四川大学学报（医学版） 2026，57（4）：966－973
J Sichuan Univ（Med Sci） DOI: 10.12182/20260760501

在线全文

人工智能与长寿医学交叉研究：全球格局、合作网络与前沿趋势（2010–2025）

黄心言[1]，谭建淑[1]，曹叔琴[1]，狄隆康[1]，康伦维[1]，朱卓立[2]，廖 生[1△]

1. 口腔疾病防治全国重点实验室 国家口腔医学中心 口腔疾病国家临床医学研究中心 四川大学华西口腔医院（成都 610041）；
2. 口腔疾病防治全国重点实验室 国家口腔医学中心 口腔疾病国家临床医学研究中心 四川大学华西口腔医院老年口腔科（成都 610041）

【摘要】 目的 随着衰老理论的拓展与人工智能（AI）方法学的快速演进，AI 与长寿医学的交叉融合已成为延长人类健康寿命的关键路径。本研究旨在系统揭示该交叉领域的研究格局、合作网络与前沿趋势，为其临床转化与健康管理产业发展提供依据。**方法** 本研究以 Web of Science 核心合集（SCIE+SSCI）为数据源，系统检索2010–2025年间AI与长寿医学交叉领域的英文文献，共纳入4 170篇有效文献，采用Bibliometrix与CiteSpace 7.0联合分析策略。**结果** 该领域发文量呈指数型增长；全球格局形成中美双核心、多极化态势，机构合作划分为亚欧、美国与欧陆三大网络；研究主题汇聚为衰老与多病共存核心概念、AI 驱动的身体成分与肌骨评估、深度学习驱动的神经影像衰老评估、可穿戴传感与移动健康、数字表型与心理健康五个研究主题聚类；中、美、英三国研究侧重点存在明显差异：中国呈广覆盖、临床导向多线并进特征，美国深耕方法学与数字表型，英国聚焦于脑龄方向。**结论** 本研究系统勾勒出 AI 与长寿医学交叉领域的研究格局、合作网络与前沿趋势，可为该领域的临床转化及健康管理产业发展提供数据支撑与决策参考。

【关键词】 人工智能 长寿医学 老年科学 衰老生物标志物 脑龄 数字表型 CiteSpace

Interdisciplinary Research on Artificial Intelligence and Longevity Medicine: Global Landscape, Collaboration Networks, and Frontier Trends (2010–2025)

Huang Xinyan[1], *Tan Jianshu*[1], *Cao Shuqin*[1], *Di Longkang*[1], *Kang Lunwei*[1], *Zhu Zhuoli*[2], *Liao Ga*[1△].

1. *State Key Laboratory of Oral Diseases & National Center for Stomatology & National Clinical Research Center for Oral Diseases, West China Hospital of Stomatology, Sichuan University, Chengdu 610041, China*; 2. *State Key Laboratory of Oral Diseases & National Center for Stomatology & National Clinical Research Center for Oral Diseases, Department of Geriatric Dentistry, West China Hospital of Stomatology, Sichuan University, Chengdu 610041, China*

△ Corresponding author

[Abstract] Objective With the expansion of theories concerning aging and the rapid evolution of artificial intelligence (AI) methodologies, the integration of AI and longevity medicine has emerged as a critical pathway for extending human healthspan. This study is aimed at a systematic characterization of the research landscape, collaboration networks, and frontier trends in this interdisciplinary field, so as to inform clinical translation and the development of the health management industry. **Methods** The Web of Science Core Collection, including Science Citation Index Expanded (SCIE) and Social Sciences Citation Index (SSCI), was used as the data source. English-language publications in the interdisciplinary field of AI and longevity medicine between 2010 and 2025 were systematically retrieved, and 4 170 valid records were included for a joint analysis using Bibliometrix and CiteSpace 7.0. **Results** Annual publication output showed exponential growth. The global research landscape exhibited a China–US dual-core and a multipolar pattern, with institutional collaborations clustering into 3 major networks spanning Asia–Europe, the United States, and Continental Europe. Research topics were clustered into five major themes—the core concepts of aging and multimorbidity, AI-driven body composition and musculoskeletal assessment, deep-learning-based evaluation of brain aging through neuroimaging, wearable sensing and mobile health, and digital phenotyping and mental health. Marked differences in research priorities were observed among the three leading contributors, including China, the United States, and the United Kingdom. China demonstrated broad research coverage and clinically oriented multi-track development, the United States led in methodological innovation and digital phenotyping, and the United Kingdom concentrated on brain age research. **Conclusions** This study systematically delineates the research landscape, collaboration networks, and frontier

△ 通信作者

出版日期：2026-07-20

trajectories in the interdisciplinary field of AI and longevity medicine, providing data-driven evidence and decision-making support for advancing clinical translation and the development of the health management industry in this field.

[Key words] Artificial intelligence　Longevity medicine　Geroscience　Aging biomarkers　Brain age　Digital phenotyping　CiteSpace

现代衰老研究的科学化始于19世纪末，经过逾一个世纪的演进，2013年López-Otín 等[1]提出衰老九大标志，2023年拓展至12个标志，进一步完善了衰老的系统生物学图景[2]。Kennedy 等[3]据此系统阐述了老年科学（geroscience）假说，主张靶向衰老核心机制有望同步延缓多种年龄相关疾病。Bischof等[4]进一步提出基于衰老深度生物标志物进行的生物学年龄诊断与个性化干预应从成年中期即开始，以延长健康寿命，长寿医学（longevity medicine）应运而生。2025年，Kroemer 等[5-6]提出以高通量组学、临床与数字衰老生物标志物为基础，结合个体遗传与心理社会暴露评估，构建精准长寿医学策略。目前，长寿医学已不局限于对老年群体疾病发生后进行干预，而是覆盖生命全周期，在疾病发生前进行风险预测并进行干预，从而实现健康寿命的整体延长。

随着机器学习的发展，基于机器学习构建的血液生化衰老时钟，DNA甲基化衰老时钟等在预测衰老相关疾病风险中展现出显著的应用前景[7-8]。近年来，基于人工智能（artificial intelligence, AI）算法构建的脑龄[9]、视网膜年龄[10]等器官衰老指标，与基于代谢、免疫、微生物组等构建的衰老评估模型结合，构成长寿医学的多维指标体系。本研究基于Web of Science（WoS）核心合集，对2010–2025年间人工智能与长寿医学交叉领域的英文文献进行系统检索与分析，采用Bibliometrix与CiteSpace 7.0联合分析策略，全面描绘该领域的研究景观、合作网络、主题聚类与前沿方向，为其临床转化提供数据基础。

1　资料与方法

1.1　数据来源与检索策略

以WoS核心合集中的SCI-Expanded与SSCI为数据源，检索于2026年3月31日执行。采用主题检索（TS）策略，最终检索式由两个主题集的布尔AND组合构成。

主题集1（AI方法学）：涵盖人工智能（artificial intelligence）、机器学习（machine learning）、深度学习（deep learning）、神经网络（neural network）等AI核心术语。主题集2：由于长寿医学作为新兴学科，涵盖范围远超寿命（longevity）或抗衰老（anti-aging）的传统术语，本研究采用了广义关键词扩展策略，将检索式从基础老年生物学扩展到精准长寿医学，具体包括：（1）衰老核心概念：长寿医学（longevity medicine）、健康寿命（healthspan）、老年科学（geroscience）等；（2）多组学衰老时钟：表观遗传时钟（epigenetic clock）、蛋白质组时钟/年龄（proteomic clock/age）、转录组时钟/年龄（transcriptomic clock/age）、代谢时钟/年龄（metabolomic clock/age）等；（3）器官特异性衰老时钟：脑龄（brain age）、视网膜年龄（retinal age）、心龄（heart age, cardiac age）、心电图年龄（ECG age）、动脉年龄（vascular age）、面部年龄（facial age）等；（4）衰老生物标志物及机制：衰老标志物（hallmarks of aging）、细胞衰老（cellular senescence）等；（5）其他：代谢健康老龄化、微生物组与免疫衰老、数字健康与干预手段。完整检索式见网络资源附表。

1.2　纳入与排除标准

纳入标准：发表年份限定2010–2025年；文献类型限定为Article与Review；语言限定为英文。初步检索获得6 678篇文献，限定时间范围后剩余6 049篇，限定文献类型后剩余4 965篇（其中Article 4 430篇、Review 535篇）。随后依据WoS学科分类排除与研究主题无关的领域，学科分类详细纳入排除标准见附录。

数据清洗：由于本领域标题多含机器学习、脑龄等高频词，检测阈值过低会误检文献、过高则可能漏检重复文献，故 Bibliometrix 端以标题为字段、采用默认阈值 0.95 判重；CiteSpace 端独立执行按标题、作者、来源、年份等书目字段匹配检测的内置去重程序。两平台均最终保留4 170篇，结果一致。文献筛选流程见图1。

1.3　分析工具与方法

采用Bibliometrix与CiteSpace 7.0联合分析策略，R语言端完成年度趋势、高产国家与机构的描述性统计；国家间合作、机构合作及关键词共现网络采用 Louvain 算法进行社区聚类，绘制国家-关键词差异化布局图。CiteSpace完成关键词突发性检测，关键词时间线可视化。CiteSpace主要参数设置：以LLR算法标记聚类，主题时间切片1年；g-index（k= 15）；LRF= −1.0；L/N= 10；LBY= 5；e= 50.0；不剪枝。

2　结果

2.1　年度趋势与全球分布

年度发文量呈指数型增长（图2A）。2010至2015年累计不足60篇，2016年起持续加速，2021年后爆发式上升，2025年单年达1 341篇。

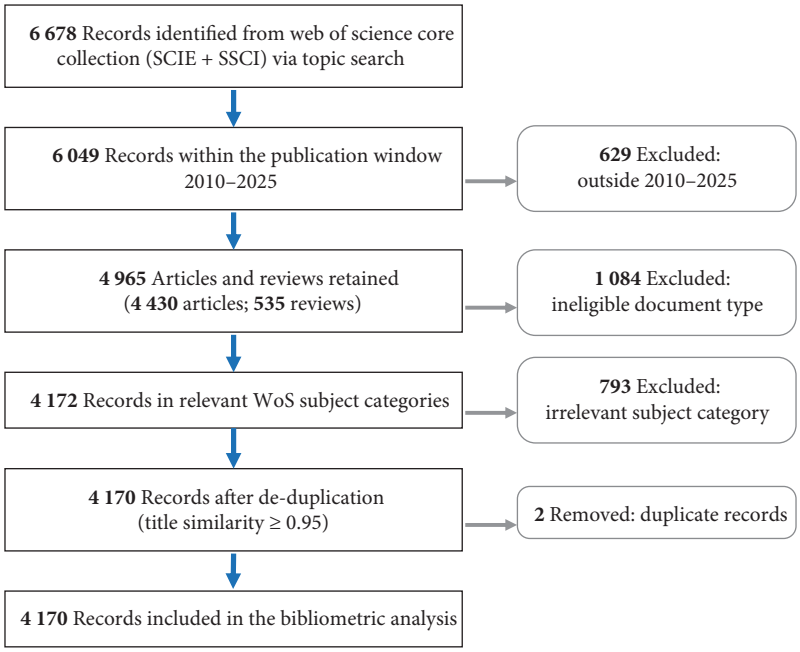


图 1 文献筛选 PRISMA 流程图

Fig 1 PRISMA flow diagram of the study selection process

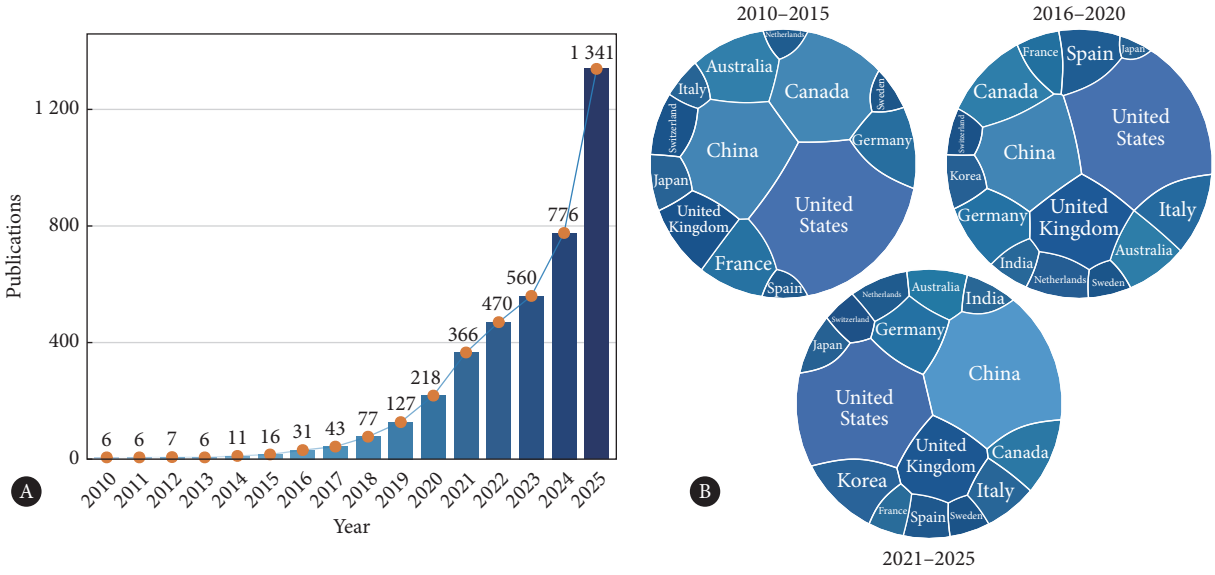


图 2 年度发文趋势与国家/地区分布

Fig 2 Annual publication trends and country/region distribution

A: Annual publication output in 2010–2025; B: evolution of national output shown as Voronoi treemaps for three periods (2010–2015, 2016–2020, and 2021–2025).

全球格局呈三阶段演变(图2B)。2010–2020年美国略占优势、中国紧随,2021–2025年确立中美双核心,韩国、德国、英国、印度等多国共同构成多极格局。中国由紧随跃至与美国并列核心,反映其快速、大规模投入应用的AI产业,在长寿医学领域快速追平美国的方法学先发优势。

Louvain算法将国家间合作网络划分为两个主要社群(图3):以中、美、加、韩、澳、日、印度为核心的亚太-北美集群(簇1),以英、德、意、法、瑞士、荷兰、西班牙、北欧诸国为核心的欧洲集群(簇2)。中美、美英的双边合作最为密切,而美国同时与两大集群保持高强度连接,是衔接亚太与欧洲的枢纽。

2.2 高产机构与合作聚类

高产机构划分为3个主要社区(图4A)。簇1为中欧学术合作网络,整合了中国与英国主导的众多机构。簇2为美国学术合作网络,以哈佛体系、加利福尼亚大学系统等

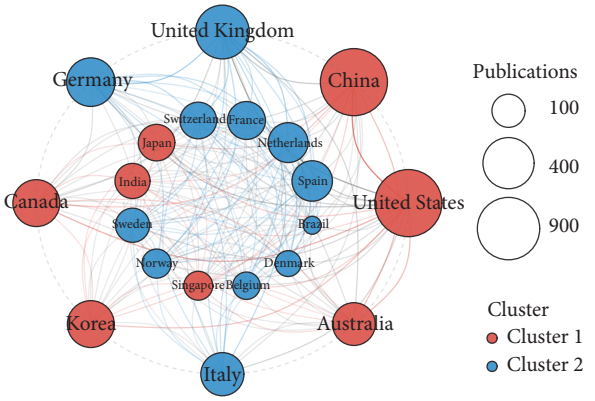


图 3 基于Louvain算法的国家间合作网络聚类

Fig 3 Clustering of the inter-country collaboration network based on the Louvain algorithm

The network is partitioned into two community by the Louvain algorithm; the node size denotes publication output and the colors denote the communities

为核心。簇3为欧陆研究网络，以德、法机构为主体。

高产机构排名上，哈佛大学以208篇位居首位，加利福尼亚大学系统（177篇）、哈佛医学附属机构（171篇）、伦敦大学（153篇）、哈佛医学院（134篇）紧随其后（图4B）。排名前十的机构中，美国占其六且均属同一社区，而伦敦大学是唯一进入前五的非美机构，显示美国以哈佛为中心的高度内聚，与英国的单点突出形成对照。

2.3　主题聚类、突发与时间线演变

Louvain 算法将关键词共现网络划分为五个主题聚类（图5A）。聚类1为衰老与多病共存核心概念群，含衰老、老年人群、细胞衰老、阿尔茨海默病、癌症、心血管疾病等；聚类2为 AI 驱动的身体成分与肌骨评估，含肌少症、身体成分、计算机断层扫描、骨质疏松、肥胖等；聚类3为深度学习驱动的神经影像衰老评估，含深度学习、脑龄、磁共振成像、神经影像、卷积神经网络、特征提取等；聚类4为可穿戴传感与移动健康，含可穿戴传感器、可穿戴设备、移动健康、计算机视觉等；聚类5为数字表型与心理健康，含数字表型、数字健康、心理健康、抑郁症等。

关键词突发性检测（图5B）呈现清晰的演进脉络。2010–2017年以皮层厚度、分类、算法、加速度计、活动识别、寿命等基础方法学与神经形态学指标的突发为主；2017–2018年前后涌现面部年龄估计、卷积神经网络、年龄预测、跌倒检测、移动电话、步态、大数据等高强度突发词，标志着深度学习与可穿戴、移动技术的大规模引入；2019–2021年精神分裂症、数字表型、预测、神经网络、心理健康等突发，反映数字表型与心理健康方向的快速兴起；2022–2025年仅死亡率与细胞等少数术语持续突发，其中细胞持续至2025年，提示领域已从早期方法学探索转入应用深化阶段。

CiteSpace 时间线图谱（图5C）进一步归纳出六个相互关联的成熟聚类（Modularity Q = 0.408 5, Mean Silhouette S = 0.769 7），按聚类规模依次为 肌少症、细胞衰老、数字表型、脑龄、跌倒检测、机器学习。

Louvain基于模块度优化，CiteSpace基于关键词共现

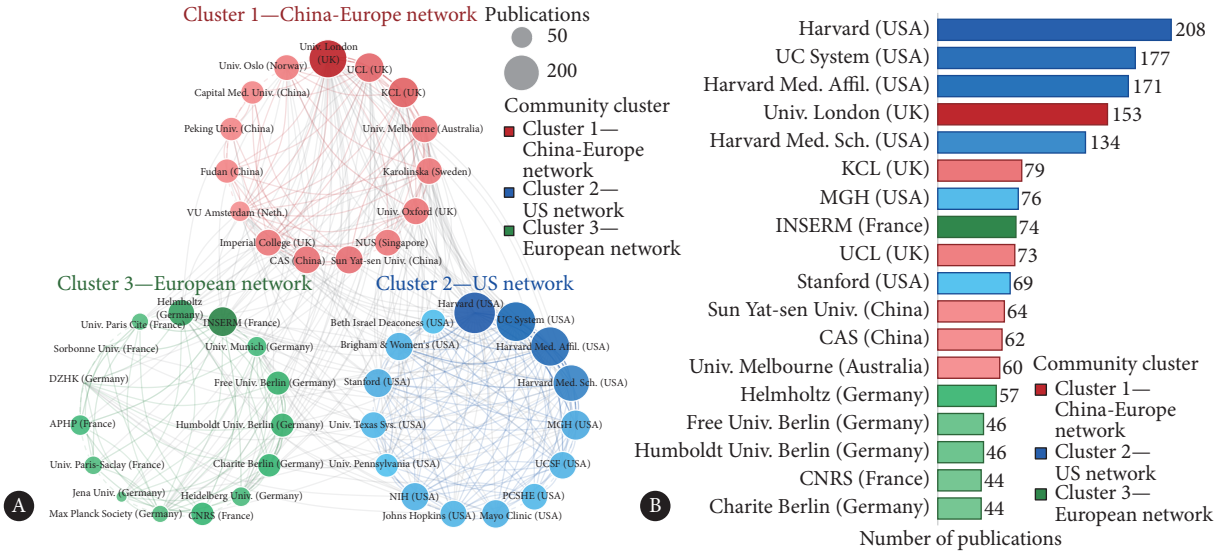


图 4 高产机构与合作聚类

Fig 4 High-output institutions and collaboration clusters

CAS: Chinese Academy of Sciences; CNRS: Centre National de la Recherche Scientifique (French National Centre for Scientific Research); INSERM: Institut National de la Santé et de la Recherche Médicale (French National Institute of Health and Medical Research); KCL: King's College London; MGH: Massachusetts General Hospital; UC System: University of California System; UCL: University College London. A: Louvain-based collaboration network of the 300 most productive institutions, partitioned into a China-Europe network (cluster 1), a US network (cluster 2), and a European network (cluster 3); B: the top 18 institutions ranked by publication output and their community membership.

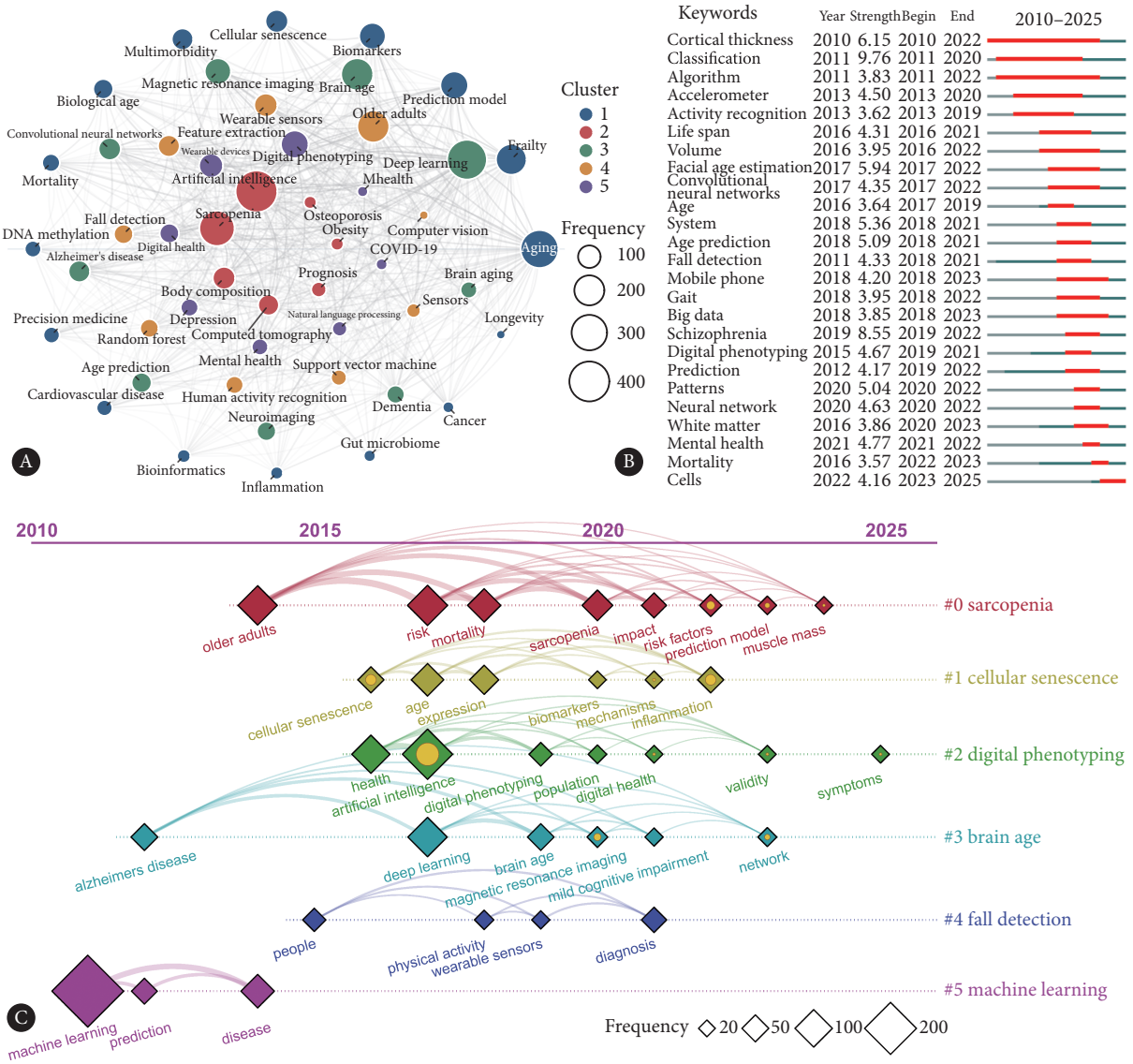


图 5 主题聚类、突发与时间线演变

Fig 5 Thematic clustering, burst detection and timeline evolution

A: Louvain-based keyword co-occurrence network (5 clusters); B: top 25 keyword burst detection by CiteSpace, showing the onset, end, and strength of each burst; C: CiteSpace keyword timeline with clusters labelled by the log-likelihood-ratio (LLR) algorithm.

网络与LLR标签，虽然聚类参数设置及边权重计算方式存在差异，但所得主题方向高度一致(表1)。

2.4 国家差异化研究布局

以中国、美国、英国三个核心国家的高频关键词绘制国家-关键词放射图(图6)，可见清晰的差异化特征。中国关键词覆盖最广，机器学习、深度学习、肌少症、衰老、老年人群构成第一梯队，脑龄、人工智能、细胞衰老、预测模型、生物标志物、衰弱、磁共振成像等紧随其后，呈现广覆盖、临床导向的多线并进态势。美国偏向方法学与数字表型，其人工智能频数远高于中国，数字表型在美国排名第五却未进入中国前十，显示美国在这一新兴方向的领先布局，脑龄、衰弱、可穿戴设备、阿尔茨海默病亦为其活跃方向。英国分布最集中，脑龄占其关键词出现次数的比例为三国之最(约9.7%，中国约5.9%，美国约6.3%)，叠加磁共振成像与神经影像双双跻身前列，凸显英国向AI驱动的神经影像衰老评估的显著倾斜。三国的侧重差异，实质是各自疾病负担、数据禀赋与政策导向在研究前沿上的投影。

3 讨论

本研究联合使用功能互补的两种分析工具，Bibliometrix基于 R 语言可复现流程，在描述性统计、共现网络社区聚类，可视化相关领域结构特点以及合作格局方面具有优势；CiteSpace 适用于突发性检测与时间线动态分析，可

表 1　Louvain与CiteSpace聚类结果对照

Table 1　Correspondence between Louvain co-occurrence clusters and CiteSpace timeline clusters

Louvain co-occurrence cluster (Fig 5A)	CiteSpace cluster (Fig 5C)	Shared thematic focus	Representative keywords
Cluster 1: Aging and multimorbidity core concepts	#1 cellular senescence	Aging mechanisms and age-related disease	cellular senescence; biomarkers; Alzheimer's disease; cancer; cardiovascular disease
Cluster 2: AI-driven body composition and musculoskeletal assessment	#0 sarcopenia	Sarcopenia and body-composition AI screening	sarcopenia; body composition; computed tomography; osteoporosis; muscle mass
Cluster 3: Deep-learning-based neuroimaging aging evaluation	#3 brain age	Neuroimaging-based brain-age assessment	deep learning; brain age; magnetic resonance imaging; neuroimaging; mild cognitive impairment
Cluster 4: Wearable sensing and mobile health	#4 fall detection	Wearable and mobile-health applications	wearable sensors; wearable devices; physical activity; fall detection
Cluster 5: Digital phenotyping and mental health	#2 digital phenotyping	Digital phenotyping and mental health	digital phenotyping; digital health; mental health; depression
Methodology dispersed across clusters	#5 machine learning	Early methodological foundation	machine learning; prediction; classification

Because the two algorithms differ in edge weighting and boundary assignment, a few peripheral keywords (e.g., Alzheimer's disease, older adults) may fall into different clusters across the two panels.

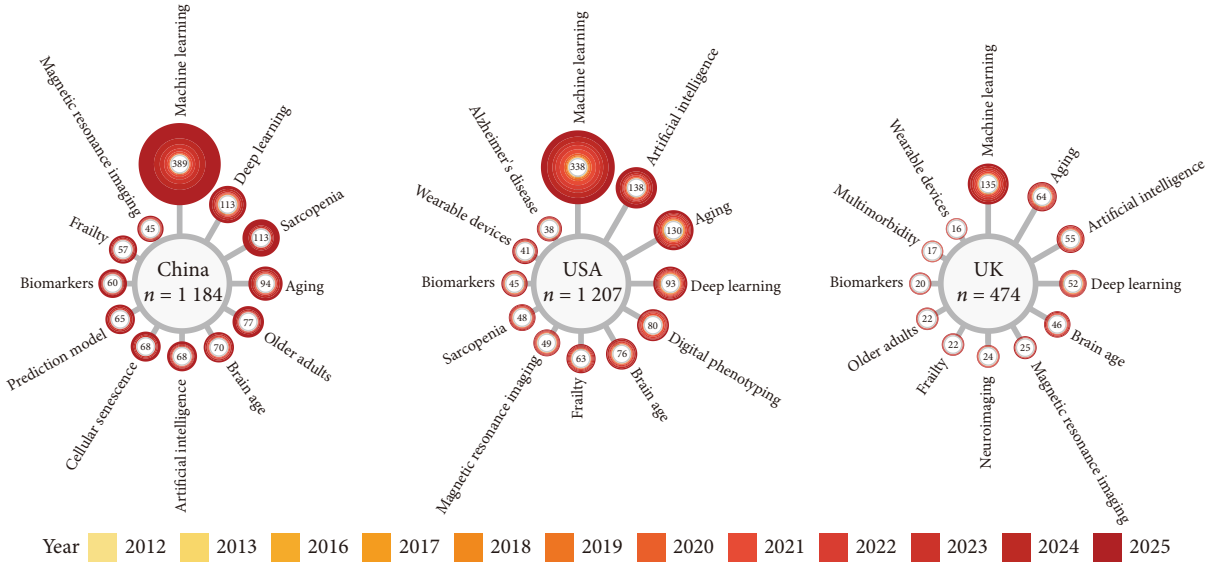


图 6　中国、美国、英国三国高频关键词差异化布局放射图

Fig 6　Radial layout of high-frequency keywords for China, the United States, and the United Kingdom

Each country is centred on its total publication output, with the top keywords and their frequencies arranged radially; the color is graded by the year in which each keyword first appeared.

揭示研究前沿与演进，并借助对数似然比标签自动提炼主题。同时，两者采用不同算法所得主题方向高度一致，形成交叉验证，增强了结论稳健性。

3.1　增长动因与全球格局

本研究观察到的指数型增长曲线呈现三时段特征：2010–2015年萌芽期、2016–2020年持续加速期、2021年以来爆发期。2016年前后正值首个深度衰老时钟提出与深度学习方法在生物医学影像、组学数据中取得突破的窗口期[7]；2020年前后既是 COVID-19 疫情冲击老年人群的时段[11]，也是深度生物标志物研究密集涌现的时段；2023–2025年大语言模型在医学领域的快速渗透[12]、衰老标志框架的扩展更新[2]与器官特异性衰老时钟概念的成熟同步发生。中美双核心格局中，美国先发优势源于 AI 技术[13]、老年科学与大型纵向队列的历史积淀[14]，中国快速崛起则基于老龄化人口的迫切需求与庞大的影像/电子病历数据资源[15]，英国发挥连接欧美集群的桥梁作用并在脑龄方向具备领先地位。

3.2　长寿指标体系的多维构建

该领域围绕着构建可预测、可解释、可干预的衰老评估体系，目前正沿四条路径并行推进。AI驱动筛选分子标志物路径机制特异性最强[8]，对应聚类1与#1（细胞衰老），但依赖专门的组学检测，难以规模化。影像时钟路径用深度学习从常规影像读取器官生物学年龄[16]，对应聚类3与#3（脑龄），兼顾非侵入与可解释，最适合大规模筛查。功能与身体成分路径以肌少症与 CT 身体成分分析为代表，对应聚类2与#0（肌少症），最贴近现行诊疗流程，临床转化最快。数字表型与可穿戴路径借移动与可穿戴设备把评估推向日常场景[17]，对应聚类4、5与#2、

#4。这些机制层级各异、应用场景互补,最终实现延长群体健康寿命的目的。

3.3 国际差异化布局

中国研究热点紧贴临床筛查。我国3.1亿老年人口[18],对肌少症、衰弱、多病共存等筛查需求迫切[19-20]。庞大的CT与电子病历数据加上快速迭代的AI能力,使身体成分自动分析[21-22]、视网膜年龄[10]等影像筛查方向率先落地。《"健康中国 2030"规划纲要》与《"十四五"健康老龄化规划》把资源导向可规模化的基层筛查工具,促进中国研究热点实现广覆盖、临床导向[23-24]。

美国的优势在方法学源头。表观遗传时钟、深度衰老时钟等核心范式多由美国团队提出,方法学的关键词强度亦远高于中、英,背后是老年科学的长期投入、大型纵向队列与长寿生物技术产业的资本驱动。英国脑龄研究独树一帜,既源于Cole等[25]的开创性工作,更依托UK Biobank等大规模影像-遗传队列的训练数据,从而实现从常规脑 MRI 精准预测大脑生物学年龄,并以脑龄差量化脑衰老、预警认知衰退与神经退行性变[26]。

3.4 临床转化与健康管理产业前景

以肌少症为核心的身体成分分析方向呈现出较为完整的临床转化链条[27]。利用 U-Net 与 Attention U-Net 等深度学习语义分割网络,在常规影像学结果中自动识别并分割骨骼肌、脂肪等组织比例,以实现肌少症等疾病的筛查在常规体检流程中即可进行,具有显著的应用前景[28]。借助卷积神经网络从影像学结果中预测大脑生物学年龄,并经由AI算法提升精度与可解释性的方法学范式,近年来已逐步拓展至眼底彩照、单导联心电等低成本硬件,使AI驱动的器官衰老评估有望向基层机构渗透[29-30]。通过可穿戴设备采集并分析个体数字表型是直接面向消费市场的研究分支。通过长短期记忆网络或 Transformer 等时序深度模型处理智能手环、智能手机所被动采集的步数、心率变异、睡眠分期与活动节律等高频信号,可输出生物学年龄加速度或衰弱风险等综合指标,从而推动健康管理服务从医疗机构向日常生活场景延伸[17]。此外,借助生成式人工智能与神经网络对衰老相关通路与靶点进行挖掘,结合大规模化合物库的虚拟筛选,可显著缩短抗衰老药物的研发周期,并为长期临床队列研究提供有价值的补充[31]。

3.5 局限性

本研究局限包括:(1)以 WoS 核心合集为数据源,可能造成对非英语国家研究贡献的低估;(2)Louvain聚类与CiteSpace聚类对参数设置敏感,聚类结果应视为相对划分;(3)仅能呈现时序与共现的相关性。但本研究所采用的双平台联合分析策略与广义关键词扩展检索式,在最大程度上保证了数据的代表性与结果的稳健性,所识别出的研究格局、合作网络与前沿主题,仍能为理解 AI 与长寿医学交叉领域的发展态势、判断未来研究方向与推动临床转化和健康管理产业落地,提供可靠的数据支撑与决策参考。

3.6 结论

本研究通过系统分析 4 170篇 2010–2025年间 AI 与长寿医学交叉领域的英文文献,发现AI与长寿医学的交叉在16年间从萌芽走向爆发,形成中美双核心、多极化的全球格局。研究主题涵盖衰老与多病共存核心概念、AI驱动的身体成分与肌骨评估、神经影像衰老评估、可穿戴传感与移动健康、数字表型与心理健康五大方向。该领域正沿分子、影像、功能、行为四条路径把衰老转化为可测、可解释、可干预的临床指标,机器学习是贯穿其间的共同方法学基础。最高产的中美英三国的研究侧重点存在明显差异,中国凭借庞大的老龄化需求、影像与电子病历数据及《"健康中国 2030"规划纲要》《"十四五"健康老龄化规划》等政策导向,快速推动 AI 从方法学走向应用层面;美国深耕数字表型与方法学;英国聚焦于脑龄研究。研究结果有望为长寿医学的临床转化与健康管理产业发展提供数据支撑。

* * *

作者贡献声明 黄心言负责论文构思、数据审编、正式分析、软件、可视化和初稿写作,谭建淑负责数据审编、调查研究和验证,曹叔琴,狄隆康和康伦维负责软件和监督指导,朱卓立负责研究方法、提供资源和审读与编辑写作,廖生负责经费获取、研究方法、研究项目管理、提供资源和审读与编辑写作。所有作者已经同意将文章提交给本刊,且对将要发表的版本进行最终定稿,并同意对工作的所有方面负责。

Author Contribution Huang Xinyan is responsible for conceptualization, data curation, formal analysis, software, visualization, and writing--original draft. Tan Jianshu is responsible for data curation, investigation, and validation. Cao Shuqin, Di Longkang, and Kang Lunwei are responsible for software and supervision. Zhu Zhuoli is responsible for methodology, resources, and writing--review and editing. Liao Ga is responsible for funding acquisition, methodology, project administration, resources, and writing--review and editing. All authors consented to the submission of the article to the Journal. All authors approved the final version to be published and agreed to take responsibility for all aspects of the work.

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

Declaration of Conflicting Interests All authors declare no competing interests.

参 考 文 献

[1] López-otín C, Blasco M A, Partridge L, *et al*. The hallmarks of aging[J]. Cell, 2013, 153(6): 1194-1217. DOI: 10.1016/j.cell.2013.05.039.

[2] López-otín C, Blasco M A, Partridge L, *et al*. Hallmarks of aging: An

expanding universe[J]. Cell, 2023, 186(2): 243-278. DOI: 10.1016/j.cell.2022.11.001.

[3] Kennedy B K, Berger S L, Brunet A, *et al*. Geroscience: linking aging to chronic disease[J]. Cell, 2014, 159(4): 709-713. DOI: 10.1016/j.cell.2014.10.039.

[4] Bischof E, Scheibye-knudsen M, Siow R, *et al*. Longevity medicine: upskilling the physicians of tomorrow[J/OL]. Lancet Healthy Longev, 2021, 2(4): e187-e188. https://doi.org/0.1016/S2666-7568(21)00024-6.

[5] Kroemer G, Meij H J, Maier A B. Geromedicine: a new journal for the clinical application of geroscience[J]. Geromedicine, 2025, 1(1): GER_202501. DOI: 10.70401/geromedicine.2025.0001.

[6] Kroemer G, Maier A B, Cuervo A M, *et al*. From geroscience to precision geromedicine: understanding and managing aging[J]. Cell, 2025, 188(8): 2043-2062. DOI: 10.1016/j.cell.2025.03.011.

[7] De Lima camillo L P, Lapierre L R, Singh R. A pan-tissue DNA-methylation epigenetic clock based on deep learning[J]. NPJ Aging, 2022, 8(1): 4. DOI: 10.1038/s41514-022-00085-y.

[8] Teschendorff A E, Horvath S. Epigenetic ageing clocks: statistical methods and emerging computational challenges[J]. Nat Rev Genet, 2025, 26(5): 350-368. DOI: 10.1038/s41576-024-00807-w.

[9] Cole J H, Franke K. Predicting age using neuroimaging: innovative brain ageing biomarkers[J]. Trends Neurosci, 2017, 40(12): 681-690. DOI: 10.1016/j.tins.2017.10.001.

[10] Zhu Z, Shi D, Guankai P, *et al*. Retinal age gap as a predictive biomarker for mortality risk[J]. Br J Ophthalmol, 2023, 107(4): 547-554. DOI: 10.1136/bjophthalmol-2021-319807.

[11] Chen Y, Klein S L, Garibaldi B T, *et al*. Aging in COVID-19: vulnerability, immunity and intervention[J]. Ageing Res Rev, 2021, 65: 101205. DOI: 10.1016/j.arr.2020.101205.

[12] Thirunavukarasu A J, Ting D S J, Elangovan K, *et al*. Large language models in medicine[J]. Nat Med, 2023, 29(8): 1930-1940. DOI: 10.1038/s41591-023-02448-8.

[13] Topol E J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence[J]. Nat Med, 2019, 25(1): 44-56. DOI: 10.1038/s41591-018-0300-7.

[14] Ferrucci L. The Baltimore Longitudinal Study of Aging (BLSA): a 50-year-long journey and plans for the future[J]. J Gerontol A Biol Sci Med Sci, 2008, 63(12): 1416-1419. DOI: 10.1093/gerona/63.12.1416.

[15] 国家卫生健康委, 国家发展改革委, 工业和信息化部. 关于促进和规范“人工智能+医疗卫生”应用发展的实施意见: 国卫办规划发〔2025〕30号[EB/OL]. (2025-10-20)[2026-03-31]. https: //www. gov. cn/zhengce/zhengceku/202511/content_7047018. htm.
National Health Commission, National Development and Reform Commission, Ministry of Industry and Information Technology. Implementation opinions on promoting and regulating the development of "AI + Healthcare" applications: No. 30[2025][EB/OL]. (2025-10-20)[2026-03-31]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202511/content_7047018.htm.

[16] Cao H, Song Z, Duggan M R, *et al*. MRI-based multi-organ clocks for healthy aging and disease assessment[J]. Nat Med, 2026, 32(1): 82-92. DOI: 10.1038/s41591-025-03999-8.

[17] Shim J, Fleisch E, Barata F. Circadian rhythm analysis using wearable-based accelerometry as a digital biomarker of aging and healthspan[J]. npj Digit Med, 2024, 7(1): 146. DOI: 10.1038/s41746-024-01111-x.

[18] 国家统计局. 中华人民共和国2024年国民经济和社会发展统计公报[EB/OL]. (2025-02-28)[2026-03-31]. https://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202502/t20250228_1958817.html.
National Bureau of Statistics of China. Statistical communiqué of the People's Republic of China on the 2024 national economic and social development[EB/OL] (2025-02-28)[2026-03-31]. https://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202502/t20250228_1958817.html.

[19] 刘娟, 丁清清, 周白瑜, 等. 中国老年人肌少症诊疗专家共识(2021)[J]. 中华老年医学杂志, 2021, 40(8): 943-952.
Liu J, Ding Q Q, Zhou B Y, *et al*. Chinese expert consensus on the diagnosis and treatment of sarcopenia in the elderly (2021)[J]. Chin J Geriatr, 2021, 40(8): 943-952.

[20] Meng S, He X, Fu X, *et al*. The prevalence of sarcopenia and risk factors in the older adult in China: a systematic review and meta-analysis[J]. Front Public Health, 2024, 12: 1415398. DOI: 10.3389/fpubh.2024.1415398.

[21] Cheng X, Zhao K, Zha X, *et al*. Opportunistic screening using low-dose CT and the prevalence of osteoporosis in China: a nationwide, multicenter study[J]. J Bone Miner Res, 2021, 36(3): 427-435.

[22] Gu S, Wang L, Han R, *et al*. Detection of sarcopenia using deep learning-based artificial intelligence body part measure system (AIBMS)[J]. Front Physiol, 2023, 14: 1092352. DOI: 10.3389/fphys.2023.1092352.

[23] Tan X, Liu X, Shao H. Healthy China 2030: a vision for health care[J]. Value Health Reg Issues, 2017, 12: 112-114. DOI: 10.1016/j.vhri.2017.04.001.

[24] 国家卫生健康委, 教育部, 科技部, 等. “十四五”健康老龄化规划: 国卫老龄发〔2022〕4号[EB/OL]. (2022-02-07)[2026-03-31]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-03/01/content_5676342.htm.
National Health Commission, Ministry of Education, Ministry of Science and Technology, *et al*. The "14th Five-Year Plan" for healthy aging: No. 4 [2022][EB/OL]. (2022-02-07)[2026-03-31]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-03/01/content_5676342.htm.

[25] Cole J H, Poudel R P K, Tsagkrasoulis D, *et al*. Predicting brain age with deep learning from raw imaging data results in a reliable and heritable biomarker[J]. NeuroImage, 2017, 163: 115-124. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2017.07.059.

[26] Cole J H. Multimodality neuroimaging brain-age in UK biobank: relationship to biomedical, lifestyle, and cognitive factors[J]. Neurobiol Aging, 2020, 92: 34-42. DOI: 10.1016/j.neurobiolaging.2020.03.014.

[27] Cruz-jentoft A J, Bahat G, Bauer J, *et al*. Sarcopenia: revised European consensus on definition and diagnosis[J]. Age Ageing, 2019, 48(1): 16-31. DOI: 10.1093/ageing/afy169.

[28] Urooj B, Ko Y, Na S, *et al*. Implementation of fully automated ai-integrated system for body composition assessment on computed tomography for opportunistic sarcopenia screening: multicenter prospective study[J/OL]. JMIR Form Res, 2025, 9: e69940. https://doi.org/10.2196/69940.

[29] Ahadi S, Wilson K A, Babenko B, *et al*. Longitudinal fundus imaging and its genome-wide association analysis provide evidence for a human retinal aging clock[J/OL]. eLife, 2023, 12: e82364. https://doi.org/10.7554/eLife.82364.

[30] Park S H, Jin J H, Kim J, *et al*. Wearable device derived electrocardiographic age and its association with atrial fibrillation[J]. NPJ Digit Med, 2026, 9(1): 157. DOI: 10.1038/s41746-026-02344-8.

[31] Wong F, Omori S, Donghia N M, *et al*. Discovering small-molecule senolytics with deep neural networks[J]. Nat Aging, 2023, 3(6): 734-750. DOI: 10.1038/s43587-023-00415-z.

（2026 – 05 – 27收稿, 2026 – 07 – 01修回）

编辑　汤　洁

开放获取　本文使用遵循知识共享署名—非商业性使用4.0国际许可协议（CC BY-NC 4.0），详细信息请访问https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/。

OPEN ACCESS　This article is licensed for use under Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license (CC BY-NC 4.0). For more information, visit https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/.

© 2026《四川大学学报(医学版)》编辑部

Editorial Office of *Journal of Sichuan University (Medical Sciences)*