6.41
6	湖北	8	5.13
7	四川	7	4.49
8	山东	5	3.21
9	湖南	4	2.56
10	辽宁	4	2.56

4 “中国高被引学者”个人产出及成长规律分析

3.3 地域分布情况

医学领域“中国高被引学者”连续5年入选者主要分布在17个省/直辖市，排名前5位人数占比高达73.7%，见表2。数据显示人才地域分布呈现区域中心集聚、边远地区稀缺的整体趋势，且入选人数较多的省份多与当地教育、经济水平呈正向关系，与国家战略科技力量布局也密切相关^[8]。

连续5年入选者的学术年龄为14~44年，大多数学者在入选后仍保持高产出的学术活跃度。

4.1 学术年龄分析

以Scopus数据库中所能检索到的以第一作者或通信作者发表的第1篇研究论文发表时间为学术年龄元年，计算学者的学术年龄，见图3。

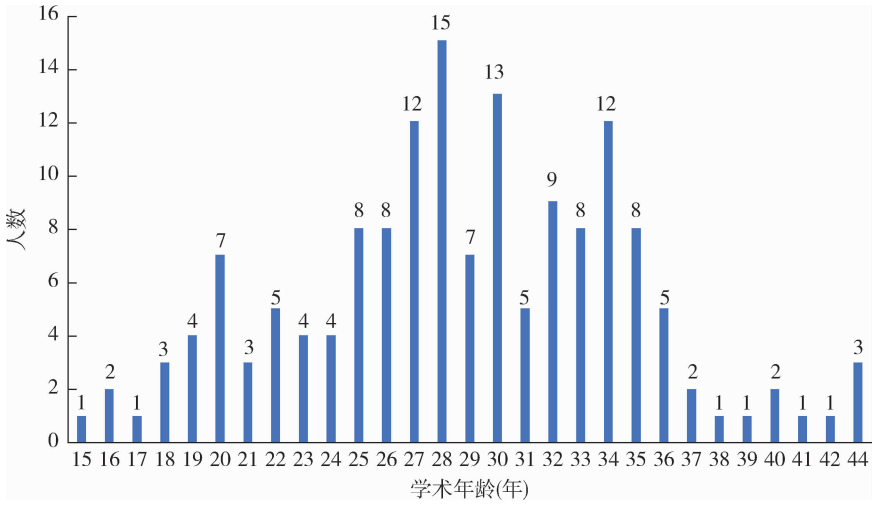


图3 医学领域“中国高被引学者”学术年龄分布

研究“中国高被引学者”的学术年龄可以了解各领域学者的年龄分布，有助于分析该领域高端人才储备与构成，及时调整优化各领域人员布局。连续5年入选者的学术年龄平均为28.7年，入选人数

较多的学术年龄段为25~35年，其中位数略高于平均年龄。按25岁硕士毕业发表第1篇论文计，学者实际年龄段为50~60岁，第1次入选“中国高被引学者”的实际年龄为45~55岁，也比较符合

目前国内医学领域顶尖人才的年龄分布。医学领域的专业性和复杂性决定学者需要更长的时间去学习和实践，属于门槛高、成才时间长的学科领域，学者的学术年龄往往比其他学科长，而连续 5 年入选者的学术年龄最短为 14 年，即第 1 次入选“中国高被引学者”的实际年龄约为 34 岁，也在一定程度上表明目前医学领域发展较快、高端人才储备丰富，学术创造力也在逐步提升。

4.2 科研产出数量分析

156 位入选者 2017—2021 年共发表论文 5 335 篇，平均 34.2 篇/人；发表最高 1% 高被引论文 194 篇，平均 1.2 篇/人，见表 3。从发文总量看，临床

医学领域发文量最多（2 585 篇），其次是药学（832 篇）、公共卫生与预防医学（444 篇）；从人均发文量看，中药学最多（57.3 篇/人），其次是中西医结合（43.0 篇/人）和临床医学（40.4 篇/人）；从归一化引文影响力指标看，人均影响力排名前 3 位的分别是基础医学、临床医学和公共卫生与预防医学，得分分别为 6.8、3.3 和 2.3 分；从最高 1% 发文量看，临床医学最多（100 篇），其次是基础医学（42 篇）和药学（19 篇），人均最高 1% 发文量前 3 位分别为基础医学（2.0 篇/人）、生物医学工程（1.9 篇/人）、临床医学（1.6 篇/人）。总体而言，临床医学入选者的科研表现最优，基础医学和生物医学工程入选者综合表现较强。

表 3 医学领域“中国高被引学者”2017—2021 年发表论文情况

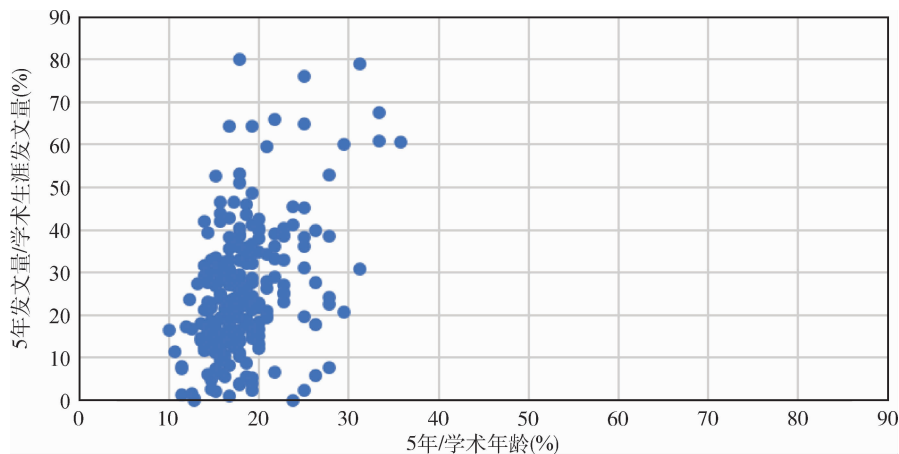
学科	所有发文		所有发文被引		归一化引文影响力指数		最高 1% 发文	
	总量（篇）	平均（篇/人）	总量（次）	平均（次）	总量（分）	平均（分）	总量（篇）	平均（篇/人）
所有学科	5 335	34.2	117 760	754.8	471.2	3.0	194	1.2
基础医学	561	26.7	26 739	1 273.3	142.4	6.8	42	2.0
临床医学	2 585	40.4	55 779	871.5	209.2	3.3	100	1.6
口腔医学	191	31.8	2 564	427.3	8.1	1.4	3	0.6
公共卫生与预防医学	444	34.2	6 806	523.5	29.3	2.3	7	0.5
中西医结合	86	43.0	1 399	699.5	3.4	1.7	3	1.5
药学	832	26.8	15 218	491.0	52.6	1.7	19	0.6
中药学	229	57.3	2 091	523.0	4.7	1.2	2	0.5
护理学	114	22.8	643	128.6	4.5	0.9	1	0.2
生物医学工程	293	32.6	6 521	724.6	16.9	1.9	17	1.9

注：中医学、特种医学和医学技术学科没有学者入选，相关发文数据为零。

4.3 学术活跃度分析

从入选学者学术生涯发文量来看，2017—2021 年年均发文量高于学术生涯年均发文量的有 113 人，占总入选人数的 72.4%，一定程度上说明大多数学者在入选“中国高被引学者”后仍保持高产出的态势。其中，2017—2021 年年均发文量高于学术生涯年均发文量的人数最多的学科是临床医学（49 人），其次是基础医学和药学（各 18 人）；从高产

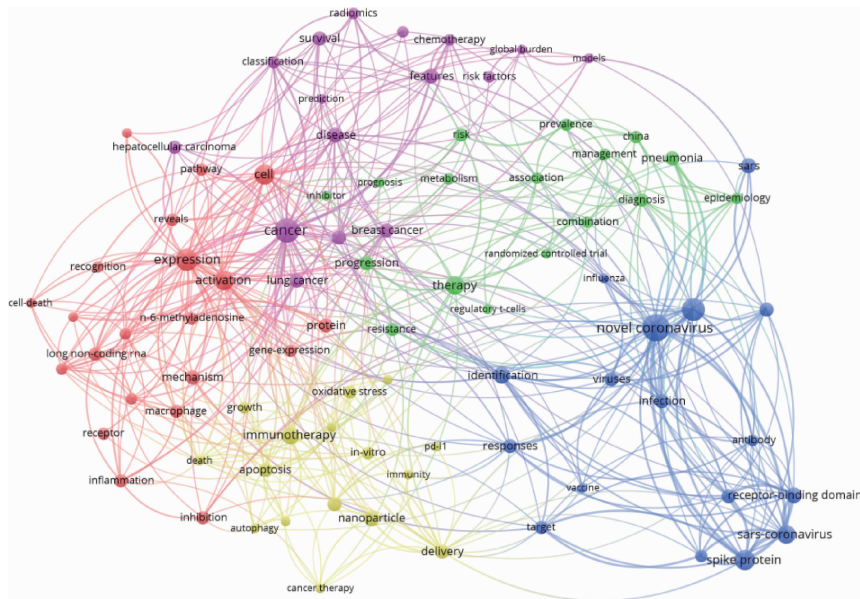
出人数比例看，基础医学最高，为 85.7%（18/21），其次是临床医学，为 75.4%（49/65），最后是药学，为 58.1%（18/31），也从一定程度上说明相对于基础医学和临床医学，药学具有较长的产出周期。2017—2021 年发文量占学术生涯发文量一半以上的有 10 人，其中最多的是护理学（4 人），其后依次为口腔医学和临床医学（各 2 人），生物医学工程和基础医学（各 1 人），见图 4。



4.4 研究热点分析

研究热点一定程度反映该领域的研究前沿和研究重点, 基于共词聚类法分析入选高被引学者发表高被引论文的高频关键词, 可以了解医学领域一段时间以来的主要研究方向和成果, 以及新兴前沿的研究方向。2017—2021 年, 医学领域共发表高被引论文 14 584 篇。其中 156 名入选者发文共计 307 篇, 总被引频次达 100 513 次, 其中发表在 *Nature*, *Science*, *Cell*, *Lancet*, *New England Journal of Medicine*, *BMJ – British Medical Journal*, *JAMA – Journal of The American Medical Association* 等国际顶级期刊的

论文共 43 篇。本文在 307 篇高被引论文中提取了 1 777 个关键词并统计其出现频次, 截取频次大于等于 5 次的关键词作为分析对象。两两统计高频关键词在同一篇文献中出现的频率, 形成关键词共现矩阵。对矩阵做聚类分析, 通过分析各类簇的文献内容, 得到 5 个研究热点: 炎症的发生机制和基因表达研究, 肺炎的流行病学、治疗及预后研究, 新型冠状病毒感染的发病机制和临床特征研究, 肿瘤的免疫治疗方法研究, 肿瘤的化学治疗方法研究, 见图 5。这些研究热点与国际近年的研究前沿保持一致, 一定程度上说明我国医学领域顶尖科学家的研究已经达到或在追赶世界先进水平。



5 对我国医学领域顶尖科技人才发展的政策建议

5.1 制定精准的人才发展战略, 提升顶尖人才使用效能

医学领域“中国高被引学者”分布较集中, 北京、上海、江苏、广东 4 地学者占 67% 以上; 且学者绝大部分来自高校、科研院所, 占有学者的 96.8%, 盘活和利用好这部分优势科研力量对构建国家战略科技力量至关重要。以北京为例, 其以建设国际科技创新中心为目标, 近几年建立了多家新型科研机构, 如北京生命科学研究所、北京脑与类脑研究所等, 对战略科学家及其核心团队充分赋权, 给予充足的经费和人员自主权, 充分释放高端人才效能^[9]。鉴于医学领域“中国高被引学者”分布集中, 更适合各地方、各单位制定适合自身发展的高端人才发展战略, 充分运用好医学领域顶尖人才, 为实现医学科技自立自强提供人才支撑。

5.2 注重后备人才培养, 保障高层次人才长期建设

科研峰值年龄本质上来说与学术生命周期和成长周期有关, 意味着学者学术成长周期的完成和科研工作的高峰, 可在一定程度上反映学者科研活力。一般认为科学研究创新最佳年龄为 25~45 岁, 而医学领域“中国高被引学者”入选年龄多集中在 45~55 岁, 已超出最佳年龄区。如何保证以入选者为代表的高层次人才持续发展, 并保障高层次人才不断补充是重中之重。中国医学科学院北京协和医学院制定了“育才聚才选才育才用才成才”的人才战略, 建立了一条人才高质量发展之路, 从青年人才培养到高端人才使用, 形成良性闭环, 2021 年高层次人才数量比 2018 年同比增长 25%, 为高端人才队伍建设提供了思路和借鉴^[10]。

建议关注顶尖人才成才全流程, 注重青年科技人才、后备力量的培育, 从博士后, 甚至是研究生开始即加强引导性培养。应当对 25~35 岁的青年人才多给予项目和经费支持, 搭建适合青年人才发展的平台, 激发年轻科研工作者的创造力。遵循青

年人才成长规律, 为青年人才提供创新的平台环境和宽松的人才政策, 引导青年人才主动做好目标导向和自由探索相结合的基础研究, 为实现高水平科技自立自强打造人才和科研基础。用好大数据、人工智能等现代技术手段, 对青年人才的教育背景、研究水平、发展潜能等进行综合研判, 更加科学、前瞻性地识人、用人、育人。

5.3 注重学科差异, 避免顶尖人才“木桶效应”

医学领域“中国高被引学者”入选学者主要涉及临床医学、药学、基础医学领域, 且前 3 位学科入选人数占全部人数的四分之三, 而中医学、特种医学和医学技术学科没有学者入选。入选学者研究领域在一定程度上可以反映目前医学领域的学科关注度, 说明中国对临床医学、基础医学、药学等医学领域关注较高, 而对中医学、特种医学和医学技术学科关注较弱。

在继续稳固临床医学、基础医学、药学等医学领域“中国高被引学者”的同时, 加强对医学技术、特种医学、生物医学工程、护理学等的关注和政策扶持, 优化人才能力评估体系、建立稳健的人才梯队, 避免因相关学科顶尖人才缺失而引起的“木桶效应”。以科技创新带动人才发展, 以前沿技术与临床医学、基础医学等经典学科的融合发展促进顶尖人才的合作创新, 以“解码”炎症风暴降低临床重症率等研究热点为动力, 提升人才转化效率, 以实现医疗器械、医学成像技术国产化替代和自主可控为目标, 将生物医学工程与临床紧密结合, 以产业化驱动学科发展, 提升整个学科的发展水平, 反哺顶尖人才发展^[11-12]。

6 结语

本文基于爱思唯尔“中国高被引学者”榜单, 以 2017—2021 年连续 5 年入选者为研究对象, 通过分析医学领域顶尖人才的结构特征和科研成果分布情况, 发现我国医学领域具有研究学科、研究机构、学者年龄集中分布等特点。这些特点提示可根据学科专业发展趋势适时完善、调整、丰富学科分

类,同时围绕医学行业和区域人才需求对高层次复合型医学技术人才培养等进行政策引导,使医学领域向多学科、区域协同合作发展,从而促进学科平衡、可持续发展。同时建议以医学领域“中国高被引学者”为基础,加强各学科人才建设,放眼“全球高被引学者”,开展前瞻性培养和应用转化,强调战略科技人才生态化培养。

作者贡献:崔艳梅负责研究设计、论文撰写;陶佳颐负责数据分析;陈宣男负责政策研究;刘海涛负责整体构思及论文修改。

利益声明:所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- 1 BIHARI A, TRIPATHI S. EM-index: a new measure to evaluate the scientific impact of scientists [J]. *Scientometrics*, 2017, 112 (1): 659-677.
- 2 郝晓梅,李日,高歌,等.医学领域学者学术论文影响力评价方法[J].*中华医学图书情报杂志*,2019,28 (9): 46-50.
- 3 尹志欣,谢荣艳.我国顶尖科技人才现状及特征研究——以汤森路透 2015 高被引科学家为例[J].*科技进*

步与对策,2017,34 (1): 136-140.

- 4 中国高被引学者 [EB/OL]. [2023-04-04]. <https://www.elsevier.cn/zh-n/solutions/scopus/most-cited>.
- 5 2023 年中国科技论文统计报告 (1) [EB/OL]. [2023-04-04]. <https://www.istic.ac.cn/ueditor/jsp/upload/file/20230919/1695123797464034826.pdf>.
- 6 赵兵,郭才正,钱景.基于 Clarivate Analytics “Highly Cited Researchers” 的中美高被引科学家分析 [J].*农业图书情报学刊*,2017,29 (7): 75-77.
- 7 靳军宝,曲建升,吴新年,等.2014—2019 年我国高被引科学家群体特征计量分析 [J].*科技管理研究*,2021,41 (3): 202-210.
- 8 王茜,张宓之.全球“高被引科学家”的聚焦领域、分布格局及发展态势 [J].*科学发展*,2022 (10): 23-29.
- 9 赵宁,范巍,张锐昕.中国“全球高被引科学科学家”结构特征和成长规律分析 [J].*科技管理研究*,2022 (1): 208-214.
- 10 王卓然,李明穗,蒋慧莉,等.聚焦国家医学发展,实施人才培养“六才”理念 [J].*中国医学科学院学报*,2022,44 (5): 837-839.
- 11 李海云,景斌,于红玉.生物医学工程学科发展的思考 [J].*北京生物医学工程*,2015,34 (6): 626-629.
- 12 赵志强,赵涵,吴航,等.医院医学工程部门的学科建设及其内容 [J].*中国医学装备*,2017,14 (9): 145-148.

(上接第 36 页)

- 37 LI Y, WANG L, XU B, et al. Based on network pharmacology tools to investigate the molecular mechanism of Cordyceps sinensis on the treatment of diabetic nephropathy [EB/OL]. [2023-11-27]. <https://doi.org/10.1155/2021/8891093>.
- 38 FAN J, XU M, ZHOU L, et al. Integrating network pharmacology deciphers the action mechanism of Zuojin capsule in suppressing colorectal cancer [EB/OL]. [2023-11-27]. <https://doi.org/10.1016/j.phymed.2021.153881>.
- 39 吴博,梁循,张树森,等.图神经网络前沿进展与应用 [J].*计算机学报*,2022,45 (1): 35-68.
- 40 HE H, CHEN G, CHEN C Y C. Machine learning and graph neural network for finding potential drugs related to multiple myeloma [J]. *New journal of chemistry*, 2022, 46 (11): 5188-5200.
- 41 JI Y, SHI B, LI Y. An evolutionary machine learning for multiple myeloma using runge kutta optimizer from multi characteristic indexes [EB/OL]. [2023-11-27]. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.106189>.
- 42 ZENG X, XIANG H, YU L, et al. Accurate prediction of

molecular properties and drug targets using a self-supervised image representation learning framework [J]. *Nature machine intelligence*, 2022, 4 (11): 1004-1016.

- 43 SUN M, ZHAO S, GILVARY C, et al. Graph convolutional networks for computational drug development and discovery [J]. *Briefings in bioinformatics*, 2020, 21 (3): 919-935.
- 44 ZHI H Y, ZHAO L, LEE C C, et al. A novel graph neural network methodology to investigate dihydroorotate dehydrogenase inhibitors in small cell lung cancer [J]. *Biomolecules*, 2021, 11 (3): 477.
- 45 唐跃威,刘治平.基于深度学习与多层次信息融合的药物靶标亲和力和预测 [J].*中国生物工程杂志*,2021,41 (11): 40-47.
- 46 VARADI M, ANYANGO S, DESHPANDE M, et al. AlphaFold protein structure database: massively expanding the structural coverage of protein-sequence space with high-accuracy models [J]. *Nucleic acids research*, 2022, 50 (D1): D439-D444.