

人工智能技术在老年认知症筛查中的应用现状^{*}

司 唯^{1,2} 徐 婷² 林家玥^{1,2} 曹文婷² 朱爱勇^{1,2}

(¹ 上海中医药大学研究生院 上海 201203 ² 上海健康医学院护理与健康管理学院 上海 201318)

〔摘要〕 目的/意义 分析人工智能技术在老年认知症筛查中的应用现状, 探讨其在提高早期诊断准确性和效率方面的潜力及挑战。方法/过程 采用文献综述法, 整理与总结人工智能在老年认知症筛查领域的关键技术和应用场景, 分析目前应用的优点和局限性。结果/结论 现有研究存在依赖数据质量、算法可解释性较差以及在不同医疗环境中的适应性不足等局限。提出增加跨学科合作、积累认知症相关数据、迭代人工智能模型、提高评估质量、促进新兴技术在社区和医疗机构普及等应对策略。

〔关键词〕 人工智能; 认知症; 筛查; 老年人

〔中图分类号〕 R-058 〔文献标识码〕 A 〔DOI〕 10.3969/j.issn.1673-6036.2025.02.006

A Review of Artificial Intelligence Technology in the Screening of Elderly Cognitive Impairment

SI Wei^{1,2}, XU Ting², LIN Jiayue^{1,2}, CAO Wenting², ZHU Aiyong^{1,2}

¹ Graduate School of Shanghai University of Traditional Chinese Medicine, Shanghai 201203, China; ² Shanghai University of Medicine & Health Sciences, Shanghai 201318, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To analyze the application status of artificial intelligence (AI) technology in the screening of elderly cognitive impairment, and to discuss its potential and challenges in improving the accuracy and efficiency of early diagnosis. **Method/Process** By the method of literature review, the key technologies and application scenarios of AI in the field of elderly cognitive impairment screening are sorted out and summarized, and the advantages and limitations of current applications are analyzed. **Result/Conclusion** Existing studies have limitations such as dependence on data quality, poor algorithm interpretability, and inadequate adaptability in different medical environments. The paper proposes strategies such as increasing interdisciplinary cooperation, accumulating data related to cognitive impairment, iterating AI models, improving the quality of assessment, and promoting the popularization of emerging technologies in communities and medical institutions.

〔Keywords〕 artificial intelligence (AI); cognitive impairment; screening; the elderly

〔修回日期〕 2024-06-14

〔作者简介〕 司唯, 硕士研究生; 通信作者: 朱爱勇, 教授, 博士生导师。

〔基金项目〕 上海市科委地方院校能力建设项目 (项目编号: 23010502900); 2023 年老年长期照护教育部重点实验室开放基金重点项目 (项目编号: LNZZ-2023-01)。

1 引言

随着全球人口老龄化进程加速, 认知症患病率持续攀升。据世界卫生组织^[1]统计, 全球范围内目前约有 5 000 万认知症患者, 预计到 2030 年, 将达

到 8 200 万。在中国, 认知症患者群体庞大, 60 岁及以上老年人口中, 阿尔茨海默病患者数高达 983 万, 居全球之首^[2]。调研数据^[3]显示, 因出现症状而就诊的患者占比达 57.26%, 参加体检或筛查后进一步就诊的比例仅为 10.06%。目前认知症尚无已知的治愈方法, 现有治疗药物仅能缓解发病症状, 且药品价格高昂并伴有副作用^[4]。因此, 早期诊断和及时治疗对于延缓病理性认知功能下降, 减轻认知症照护经济负担非常重要^[5]。然而, 我国中老年人口数量庞大, 早期筛查面临巨大的医疗与社会服务资源压力。早期认知症状呈隐匿进展, 主要表现为轻度认知功能障碍 (mild cognitive impairment, MCI), 其与正常的年龄相关性认知障碍相鉴别难度大^[6]。在临床实践中, 传统的全面筛查不仅耗时长, 专业性高, 还容易受到主观因素影响^[7]。人工智能技术作为计算机科学与数据科学的交叉领域^[8], 能够处理、挖掘并分析大规模和复杂的结构化和非结构化数据集, 提高诊断的准确性、客观性^[9], 节约医疗服务的时间和经济成本^[10]。研究^[11]指出理想的认知症筛查工具应具备对认知功能下降早期迹象的敏感性, 同时还应无创、实用、可扩展。本文旨在阐述不同类型人工智能技术在老年认知症筛查中的应用场景和研究现状, 分析目前应用的优点和局限性, 以期提升医护人员和照护者对新技术的认知, 加强认知症的精准高效早期识别与诊断, 提高公众对认知症的认知水平, 优化社会医疗资源的配置与利用。

2 人工智能技术在老年认知症筛查中的应用场景和研究现状

2.1 数字化筛查

2.1.1 主要技术 机器学习 (machine learning, ML) 是人工智能的重要分支, 已广泛应用于医疗领域复杂数据分析, 包括多种疾病筛查^[12]。在认知症数字化筛查场景中, ML 通过处理数字化测试产生的大量结构化数据, 展现出比传统统计分析方法更高的筛查准确性。常用的 ML 算法包括朴素贝叶斯、支持向量机 (support vector machine, SVM)、随机

森林、K 近邻 (K - nearest neighbours, KNN) 等。

2.1.2 数字化筛查测试 Park J H^[13] 开发 MCI 手机移动筛查测试系统 mSTS - MCI, 使用基于 Python 创建的软件库 Tensorflow, 并评估基于 mSTS - MCI 和蒙特利尔认知评估量表的 ML 算法的有效性, 指出基于 ML 算法的预测准确性均高于原始测试。贾芷莹^[14]设计电子化认知障碍筛查系统, 以 App 形式搭载于手机或平板电脑端, 构建判定模型, 比较朴素贝叶斯、随机森林、logistic 回归和 KNN 4 种 ML 算法的分类效果, 发现朴素贝叶斯分类模型效果最优, 敏感度为 87.76%, 特异度为 88.46%。Angelillo M T 等^[15]设计数字化注意力矩阵测试, 将受试者分类为认知症组和健康对照组, 使用集成方法评估 KNN、logistic 回归模型、SVM 和随机森林 4 种 ML 方法的性能, 可达到 86% 的敏感度和 83% 的特异度。将人工智能技术与数字化筛查测试相结合, 显著提升了筛查效能: 一是无须神经心理学专家评分, 简化了测试的管理流程; 二是采用无纸化实时数据采集, 可通过网站或移动设备完成筛查。然而, 该类研究也存在一定局限性: 一是在设计过程中可能存在选择偏差问题, 例如, Park J H^[13] 的筛查对象仅限于遗忘型 MCI 患者, 研究结果不能一概而论; 二是可能限制了部分无移动智能设备用户的访问; 三是对于新兴数字化筛查工具, 未能就应用定位达成明确共识, 临床推广受限。

2.2 语言特征分析筛查

2.2.1 主要技术 自然语言处理 (natural language pocessing, NLP) 是针对人类语言进行分析的技术, 旨在使计算机能够从语言转译、语义理解和总结等方面理解自然语言。在认知领域, NLP 主要用于语音、文字相关识别, 可以提取和分析声学特征和语言内容特征, 进而将非结构化文本、语音数据转换为结构化数据^[16-17]。常见使用流程包括提取相关特征, 并输入 ML 或深度学习 (deep learning, DL) 分类器, 经过与健康认知者比较实现筛查目的。

2.2.2 会话语音分析 语音质量指语音的清晰度、流畅度、音量和语调等方面的特征, 已被广泛

应用于多项神经和心理学研究,用于检测情绪状态^[18]、评估抑郁水平^[19]等。随着认知症领域研究不断深入,语音输出的特征已被证实有助于认知症的鉴别诊断以及临床分期^[20]。计算能力的飞速发展和软件开发的不断进步为自动语音分析提供了强大的工具^[21]。Horigome T 等^[22]利用 NLP 技术,从非结构化自由会话数据中提取关键特征,并开发基于 DL 模型的预测系统“会话型认知症诊断辅助 AI 程序”。该系统通过分析对话内容,判断受试者是否已患有认知症,其准确度为 90%、灵敏度为 88%、特异度为 92%。该成果能够有效避免反复检查所带来的“学习效果”,从而确保检查精度的稳定性。

2.2.3 自发语言分析 认知症患者的自发语言可表现为犹豫时间增长、语速减慢、词语提取困难以及情绪反应性改变等现象^[23]。Toth L 等^[24]基于 NLP 的自动语音识别工具,在执行记忆任务时对患者的自发语言进行声学特征参数提取,参数包括犹豫频率、语速、沉默停顿和话语长度等,进而比较朴素贝叶斯、SVM 和随机森林 3 种分类器算法,其中随机森林算法的表现更为优越, $F1$ 值为 78.8%,能够实现 MCI 组与健康对照组的自动化鉴别。Liu Z 等^[25]通过要求受试对象在固定时间内完成图片描述任务,构建汉语自发语言数据集,分析并提取录音语言的时间特征、声学特征和语言特征,采用数据驱动的方式构建分类器,并指出自发语言可以作为检测认知症的有效手段,准确率达 81.9%。

2.2.4 写作语言分析 对认知症患者失写症的研究表明,相较于健康人群,认知症患者的书写错误更多^[26],其语言结构复杂性的下降也得到广泛研究^[27-28]。同时,多项研究^[29-30]指出,语义障碍是认知症最早的语言标记之一。有公司^[31]选用偷饼干认知测试,通过要求受试对象进行写作测试,描写所观察到的图像内容,进而从书面反应中提取语言样本,利用半监督学习方法构建人工智能预测模型,基于受试对象的描述能力判断认知功能并做出预测,准确率为 70%。该研究同时指出,书写中出现的电报式语言、言语重复和书写障碍等现象与后续认知症的发病密切相关。

基于 NLP 技术的语言特征类智能筛查工具的优

点在于:纳入声学、文字标志物作为早期筛查及精准分类指标;可通过无感化交流形式进行,受试对象负担低。局限性表现在:受试对象的教育程度和年龄可能会影响筛查结果,需要进一步扩大数据集;语言具有地域差异性,为满足本土适用性需进行语言文化调适。

2.3 视觉数据分析筛查

2.3.1 主要技术 计算机视觉 (computer vision, CV) 研究如何使计算机能够像人类一样理解和解释视觉信息,可识别图像中的关键视觉特征 (如形状、纹理和运动)^[32]。结合 ML 算法或适用于大量复杂和非结构化数据分析的 DL 算法,对视觉特征进行分类和识别,通过分析捕捉到的行为模式,识别正常活动与可能表明认知功能下降的异常行为^[33]。

2.3.2 面部图像分析 感知年龄被证明是认知评估的可靠生物标志物,可以反映与认知症相关的总体衰老^[34]。老年病专家认为晚期认知症患者表现出包括面部表情减少和对自己外表关注减少的特征,导致感知年龄增加^[35]。研究^[36]发现,女性受试者的简易智能精神状态检查表 (mini-mental state examination, MMSE) 评分与感知年龄、实际年龄的相关性差异有统计学意义。可能归因于认知健康的老年女性相对于患有认知症的老年女性更关注自己的外表。有研究^[37]在此基础上将痴呆/非痴呆面部图像通过 Face AI 评分进行区分,DL 具有区分轻度认知症人群和非认知症人群面部图像的能力,准确率达 92.56%,Face AI 评分与 MMSE 评分存在密切的显著相关性。这可能为临床使用面部图像作为痴呆症的生物标志物奠定基础。

2.3.3 手部运动分析 认知症患者的手部运动控制能力和灵巧度也可能在病情早期发生变化,CV 技术可通过识别图像及视频,分析精细手部运动、流畅度、手部运动轨迹等数据。Yu N Y 等^[38]设计多个图形绘制和手写任务,提取手部运动流畅性特征和笔迹准确性相关特征,以评估阿尔茨海默病患者、MCI 和健康对照之间手部运动功能的差异,结果表明,在控制线条画方面,阿尔茨海默病和 MCI

组的变异和错误明显多于健康受试对象。Ashraf A 等^[39]监测洗手活动,研究基于 CV 技术的老年人洗手行为特征编码,评估老年人的认知状态,探索其作为认知症筛查指标的可行性。结果表明,基于随机森林分类的认知症洗手行为系统对洗手活动的计算机评分(水槽区域的占用和手部运动)与 MMSE 评分有中度到强相关性,可以预测受试对象认知水平,准确率为 52.1%。

人工智能技术应用于认知症的视觉数据筛查分析场景,提供了非语言的认知功能下降筛查方法,其优点在于:认知相关数据动态变化、可持续跟踪,避免反复使用量表评估产生“学习效果”;客观性强,提供了在更为生活化的环境中跟踪真实世界行为的渠道;可能有助于发掘临床认知功能下降新指标。局限性在于:个体和环境的异质性高,可能导致其推广应用存在问题;目前研究的数据集和研究规模较小。

2.4 活动模式分析筛查

2.4.1 主要技术 人工智能技术驱动的智能传感器和可穿戴设备可在无感化场景下,提供丰富的活动模式数据。智能传感器是一种集成感知、数据处理和通信能力的设备,能够监测和响应环境变化。通过监测运动和声音,智能传感器可以识别居住者的日常行为模式,包括活动频率和睡眠模式^[40]。可穿戴设备指可以直接穿戴在身上或整合到衣物、配饰中的便携式设备,常具有实时监测生理参数的功能,如心率、血压、活动量、睡眠质量等,旨在为老年人提供更加精准和个性化的健康管理服务^[41]。

2.4.2 居家活动分析 Schmitter - Edgecombe M 等^[42]研究指出,日常行为与认知健康密切相关。独立完成日常生活活动能力的下降,与认知功能受损个体入住长期护理机构、认知症转化时间缩短以及生活质量降低密切相关^[43]。Akl A 等^[44]利用家用传感技术,通过安装在参与者家中的红外运动传感器,在 3 年内收集并计算了与受试者步态速度和家庭活动相关的多项指标,指出每周步行速度轨迹是检测老年人 MCI 最重要的新型特征之一。Dawadi P N 等^[45]提出基于活动行为的临床评估 (clinical as-

essment using activity behavior, CAAB) 方法,用于建模智慧家居用户日常行为,监测日常生活活动能力,在提取特征和校准数据后,训练 SVM 算法并预测临床评估评分,研究结果指出 CAAB 对认知评估分数的预测准确率为 72%,表明利用智能家居传感器数据和基于有监督学习算法的数据分析进行认知症筛查的可行性。

2.4.3 智能设备使用模式分析 智能设备日益普及,用户在使用中逐渐形成的固定使用模式可作为信息来源,用于评估用户的认知程度^[46]。有研究^[47]利用无监督学习算法分析用户使用智能手机的行为模式,并判断用户的认知健康状况。结果显示,与认知正常的测试者相比,患有认知症的测试者操作及打字速度更慢,且往往在无意识中进行大量无意义且重复的操作,该方法准确率为 80%。Chen R 等^[48]研究分析 iPhone、Apple Watches 和 Beddit 睡眠监测器所捕获的日常行为数据,指出认知能力下降的人群更依赖辅助应用程序,且发送短信的频率更低。通过分析智能设备的使用数据,能有效区分早期认知症人群与认知健康人群。由于需要更深入的分析,该研究未得出长期性的结论。

智能设备具有便捷性和可得性,有望成为未来健康监测的发展方向,同时也对移动计算平台提出巨大挑战。智能设备应用于活动模式分析筛查的优点在于:仅通过设备输出的行为模式数据,即可捕捉认知健康者与患有认知症的受试者之间的差异;基于成熟的信息处理平台,可解决数据处理技术难题。局限性在于:未考虑由其他与潜在认知症疾病进展无关因素引起的行为变化;在收集相关健康数据时,可能涉及用户隐私问题。

3 结语

认知症早期精确识别和诊断具有挑战性,将人工智能技术融入老年认知症筛查评估极具前景。我国社区层面的认知症筛查尚未真正起步,面临筛查需求庞大、基层医疗资源不足、医务人员经验欠缺,以及地区文化及语言差异等诸多困难,认知症筛查工具难以实现统一和推广。人工智能技术能够

更好地分析以往临床上难以量化的认知功能下降相关因素和行为,从而简化认知症筛查诊断过程,辅助临床诊断,提高效率及准确率。通过人工智能技术精简移动端诊疗流程,有助于实现社区老年人线上初步医疗评估,提示患有认知症及认知症高危人群及早就医和干预,节约社区现场集中筛查时间,减轻基层诊疗压力。此外,人工智能技术还可挖掘语音、文字等新型认知功能下降指标,提供高效、敏感、经济的筛查手段。智能设备及可穿戴设备有望实现认知症的持续性跟踪监测,辅助评估认知症患者的疾病进展并优化治疗方案。

目前人工智能技术仍处于探索和发展阶段,临床医务人员和人工智能专家之间的跨学科合作是实现高效能认知症筛查的关键。基于我国庞大的认知症人口,通过积累大量的认知症相关数据,并在确保隐私的前提下不断迭代、优化相关人工智能模型,可以提高评估质量。使新兴技术走进社区、医院、机构,提高公众对认知症的预防及护理意识。

作者贡献: 司唯负责文献综述、论文撰写;徐婷负责论文修订;林家玥负责文献检索与整理;曹文婷负责提供指导;朱爱勇负责论文审核与修订。

利益声明: 所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- 1 World Health Organization (WHO). Dementia [EB/OL]. [2024 - 01 - 05]. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/dementia>.
- 2 JIA L, DU Y, CHU L, et al. Prevalence, risk factors, and management of dementia and mild cognitive impairment in adults aged 60 years or older in china: a cross-sectional study [J]. *Lancet public health*, 2020, 5 (12): e661 - e671.
- 3 中国老年保健协会阿尔茨海默病分会. 中国阿尔茨海默病患者诊疗现状调研报告 [R]. 北京: 第十三届健康中国论坛, 2021.
- 4 KNOPMAN D S, PETERSEN R C. Mild cognitive impairment and mild dementia: a clinical perspective [J]. *Mayo clinic proceedings*, 2014, 89 (10): 1452 - 1459.
- 5 GRAHAM S A, DEPP C A. Artificial intelligence and risk prediction in geriatric mental health: what happens next [J]. *International psychogeriatrics*, 2019, 31 (7): 921 - 923.
- 6 BRODATY H, AERTS L, CRAWFORD J D, et al. Operationalizing the diagnostic criteria for mild cognitive impairment: the salience of objective measures in predicting incident dementia [J]. *The American journal of geriatric psychiatry*, 2017, 25 (5): 485 - 497.
- 7 MERKIN A, KRISHNAMURTHI R, MEDVEDEV O N. Machine learning, artificial intelligence and the prediction of dementia [J]. *Current opinion in psychiatry*, 2022, 35 (2): 123 - 129.
- 8 IBM Cloud Education. What is artificial intelligence [EB/OL]. [2024 - 01 - 05]. <https://www.ibm.com/topics/artificial-intelligence?lnk=fle>.
- 9 DANSO S O, MUNIZ - TERRERA G, LUZ S, et al. Application of big data and artificial intelligence technologies to dementia prevention research: an opportunity for low - and - middle - income countries [J]. *Journal of global health*, 2019, 9 (2): 1 - 4.
- 10 LI R, WANG X, LAWLER K, et al. Applications of artificial intelligence to aid early detection of dementia: a scoping review on current capabilities and future directions [EB/OL]. [2024 - 01 - 05]. <https://arxiv.org/pdf/2104.14073>.
- 11 PATTEN R V, FAGAN A M, KAUFMAN D A S. Differential cued - stroop performance in cognitively asymptomatic older adults with biomarker - identified risk for Alzheimer's disease: a pilot study [J]. *Current Alzheimer research*, 2018, 15 (9): 820 - 827.
- 12 MAHESH B. Machine learning algorithms: a review [J]. *International journal of science and research*, 2020, 9 (1): 381 - 386.
- 13 PARK J H. Machine - learning algorithms based on screening tests for mild cognitive impairment [J]. *American journal of Alzheimer's disease and other dementias*, 2020, 35: 1 - 6.
- 14 贾芷莹. 基于机器学习的轻度认知功能障碍动态优化筛查系统的探索研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2019.
- 15 ANGELILLO M T, BALDUCCI F, IMPEDOVO D, et al. Attentional pattern classification for automatic dementia detection [J]. *IEEE access*, 2019, 7 (4): 57706 - 57716.
- 16 RICHARD E, REDDY B. Text classification for clinical trial operations: evaluation and comparison of natural language processing techniques [J]. *Therapeutic innovation & regulatory science*, 2021, 55 (2): 447 - 453.
- 17 HIRSCHBERG J, MANNING C D. Advances in natural language processing [J]. *Science*, 2015, 349 (6245): 261 - 266.

- 18 LALITHA S, TRIPATHI S, GUPTA D. Enhanced speech emotion detection using deep neural networks [J]. International journal of speech technology, 2019, 22 (3): 497–510.
- 19 SRIMADHUR N S, LALITHA S. An end-to-end model for detection and assessment of depression levels using speech [J]. Procedia computer science, 2020, 171 (4): 12–21.
- 20 ROSS G W, CUMMINGS J L, BENSON D F. Speech and language alterations in dementia syndromes: characteristics and treatment [J]. Aphasiology, 1990, 4 (4): 339–352.
- 21 HERNÁNDEZ – DOMÍNGUEZ L, RATTÉ S, SIERRA – MARTÍNEZ G, et al. Computer – based evaluation of Alzheimer’s disease and mild cognitive impairment patients during a picture description task [J]. Alzheimer’s & dementia: diagnosis, assessment & disease monitoring, 2018, 10 (2): 260–268.
- 22 HORIGOME T, HINO K, TOYOSHIBA H, et al. Identifying neurocognitive disorder using vector representation of free conversation [J]. Scientific reports, 2022, 12 (8): 12461.
- 23 LASKE C, SOHRABI H R, FROST S M, et al. Innovative diagnostic tools for early detection of Alzheimer’s disease [J]. Alzheimer’s & dementia: the journal of the Alzheimer’s association, 2015, 11 (5): 561–578.
- 24 TOTH L, HOFFMANN I, GOSZTOLYA G, et al. A speech recognition – based solution for the automatic detection of mild cognitive impairment from spontaneous speech [J]. Current Alzheimer research, 2018, 15 (2): 130–138.
- 25 LIU Z, GUO Z, LING Z, et al. Dementia detection by analyzing spontaneous mandarin speech [C]. Lanzhou: 2019 Asia – Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), 2019.
- 26 ZHOU J, JIANG B, HUANG X H, et al. Characteristics of agraphia in Chinese patients with Alzheimer’s disease and amnesic mild cognitive impairment [J]. Chinese medical journal, 2016, 129 (13): 1553–1557.
- 27 ARYAL S K, PRIOLEAU H, BURGE L. Acoustic – linguistic features for modeling neurological task score in Alzheimer’s [J]. Pacific symposium on biocomputing, 2023, 28 (11): 335–346.
- 28 AN S K, JANG H, KIM H J, et al. Linguistic, visuospatial, and kinematic writing characteristics in cognitively impaired patients with beta – amyloid deposition [J]. Frontiers in aging neuroscience, 2023, 15 (9): 1–6.
- 29 MARRA C, PICCININNI C, MASONE IACOBUCCI G, et al. Semantic memory as an early cognitive marker of Alzheimer’s disease: role of category and phonological verbal fluency tasks [J]. Journal of Alzheimer’s disease, 2021, 81 (2): 619–627.
- 30 WRIGHT L M, DE MARCO M, VENNERI A. Verbal fluency discrepancies as a marker of the prehippocampal stages of Alzheimer’s disease [J]. Neuropsychology, 2023, 37 (7): 790–800.
- 31 EYIGOZ E, MATHUR S, SANTAMARIA M, et al. Linguistic markers predict onset of Alzheimer’s disease [J]. EClinicalMedicine, 2020, 28 (11): 1–9.
- 32 GAO J, YANG Y, LIN P, et al. Computer vision in healthcare applications [J]. Journal of healthcare engineering, 2018 (3): 1–4.
- 33 SALEEM T J, ZAHRA S R, WU F, et al. Deep learning – based diagnosis of Alzheimer’s disease [J]. Journal of personalized medicine, 2022, 12 (5): 815.
- 34 CHRISTENSEN K, THINGGAARD M, MCGUE M, et al. Perceived age as clinically useful biomarker of ageing: cohort study [J]. British medical journal, 2009, 339 (12): 5262.
- 35 GANEL T, GOODALE M A. The effects of smiling on perceived age defy belief [J]. Psychonomic bulletin & review, 2018, 25 (2): 612–616.
- 36 UMEDA – KAMEYAMA Y, KAMEYAMA M, KOJIMA T, et al. Cognitive function has a stronger correlation with perceived age than with chronological age [J]. Geriatrics & gerontology international, 2020, 20 (8): 779–784.
- 37 UMEDA – KAMEYAMA Y, KAMEYAMA M, TANAKA T, et al. Screening of Alzheimer’s disease by facial complexion using artificial intelligence [J]. Aging, 2021, 13 (2): 1765–1772.
- 38 YU N Y, CHANG S H. Characterization of the fine motor problems in patients with cognitive dysfunction – a computerized handwriting analysis [J]. Human movement science, 2019, 65 (6): 71–79.
- 39 ASHRAF A, TAATI B. Automated video analysis of handwashing behavior as a potential marker of cognitive health in older adults [J]. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2016, 20 (2): 682–690.
- 40 ŠUMAK B, BRDNIK S, PUŠNIK M. Sensors and artificial intelligence methods and algorithms for human – computer intelligent interaction: a systematic mapping study [J]. Sensors, 2021, 22 (1): 20.

(下转第 47 页)

- [J]. 东北大学学报 (社会科学版), 2019, 21 (6): 607 – 615.
- 6 顾立, 刘晓楚, 陈婷, 等. 基于自理能力分类的四川省养老机构老年人健康服务需求研究 [J]. 医学与社会, 2022, 35 (3): 30 – 35.
- 7 方自建. 基于爬虫技术和文本聚类的 COVID – 19 舆情分析 [D]. 湘潭: 湘潭大学, 2021.
- 8 李鹏, 李强, 马味敏, 等. 基于 K – means 聚类的路面裂缝分割算法 [J]. 计算机工程与设计, 2020, 41 (11): 3143 – 3147.
- 9 高海淑, 张玉敏, 吉兴全, 等. 基于场景聚类的主动配电网分布鲁棒综合优化 [J]. 电力系统自动化, 2020, 44 (21): 32 – 41.
- 10 周善添, 苏凌云, 张衡, 等. 基于 K – means 算法的低碳疫苗配送中心选址研究 [J]. 物流工程与管理, 2022, 44 (5): 96 – 100.
- 11 苏梦泽, 耿骞, 刘志刚, 等. 基于属性分析及文本聚类的我国养老政策演化研究 [J]. 人口与发展, 2023, 29 (5): 133 – 144.
- 12 宋赫, 严李强, 肖杨, 等. 基于 K – means 的时参模型温室控制模式分析方法研究 [J]. 新型工业化, 2022, 12 (1): 41 – 44, 58.
- 13 葛延风, 王列军, 冯文猛, 等. 我国健康老龄化的挑战与策略选择 [J]. 管理世界, 2020, 36 (4): 86 – 96.
- 14 程雅娟, 王尚才. 高龄老人居家养老健康管理需求及制约因素研究 [J]. 中国医药, 2021, 16 (3): 448 – 451.
- 15 罗梅. 志愿服务下“以老助老”模式及其对策分析——以 G 别院为例 [J]. 老龄化研究, 2023, 10 (3): 777 – 783.
- 16 “十四五”国家老龄事业发展和养老服务体系规划 [EB/OL]. [2024 – 02 – 21]. https://www.gov.cn/gongbao/content/2022/content_5678066.htm.
- 17 沈纪川, 王鸣. 重点关注老年人群助力“全民健康”行动 [J]. 疾病监测, 2020, 35 (8): 687 – 692.
- 18 黄祖良. 基于嵌入性治理视角的社区养老服务模式研究 [D]. 北京: 中央财经大学, 2022.
- 19 王智莉, 代俏俏. 小组工作介入半失能老人精神慰藉研究——以“耆乐融融”项目为例 [J]. 理论观察, 2023 (12): 90 – 94.
- 20 王安琪, 陈欣, 薛宇. 城市社区医养结合养老场所建设改造策略探讨 [J]. 南京医科大学学报 (社会科学版), 2024, 24 (2): 150 – 154.

(上接第 41 页)

- 41 HICKEY B A, CHALMERS T, NEWTON P, et al. Smart devices and wearable technologies to detect and monitor mental health conditions and stress: a systematic review [J]. Sensors, 2021, 21 (10): 3461.
- 42 SCHMITTER – EDGECOMBE M, PARSEY C, LAMB R. Development and psychometric properties of the instrumental activities of daily living: compensation scale [J]. Archives of clinical neuropsychology, 2014, 29 (8): 776 – 792.
- 43 OUCHI Y, AKANUMA K, MEGURO M, et al. Impaired instrumental activities of daily living affect conversion from mild cognitive impairment to dementia: the osaki – tajiri project [J]. Psychogeriatrics, 2012, 12 (1): 34 – 42.
- 44 AKL A, TAATI B, MIHAILIDIS A. Autonomous unobtrusive detection of mild cognitive impairment in older adults [J]. IEEE transactions on bio – medical engineering, 2015, 62 (5): 1383 – 1394.
- 45 DAWADI P N, COOK D J, SCHMITTER – EDGECOMBE M. Automated clinical assessment from smart home – based behavior data [J]. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2016, 20 (4): 1188 – 1194.
- 46 GORDON M L, GATYS L, GUESTIN C, et al. App usage predicts cognitive ability in older adults [C]. New York: The 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems Association for Computing Machinery, 2019.
- 47 RAUBER J, FOX E, GATYS L A. Modeling patterns of smartphone usage and their relationship to cognitive health [EB/OL]. [2024 – 01 – 03]. <https://www.semantic-scholar.org/paper/Modeling – patterns – of – smartphone – usage – and – their – to – Rauber – Fox/1f9c2e166ebaef0cb200c5f5e70f10aa4e050bc>.
- 48 CHEN R, JANKOVIC F, MARINSEK N, et al. Developing measures of cognitive impairment in the real world from consumer – grade multimodal sensor streams [C]. Anchorage: The 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2019.