



言语在筛查老年人认知功能下降中的应用*

王思文¹⁾ 殷潇潇¹⁾ 高琳琳²⁾ 贵文君¹⁾ 胡巧霞³⁾ 楼 琮³⁾ 王钦文^{4)**}¹⁾ 宁波大学教师教育学院, 宁波 315211; ²⁾ 宁波大学信息科学与工程学院, 宁波 315211;³⁾ 宁波大学附属第一医院, 宁波 315211; ⁴⁾ 宁波大学医学部基础医学院, 宁波 315211)

摘要 阿尔茨海默病是一种严重影响老年人健康的慢性神经系统退行性疾病, 其前期就可以检测到言语变化。基于计算机分析言语的方法在筛查认知功能下降方面正确率超过80%。这种方法通过分析被试在自发言语、语义流畅性以及阅读等任务中的言语表现, 以一种非侵入性、易于操作且具有高度特异性的方式, 为认知功能下降的早期诊断提供了一种创新的解决方案。本文总结言语数据获取方式和认知功能下降患者的言语特点, 在此基础上讨论基于计算机技术进行早期筛查的研究进展。

关键词 阿尔茨海默病, 认知功能障碍, 早期筛查, 言语识别

中图分类号 R749.1

DOI: 10.16476/j.pibb.2024.0329

CSTR: 32369.14.pibb.20240329

阿尔茨海默病 (Alzheimer's disease, AD), 是一种严重影响老年人健康的慢性神经系统退行性疾病, 其主要特点是无法治愈、人数众多、致死率高、潜伏期长^[1-3]。因此, 当下AD防治思路是早发现、早预防, 特别是在AD之前轻度认知功能障碍阶段 (mild cognitive impairment, MCI), 它是AD防治的一个最佳“干预窗口期”^[4]。在MCI阶段进行干预可以有效延缓患者的生命, 减轻家庭和社会的负担^[5]。MCI的临床检测方法主要有脑脊液监测^[6]、基因检测^[7]和影像学检测^[8]等方式, 此类方法具有入侵性且价格昂贵, 因此难以在临床中普及。

言语是一项复杂的、有目标指向的活动, 个体需要根据特定的交流意图或者任务要求, 对多个言语激活依次地进行选择和表达^[9]。AD前期就可以检测到言语完整性的进行性破坏^[10]。因此, 言语是代表疾病存在和进展的强有力的预测因子^[11]。当前, 使用言语信息进行认知评估主要在简明精神状态量表和蒙特利尔认知评估量表的部分任务中^[12]。该方式需要医生根据个体在言语任务上的表现进行评分, 浪费了大量的如频率等人耳无法识别的其他信息。相比之下, 计算机技术在分析言语数据以进行认知衰退的早期筛查方面展现出巨大潜

力, 其筛查认知功能下降的正确率已超过80%^[13]。尽管如此, 该技术在进一步发展中仍需解决数据量不足、模型训练局限和方言识别等挑战, 以期将其转化为有效的AD筛查工具^[14]。本文首先综述了言语数据的获取方法和认知功能下降患者言语特征的识别, 继而探讨了基于计算机技术的早期筛查研究进展, 并总结了当前研究的局限性与未来可能的发展方向。

1 老年人言语信息获取

常用的认知功能障碍开源数据库 Dementia Bank (表1), 包含了英语、德语、西班牙语、中文等神经退行性疾病患者和健康老年人的语言样本, 这些样本被收集、记录、序列化和注释^[15-18]。但是, 现有数据库数量有限, 当下研究者也会根据研究需求收集老年人言语数据。常用言语信息收集任务可以分为3类: 自发言语任务 (spontaneous

* 浙江省“尖兵”“领雁”研发攻关计划 (2024C03101), 浙江省基础公益项目 (LGF22H090008) 和浙江省医药卫生科技项目 (2023KY284) 资助。

** 通讯联系人。

Tel: 0574-87605175, E-mail: wangqinwen@nbu.edu.cn

收稿日期: 2024-07-17, 接受日期: 2024-08-28

speech, SS)、语义言语流畅性任务 (semantic verbal fluency, SVF) 和阅读任务 (reading, R) [15]。

Table 1 Overview of the dementia bank database
表1 Dementia Bank数据库一览表

名称	被试数量	任务
Pitt (英语)	104 (对照)	饼干盗窃图片
	208 (AD)	流利任务
	85 (未知诊断)	回忆任务
ADReSS Challenge (英语)	78 (AD)	饼干盗窃图片
	78 (非AD)	MMSE 量表得分
Mandarin Lu (普通话)	52 (AD)	语义流利性任务 MoCA
Mandarin Lu (台湾方言)	16 (AD)	量表得分

自发言语任务主要包括对话/采访演讲、事件描述、回忆故事和图片描述 [15]。对话/采访演讲是一种开放的语料获取方式。研究人员通常准备3~4个与日常生活或过往经历相关的话题,让被试就某一话题充分发表自己的观点,再由研究人员以适当方式引入新话题,连续地刺激被试的语言输出 [19]。事件描述任务需要被试学习主试口头陈述的故事、阅读材料或电影。然后,他们被要求在不参考这些材料的情况下,立即或在几分钟内,自发地回忆和复述这个故事给考官 [15, 20]。句子重复任务则要求被试重复听到的一个或一系列句子。图片描述任务是将一张图片呈现给病人,让其用语言描述看到的图画。常见的图片描述任务有波士顿诊断性失语症检查中的“偷饼干图片”、西方失语症成套测验修订版中的“野餐场景”、猫救援图等 [21-23]。

语义流畅性任务是一种专门用于评估词汇的受控提取任务,它要求被试在词汇检索过程中从单词水平进行信息提取。与其他任务相比,该任务提出了更高的要求,需要被试在产生新反应的同时进行阻抑非目标词的监控,并跟踪先前的反应。接受阅读任务的被试需要将收到的大段文章大声地朗读出来。除以上常见任务外还有例如自我介绍、图片命名、语义匹配、Span任务、倒数任务等口语任务对被试的言语信息收集。

多种任务的出现可以补齐单一任务无法完全揭示被试认知问题的短板。通过同时检测不同认知领域的表现,全面了解被试的认知水平,从而更容易发现潜在的认知问题,更准确和全面地描述被试认

知功能状况。同时,通过多任务的评估可以更好地了解被试的认知强项和弱项,有助于制定个体化的干预方案,针对被试的具体认知问题进行针对性的训练和支持,更好地满足不同认知状态人群的需求,提高干预效果,还有利于进一步的追踪认知变化。通过定期进行多种任务的评估,可以观察被试在不同认知领域的变化和进步。因此,通过分析多任务下的被试言语信息也成为计算机筛查认知功能下降任务选取的趋势 [11, 20, 24-25]。

2 老年人言语特点

总结以往分类发现,当下老年人言语特点可分为语义信息和音频信息两大类 [26-28]。语义信息关注被试在不同任务上言语的含义,主要是词汇和文本内容上的差异。音频信息主要关注语音的声学特征,包括韵律特征(基频和说话人的速度)、频谱表示(梅尔倒谱)、发音清晰度(共振峰、频率)等,声学特征已被广泛应用于检测各种原因引起的认知神经变化病症中 [25] (表2)。

2.1 语义信息

AD患者篇章语用障碍常从语篇衔接性、连贯性和简洁性3个维度研究。衔接性主要考察被试词汇的使用情况,连贯性考察被试维持话题的能力,简洁性考察被试的信息密度 [19]。首先在词汇上,AD患者出现了不同程度的找词困难,但几乎并不影响语义的表达及被他人理解 [29]。这使得患者代词使用增多,因为在命名和语义流畅性方面存在障碍迫使患者采用其他词语替代达成交际目的 [30]。总体看,在词汇方面AD患者名词、动词和形容词使用数量减少,代词的数量增多 [31-32]。第二在连贯性上,主题连贯性特征结果显示,AD患者说话时从属句的数量减少 [31]。在语篇层面,患者话语连贯性差,常出现与主题词相关度低的细节,在图片描述任务中会忽视关键的信息 [28]。MCI患者的语速比正常老年人慢,产生了更多的停顿,言语流畅度下降 [33]。第三在简洁性上,信息密度和信息传递效率是对语篇简洁性的考察。MCI患者与正常老年人相比,在话语修复、重复和错误开始数量频率更高 [34]。AD患者的描述总是比正常老年人的文本更短,信息量更少 [35]。话语上表现为句法分界处长时间的无声停顿、填充停顿和重复现象 [36]。在语篇内,AD患者的言语存在大量重复现象,这种重复发生在整个语篇之内 [37]。因此,认知功能下降的患者言语简洁性更低。

词汇丰富度、言语连贯性和简洁度的降低通过人耳容易识别,有很高的实用价值。在诊断方面,当医生在评估中发现这些语言变化时,可以考虑进行进一步的认知评估以判断罹患AD的可能性。其次,随着疾病的进展,AD患者的语言功能通常会逐渐恶化。监测词汇丰富度、言语连贯性和简洁度的降低可以帮助医生了解疾病的进展速度和程度,这有助于提供适当的支持和干预措施,以满足患者的日常沟通需求。在治疗方面,语言干预可以通过使用语言提示、练习语言技巧、进行记忆训练等方式帮助患者保持甚至提高语言功能随着词汇丰富度、言语连贯性和简洁度的下降,患者及其家人面临着重大挑战。针对这一特点,照顾者可以提供针对性的沟通支持。例如,使用简单明了的语言和短语,给予患者更多时间来表达自己的想法,以及采用非语言沟通方式,如肢体语言和面部表情。此外,利用辅助沟通工具和技术,如图像卡和语音识别软件,也可以帮助患者更有效地沟通和表达自己,从而提高他们的生活质量。

2.2 音频信息

音频信息主要关注人耳难以注意到的声学特征。其中时间参数在认知功能障碍后期有明显退化^[28]。König等^[11]的研究表明,评估有声和无声片段往往显示出组间最佳的区分结果。Hoffmann等^[38]在匈牙利人群中的研究揭示了AD患者与健康人之间在发音率、语音节奏、犹豫率和语法错误率方面存在差异。特别是,轻度AD患者的犹豫率较正常人明显更高。在AD患者阅读同一段落需要

更长的时间,发声时间更长,停顿更多^[39-40]。通过分析时间特征和频谱特征,可以区分正常人和存在认知功能障碍的患者^[41]。除时间外,频谱分析也常用于鉴别认知状态。AD人群的语音信号的高阶频谱研究发现,健康和AD受试者自发语音信号的二次相位耦合。与健康受试者相比,AD患者自发语音信号的二次相位耦合有所降低^[42]。通过分析正常人和AD患者的自发语音信号的频谱图,发现AD患者在自发说话期间的信号中产生了更多更长的停顿或沉默部分^[43]。

将语义信息和音频信息对比后结果表明,AD患者的词汇丰富度、言语连贯性和简洁度的降低与频谱差异和时间特征相互关联,即两个层面的分析都涉及到AD患者语言能力的变化和异常表现。具体来说,患者可能遇到词汇选择和理解方面的问题,导致词汇丰富度的降低,这会进一步地使其面临言语连贯性和简洁度方面的挑战,使其表达不连贯或复杂度增加。在音频信息分析中就体现为认知功能下降的老人表达相同内容所需的时间更长。由于在表达过程中出现了言语停顿、搜索词汇,导致他们在思考和组织语言时需要更多的时间,在实际生活中这就导致他们无法准确表达自己的意思,或者无法理解他人所表达的内容,这给他们在人际交流带来了困难。综上,认知功能下降的人群出现的独特语义信息和音频信息不仅为使用计算机分析言语筛查认知功能下降提供了基础,同时还为未来如何促进该人群的沟通能力提供新思路。

Table 2 Speech characteristics of individuals with cognitive decline

表2 认知功能下降人群言语特点

特征分类	具体特征	认知功能下降人群的言语特点
语义信息	词汇使用	词汇丰富度降低、找词困难、指示代词增多、动词重复度、实词重复度增多
	连贯性	话题连贯性差、从属句减少、与主题相关度降低
	简洁性	信息密度和传递效率降低,话语修复、重复增多
	信息量	信息量、信息密度降低、句子结构重叠度、句型结构丰富度降低
	语篇概念相似度	存在大量的重复现象、重复发生在整个语篇范围内
音频信息	时间参数	发音率、语音节奏、犹豫率、语法错误率退化
	时间特征	阅读时间延长、发声时间延长、停顿增多
	频谱特征	高阶频谱分析显示二次相位耦合降低、没有拐点、单调 ¹⁾
	发音清晰度	音节产生变化加剧,语音能量和强度降低,清晰度降低

¹⁾ 不同类型的研究提取频谱图存在差别。

3 基于计算机分析言语筛查认知功能下降

计算机可以将语义信息和音频信息融合后进行认知功能下降筛查,有研究者提取了音频信息和言语特征,并为每组特征开发了独立的系统,两种情况下的准确率都为82%,将两种特征结合后使分数上升到86%,显示了音频和言语信息相结合的优势^[44]。更重要的是,认知功能障碍患者客观存在的语义和音频信息特点,为基于计算机筛查认知功能下降提供了前提。目前,该领域的研究主要应用机器学习和深度学习两个方法。

在小型数据集上,机器学习通过人工特征选择来辅助决策。例如,Wang等^[45]验证了使用多种口语任务检测轻度认知功能障碍的准确性,具体是使用了图片描述任务、语义流畅任务和句子重复任务,从中提取了多维的特征来训练机器学习分类器,算法准确率为84.72%。Peng等^[46]结合图片描述、语义流畅性和句子重复3个任务,模型最终取得了92.1%的分类准确率。深度学习则需要大量数据,再采用端到端的方式将音频信息直接输入到模型,然后计算机自动分析选择特征并赋予权重得出结论。Pan等^[47]使用图片描述、阅读和自发言语任务,使用深度学习模型分类最优准确率达84.51%。Lin等^[20]以图片描述任务和重复任务语音为输入,使用深度学习模型对正常人中的AD和MCI的分类分别达到91%和79%的准确率。

深度学习和机器学习是两种不同的技术方法,它们在当前的一个共同趋势是利用多任务学习来收集和分析言语信息,这种方法能够从多个维度综合评估个体的认知状态。以往研究表明,计算机分析言语在AD诊断准确率超过88%,MCI的诊断准确率超过80%^[13, 26]。这突显了计算机分析言语的巨大潜力和显著优势,未来可持续推动计算机在早期认知功能筛查中的广泛应用。

4 当前局限和未来发展方向

DReSS-M2023挑战赛以英语为训练模型,验证在希腊语上模型预测能力^[48]。由于言语本身具有多义性和复杂的上下文依赖性,对词语、短语和句子进行精确的语义解释变得尤为关键。这种跨语言的研究不仅仅是计算机技术上的革新,更重要的是未来将不断突破在认知功能下降中所存在的跨文化、言语的一致性的瓶颈。尤其对中国老年人常见的方言问题解决提供了新的可能性。

目前,开源数据库的规模有限,难以满足深度学习所需的庞大数据量。因此,数据库的扩大是未来发展的基础。同时,尽管在实验环境中该领域的准确率已超过80%,但在日常筛查中的应用仍然有限,表明在真实世界的复杂情境中,该技术仍面临诸多挑战。因此,需要深入探索这些局限性的本质,并致力于提高技术的准确性和可靠性,以便广泛应用于日常筛查实践。例如Martínez-Sánchez等^[49]提出了一个包含算法的设备(VAD-AD),该算法使用9个声学特征和1个年龄特征来预测AD,准确率为92.4%。这个设备的主要目的是帮助非专业人员在临床前阶段来确定AD发病的可能性。综上,将实验室产品不断优化,实现产品落地也是该领域未来的研究趋势之一。

5 结 论

生理和认知老化会影响言语的产出,言语能力随着增龄会呈现不同程度的衰退(语蚀)、损伤(语障)^[50]。本文总结以往研究发现,认知功能障碍老年人的言语特征主要体现在语义和音频信息的变化,主要表现在言语丰富度、连贯性和简洁度降低,以及发音率、语音节奏、犹豫率等变化。当下,在基于计算机分析言语进行认知功能下降筛查相关研究中,往往通过自发言语、语义言语流畅和阅读等任务收集言语信息,然后根据数据的样本大小和特征,选择计算机方法对认知功能障碍进行早期筛查。计算机分析言语作为一种客观、无创的评估方式,对患者的伤害更小,且具有进行大规模早期排查的明显优势。未来的发展需要依托于创建大型中文言语数据库,并不断升级算法,以实现从实验室到实际产品落地的转变。

参 考 文 献

- [1] 王英全,梁景宏,贾瑞霞,等. 2020—2050年中国阿尔茨海默病患病情况预测研究. 阿尔茨海默病及相关病, 2019, 2(1): 289-298
Wang Y Q, Liang J H, Jia R X, *et al.* Chin J Alzheimers Dis Relat Disord, 2019, 2(1): 289-298
- [2] 方春晓. 阿尔兹海默病的死亡风险和影响因素: 荟萃分析[D]. 大连: 大连医科大学, 2020
Fang C X. Risk of Dath and Influencing Factors of Alzheimer's Disease: a Meta-analysis[D]. Dalian: Dalian Medical University, 2020
- [3] Jessen F, Wiese B, Bachmann C, *et al.* Prediction of dementia by subjective memory impairment: effects of severity and temporal association with cognitive impairment. Arch Gen Psychiatry,

- 2010, **67**(4): 414-422
- [4] 王丽娜, 赵岳. 轻度认知障碍的早期识别及相关理论模型的研究进展. 中华护理杂志, 2018, **53**(5): 612-617
Wang L N, Zhao Y. Chin J Nurs, 2018, **53**(5): 612-617
- [5] 周路路, 陆媛, 刘亚林, 等. 轻度认知障碍非药物治疗研究进展. 中国全科医学, 2021, **24**(31): 4027-4031
Zhou L L, Lu Y, Liu Y L, *et al.* Chin Gen Pract, 2021, **24**(31): 4027-4031
- [6] Blennow K, Zetterberg H. Biomarkers for Alzheimer's disease: current status and prospects for the future. J Intern Med, 2018, **284**(6): 643-663
- [7] 车向前, 谢心怡, 王刚, 等. 阿尔茨海默病及相关认知障碍基因检测的临床策略. 重庆医科大学学报, 2021, **46**(7): 804-808
Che X Q, Xie X Y, Wang G, *et al.* J Chongqing Med Univ, 2021, **46**(7): 804-808
- [8] Chandra A, Dervenoulas G, Politis M, *et al.* Magnetic resonance imaging in Alzheimer's disease and mild cognitive impairment. J Neurol, 2019, **266**(6): 1293-1302
- [9] Dell G S, Burger L K, Svec W R. Language production and serial order: a functional analysis and a model. Psychol Rev, 1997, **104**(1): 123-147
- [10] Ahmed S, Haigh A M, de Jager C A, *et al.* Connected speech as a marker of disease progression in autopsy-proven Alzheimer's disease. Brain, 2013, **136**(Pt 12): 3727-3737
- [11] König A, Satt A, Sorin A, *et al.* Automatic speech analysis for the assessment of patients with predementia and Alzheimer's disease. Alzheimers Dement, 2015, **1**(1): 112-124
- [12] Jia X, Wang Z, Huang F, *et al.* A comparison of the Mini-Mental State Examination (MMSE) with the Montreal Cognitive Assessment (MoCA) for mild cognitive impairment screening in Chinese middle-aged and older population: a cross-sectional study. BMC Psychiatry, 2021, **21**(1): 485
- [13] Martínez-Nicolás I, Llorente T E, Martínez-Sánchez F, *et al.* Ten years of research on automatic voice and speech analysis of people with Alzheimer's disease and mild cognitive impairment: a systematic review article. Front Psychol, 2021, **12**: 620251
- [14] 殷潇潇, 王思文, 王贺, 等. 语音重复任务在轻度认知功能障碍检测中的应用. 中国神经精神疾病杂志, 2024, **50**(4): 247-251
Yin X X, Wang S W, Wang H, *et al.* Chin J Nerv Ment Dis, 2024, **50**(4): 247-251
- [15] Yang Q, Li X, Ding X, *et al.* Deep learning-based speech analysis for Alzheimer's disease detection: a literature review. Alzheimers Res Ther, 2022, **14**(1): 186
- [16] Becker J T, Boller F, Lopez O L, *et al.* The natural history of Alzheimer's disease. Description of study cohort and accuracy of diagnosis. Arch Neurol, 1994, **51**(6): 585-594
- [17] Luz S, Haider F, de la Fuente S, *et al.* Alzheimer's dementia recognition through spontaneous speech: The ADReSS Challenge[EB/OL]. arXiv, 2020[2023-05-14]. <http://arxiv.org/abs/2004.06833>
- [18] Macwhinney B, Fromm D, Forbes M, *et al.* AphasiaBank: methods for studying discourse. Aphasiology, 2011, **25**(11): 1286-1307
- [19] 黄立鹤, 杨晶晶. 阿尔茨海默病老年人篇章语用障碍指标构建及测定问题. 外语教学, 2022, **43**(2): 16-22
Huang L H, Yang J J. Foreign Lang Educ, 2022, **43**(2): 16-22
- [20] Lin S Y, Chang H L, Hwang J J, *et al.* Automatic audio-based screening system for Alzheimer's disease detection//IEEE. 2022 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). Prague, Czech Republic: IEEE, 2022: 2770-2775
- [21] Roth C. Boston diagnostic aphasia examination//Kreutzer J S, DeLuca J, Caplan B. Encyclopedia of Clinical Neuropsychology. New York, NY: Springer New York, 2011: 428-430
- [22] Turkstra L. Western aphasia battery//Kreutzer J S, DeLuca J, Caplan B. Encyclopedia of Clinical Neuropsychology. New York, NY: Springer New York, 2011: 2706-2707
- [23] Hameister I, Nickels L. The cat in the tree-using picture descriptions to inform our understanding of conceptualisation in aphasia. Lang Cogn Neurosci, 2018, **33**(10): 1296-1314
- [24] Wang T, Yan Q, Pan J, *et al.* Towards the speech features of early-stage dementia: design and application of the mandarin elderly cognitive speech database. Interspeech, 2019: 4529-4533
- [25] 严泉雷. 基于语音识别技术的轻度认知障碍检测[D]. 深圳: 中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2020
Yan Q L. Detection of Mild Cognitive Impairment Based on Speech Recognition Technology[D]. Shenzhen: Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, 2020
- [26] Amini S, Hao B, Yang J, *et al.* Prediction of Alzheimer's disease progression within 6 years using speech: a novel approach leveraging language models. Alzheimers Dement, 2024, **20**(8): 5262-5270
- [27] Pulido M L B, Hernández J B A, Ballester M Á F, *et al.* Alzheimer's disease and automatic speech analysis: a review. Expert Syst Appl, 2020, **150**: 113213
- [28] 黄立鹤, 王晶, 李云霞. 阿尔茨海默病言语障碍表现及相关神经心理学量表编制问题. 语言战略研究, 2019, **4**(5): 34-45
Huang L H, Wang J, Li Y X. Chin J Lang Policy Plan, 2019, **4**(5): 34-45
- [29] 廉紫蓉. 阿尔兹海默症患者语言留存及其影响因素研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2022
Lian Z R. Study on Language Retention and Its Influencing Factors in Patients with Alzheimer's Disease[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2022
- [30] March E G, Wales R, Pattison P. The uses of nouns and deixis in discourse production in Alzheimer's disease. J Neurolinguistics, 2006, **19**(4): 311-340
- [31] Pompili A, Abad A, de Matos D M, *et al.* Pragmatic aspects of discourse production for the automatic identification of Alzheimer's disease. IEEE J Sel Top Signal Process, 2020, **14**(2): 261-271
- [32] Bucks R S, Singh S, Cuerden J M, *et al.* Analysis of spontaneous, conversational speech in dementia of Alzheimer type: evaluation of an objective technique for analysing lexical performance.

- Aphasiology, 2000, **14**(1): 71-91
- [33] Ivanova O, Meilán J J G, Martínez-Sánchez F, *et al.* Discriminating speech traits of Alzheimer's disease assessed through a corpus of reading task for Spanish language. *Comput Speech Lang*, 2022, **73**: 101341
- [34] Wang T, Lian C, Pan J, *et al.* Towards the speech features of mild cognitive impairment: universal evidence from structured and unstructured connected speech of Chinese. *Interspeech*, 2019: 3880-3884
- [35] Croisile B, Ska B, Brabant M J, *et al.* Comparative study of oral and written picture description in patients with Alzheimer's disease. *Brain Lang*, 1996, **53**(1): 1-19
- [36] 黄立鹤, 杨晶晶. 汉语阿尔茨海默病患者口语非流利性研究. *当代语言学*, 2022, **24**(2): 192-207
Huang L H, Yang J J. *Contemp Linguist*, 2022, **24**(2): 192-207
- [37] 黄立鹤, 杨晶晶. 基于 Coh-Metrix 的汉语阿尔茨海默病患者语篇语用障碍分析. *语言文字应用*, 2022(1): 134-144
Huang L H, Yang J J. *Appl Linguist*, 2022(1): 134-144
- [38] Hoffmann I, Nemeth D, Dye C D, *et al.* Temporal parameters of spontaneous speech in Alzheimer's disease. *Int J Speech Lang Pathol*, 2010, **12**(1): 29-34
- [39] Meilán J J G, Martínez-Sánchez F, Martínez-Nicolás I, *et al.* Changes in the rhythm of speech difference between people with nondegenerative mild cognitive impairment and with preclinical dementia. *Behav Neurol*, 2020, **2020**: 4683573
- [40] Kim K W, Na S H, Chung Y C, *et al.* A comparison of speech features between mild cognitive impairment and healthy aging groups. *Dement Neurocogn Disord*, 2021, **20**(4): 52-61
- [41] Beltrami D, Gagliardi G, Rossini Favretti R, *et al.* Speech analysis by natural language processing techniques: a possible tool for very early detection of cognitive decline?. *Front Aging Neurosci*, 2018, **10**: 369
- [42] Nasrolahzadeh M, Mohammadpoory Z, Haddadnia J. A novel method for early diagnosis of Alzheimer's disease based on higher-order spectral estimation of spontaneous speech signals. *Cogn Neurodyn*, 2016, **10**(6): 495-503
- [43] Nasrolahzadeh M, Mohammadpoory Z, Haddadnia J. Higher-order spectral analysis of spontaneous speech signals in Alzheimer's disease. *Cogn Neurodyn*, 2018, **12**(6): 583-596
- [44] Gosztolya G, Vincze V, Tóth L, *et al.* Identifying mild cognitive impairment and mild Alzheimer's disease based on spontaneous speech using ASR and linguistic features. *Comput Speech Lang*, 2019, **53**: 181-197
- [45] Wang T, Hong Y, Wang Q, *et al.* Identification of mild cognitive impairment among Chinese based on multiple spoken tasks. *J Alzheimers Dis*, 2021, **82**(1): 185-204
- [46] Peng Z, Yang J, Lei N, *et al.* Connected multi-speech task for detecting Alzheimer's disease using a two-layer model//IEEE. 2022 6th International Symposium on Computer Science and Intelligent Control (ISCSIC). Beijing: IEEE, 2022: 83-88
- [47] Pan Y, Mirheidari B, Harris J M, *et al.* Using the outputs of different automatic speech recognition paradigms for acoustic- and BERT-based Alzheimer's dementia detection through spontaneous speech. *Interspeech*, 2021: 3810-3814
- [48] Luz S, Haider F, Fromm D, *et al.* Multilingual Alzheimer's dementia recognition through spontaneous speech: a signal processing grand challenge[EB/OL]. arXiv, 2023[2023-08-25]. <http://arxiv.org/abs/2301.05562>
- [49] Martínez-Sánchez F, Meilán J J G, Carro J, *et al.* A prototype for the voice analysis diagnosis of Alzheimer's disease. *J Alzheimers Dis*, 2018, **64**(2): 473-481
- [50] 周德宇, 黄立鹤, 杨晶晶. 老年语言学研究的时间维度: 毕生发展与生命历程. *浙江外国语学院学报*, 2020(5): 2-15
Zhou D Y, Huang L H, Yang J J. *J Zhejiang Int Stud Univ*, 2020(5): 2-15

The Use of Speech in Screening for Cognitive Decline in Older Adults*

WANG Si-Wen¹⁾, YIN Xiao-Xiao¹⁾, GAO Lin-Lin²⁾, GUI Wen-Jun¹⁾, HU Qiao-Xia³⁾,
LOU Qiong³⁾, WANG Qin-Wen^{4)**}

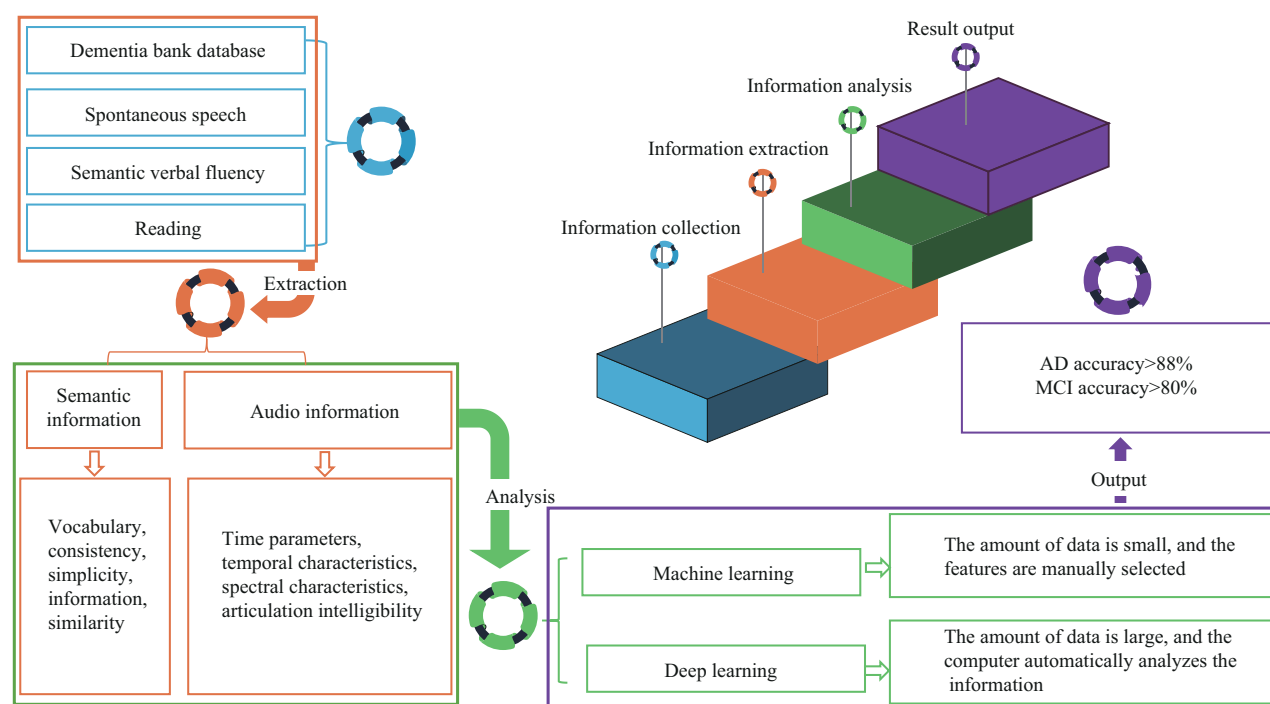
¹⁾School of Teacher Education, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

²⁾College of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

³⁾The First Affiliated Hospital of Ningbo University, Ningbo 315211, China;

⁴⁾School of Basic Medicine, School of Medicine, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Graphical abstract



Abstract Alzheimer's disease (AD) is a chronic neurodegenerative disorder that severely affects the health of the elderly, marked by its incurability, high prevalence, and extended latency period. The current approach to AD prevention and treatment emphasizes early detection and intervention, particularly during the pre-AD stage of mild cognitive impairment (MCI), which provides an optimal "window of opportunity" for intervention. Clinical detection methods for MCI, such as cerebrospinal fluid monitoring, genetic testing, and imaging diagnostics, are

* This work was supported by grants from Zhejiang Key Research and Development Project (2024C03101), Basic Public Welfare Research Program of Zhejiang (LGF22H090008), and Zhejiang Medical and Health Technology Project (2023KY284).

** Corresponding author.

Tel: 86-574-87605175, E-mail: wangqinwen@nbu.edu.cn

Received: July 17, 2024 Accepted: August 28, 2024

invasive and costly, limiting their broad clinical application. Speech, as a vital cognitive output, offers a new perspective and tool for computer-assisted analysis and screening of cognitive decline. This is because elderly individuals with cognitive decline exhibit distinct characteristics in semantic and audio information, such as reduced lexical richness, decreased speech coherence and conciseness, and declines in speech rate, voice rhythm, and hesitation rates. The objective presence of these semantic and audio characteristics lays the groundwork for computer-based screening of cognitive decline. Speech information is primarily sourced from databases or collected through tasks involving spontaneous speech, semantic fluency, and reading, followed by analysis using computer models. Spontaneous language tasks include dialogues/interviews, event descriptions, narrative recall, and picture descriptions. Semantic fluency tasks assess controlled retrieval of vocabulary items, requiring participants to extract information at the word level during lexical search. Reading tasks involve participants reading a passage aloud. Summarizing past research, the speech characteristics of the elderly can be divided into two major categories: semantic information and audio information. Semantic information focuses on the meaning of speech across different tasks, highlighting differences in vocabulary and text content in cognitive impairment. Overall, discourse pragmatic disorders in AD can be studied along three dimensions: cohesion, coherence, and conciseness. Cohesion mainly examines the use of vocabulary by participants, with a reduction in the use of nouns, pronouns, verbs, and adjectives in AD patients. Coherence assesses the ability of participants to maintain topics, with a decrease in the number of subordinate clauses in AD patients. Conciseness evaluates the information density of participants, with AD patients producing shorter texts with less information compared to normal elderly individuals. Audio information focuses on acoustic features that are difficult for the human ear to detect. There is a significant degradation in temporal parameters in the later stages of cognitive impairment; AD patients require more time to read the same paragraph, have longer vocalization times, and produce more pauses or silent parts in their spontaneous speech signals compared to normal individuals. Researchers have extracted audio and speech features, developing independent systems for each set of features, achieving an accuracy rate of 82% for both, which increases to 86% when both types of features are combined, demonstrating the advantage of integrating audio and speech information. Currently, deep learning and machine learning are the main methods used for information analysis. The overall diagnostic accuracy rate for AD exceeds 80%, and the diagnostic accuracy rate for MCI also exceeds 80%, indicating significant potential. Deep learning techniques require substantial data support, necessitating future expansion of database scale and continuous algorithm upgrades to transition from laboratory research to practical product implementation.

Key words Alzheimer's disease, cognitive function decline, early screening, speech task

DOI: 10.16476/j.pibb.2024.0329

CSTR: 32369.14.pibb.20240329