

· 临床研究 ·

基于自然语言处理技术的快速筛查在中国 中老年人群轻度认知障碍中的应用

彭敏¹ 张亚明² 樊永梅¹ 张妙媛¹ 石丸雅司² 李灿阳¹ 焦莉莉¹ 王如蜜¹

¹中南大学湘雅二医院康复医学科,长沙 410011; ²松下公司,日本 571-8686

通信作者:王如蜜,Email:kimwang922@126.com

【摘要】 目的 采用自然语言处理(NLP)技术,通过特定语音任务在中国中老年人群中自动、客观、快速检测轻度认知障碍(MCI)。**方法** 以1:1的男女比例招募了50~80岁中老年人215例,用特定的语音任务和简易精神状态测试-2(MMSE-2)收集受试者的语音数据和认知功能情况,并根据其认知功能进一步分为认知功能正常组和MCI组。根据语音文件提取出说话速度、音节数、音节时间长度、停顿数、停顿时间长度、共振峰频率(F1、F2)的标准偏差、声压变化共7类,合计162个语音特征,依据男性和女性分组进行分析,比较不同性别受试者的语音特征与认知功能的关联,用多元回归分别分析男、女受试者基于语音特征的认知功能预测,并使用灵敏度、特异度和准确度评价模型的预测功能。**结果** MCI组受试者在发音速度、停顿次数、停顿长度及共振峰变化的50个语音特征量上与正常组比较,差异有统计学意义($P<0.05$)。不同性别的分组分析中,单相关分析表明,发音节奏与认知功能显著相关;基于多元回归构建的预测模型中,识别MCI的敏感度、特异度和准确度男性分别为0.54、0.80和0.69,女性分别为0.0、0.86和0.63。**结论** MCI组患者的发音节奏发生了显著改变。基于自然语言处理技术的语音分析能快速、客观地筛查出MCI。

【关键词】 阿尔茨海默病; 痴呆症; 轻度认知障碍; 自然语言处理; 筛查

基金项目: 中南大学湘雅二医院横向课题(0858.210903),湖南省残疾人联合会康复科研项目(2021XK0306),湖南省自然科学基金青年基金(2020JJ5803)

DOI:10.3760/cma.j.issn.0254-1424.2023.07.003

Rapid detection of mild cognitive impairment using natural language processing

Peng Min¹, Zhang Yaming², Fan Yongmei¹, Zhang Miaoyuan¹, Ishimaru Masashi², Li Canyang¹, Jiao Lili¹, Wang Rumi¹

¹Department of Rehabilitation, The Second Xiangya Hospital, Central South University, Changsha 410011, China;

²Panasonic Corporation, Japan, 571-8686

Corresponding author: Wang Rumi, Email: kimwang922@126.com

【Abstract】 Objective To automatically and rapidly detect mild cognitive impairment (MCI) in an objective manner using natural language processing (NLP). **Methods** A total of 215 participants (half female) aged 50 to 80 were recruited for the study's normal cognition and MCI groups. Speech tasks and the mini mental state examination (MMSE-2) were used to collect audio data and quantify cognitive functioning. Altogether 162 acoustic features were extracted including the speaking speed, syllable number, syllable duration, number of pauses, duration of pauses, the standard deviation of formant frequency and sound pressure variation. They were compared between the two groups and genders. Multiple regression analysis was used to formulate a model predicting MCI. The sensitivity, specificity and accuracy of its predictions were used to evaluate its predictive power. **Results** There were significant differences between the two groups in 50 acoustic features including their pronunciation rhythm and pronunciation accuracy. Univariate correlation analysis revealed that the pronunciation rhythm was significantly associated with cognitive functioning. The sensitivity, specificity and accuracy of the model were 0.54, 0.80 and 0.69 for males and 0.0, 0.86 and 0.63 for females. **Conclusion** MCI greatly affects pronunciation rhythm. Acoustic analysis based on NLP can detect MCI rapidly and objectively.

【Key words】 Alzheimer's disease; Dementia; Speech analysis; Cognitive impairment; Natural language processing; Screening

Funding: the Second Xiangya Hospital, Central South University (0858.210903), Hunan Disabled Person's Federation (2021XK0306); the Youth Fund of the Natural Science Foundation of Hunan Province (2020JJ5803)

DOI:10.3760/cma.j.issn.0254-1424.2023.07.003

痴呆作为老年人常见的疾病之一,会降低患者的日常生活质量与预期健康寿命,加重经济负担且影响家属的身心健康^[1-2]。最新统计数据显示,中国 60 岁以上人群的痴呆发病率为 6%^[3]。随着中国人口老龄化趋势日益严峻,其发病率将进一步上升^[4]。但目前没有特效药物可治疗痴呆^[5]。轻度认知障碍(mild cognitive impairment, MCI)是痴呆的前驱阶段,可逆转为认知正常^[6]。因此,早期对 MCI 进行筛查、诊断与干预是改善痴呆患者总体预后的关键^[7-8]。

然而,由于 MCI 的早期症状不明显,临床诊断难度较大^[9]。目前临床上用于筛查 MCI 的方法至少存在以下缺陷之一或更多项:过程繁琐、费用昂贵或有侵入性、受主观因素影响大、检查的实施或结果解读需要训练有素的医师或护士参与^[10]。由于地理位置、经济因素或老年人因生理衰弱而致的亲自就诊困难这三者因素构成的医疗保健资源获得机会不均等^[11],MCI 的就诊率也一直处于较低水平。因此,需要普适性高、客观性强、非侵入性及价格低廉的方法筛查 MCI。这或许能用基于自然语言处理(natural language processing, NLP)的语音分析来解决^[12]。

语言是高级脑功能,也是认知功能的一种,MCI 患者呈现语音特征的改变已得到广泛证实^[13]。应用 NLP 或机器学习的方式,根据受试者的语音特征以推测认知功能是否受损已在国外研究中得到广泛报道^[14-16]。汉语与英语等其他语言的具体语言环境不同,且基于汉语语言环境的报道较少,样本量也相对较小^[17-19],因此,本研究应用 NLP 技术的语音分析对中国中老年人进行 MCI 筛查,以期 NLP 技术的临床应用提供参考。

资料与方法

一、研究对象与分组

入选标准:①年龄在 50~80 岁、会说普通话;②依从性较好,并能理解试验内容与步骤;③排除有诊断明确的精神神经类疾病(如脑卒中、帕金森等)④签署知情同意书。

本研究经中南大学湘雅二医院临床研究机构伦理审查委员会审核批准,(编号:KFK20210721)。

2021 年 7 月至 2021 年 8 月,招募符合上述标准的受试者 215 例,分别依据简易精神状态测试(mini-mental state examination, MMSE-2)检测结果和性别对 215 例受试者进行分组。

1. MMSE-2 分组:因 MCI 和痴呆症的发生风险与低教育水平呈正相关^[20],本研究结合受教育水平对受试者进行 MMSE-2 评估,最终符合 MCI 标准的患者(文盲受试者的 MMSE-2 评分≤17 分,小学受试者的 MMSE-2 评分≤20 分,初中及以上受试者的 MMSE-2 评分≤24 分^[19]) 25 例,设为 MCI 组,其余 190 例受试者设为正常组,正常组和 MCI 组受试者的一般资料见表 1。

2.性别分组:基于男性与女性在共振峰频率(F1、F2)上有明显差异^[21],本研究对所有受试者再根据性别进行了分组,其中男性组 108 例,女性组 107 例,男性组和女性组受试者的一般资料见表 2。

二、语音数据采集与分析

(一)语音任务

语音任务的编号和具体内容:①3-1——/pa/, /pa/, /pa/;②3-2——/ta/, /ta/, /ta/;③3-3——/ka/, /ka/, /ka/;④4-1——他是北极勘探大队的科学家;⑤4-2——冬季的太阳一般比夏季的大;⑥4-3——他的爸爸比我爸爸大 8 岁。受试者完成以上 6 项特定语音任务的朗读后,从受试者的语音文件中提取包含了说话速度、音节数、音节时间长度、停顿数、停顿时间长度、共振峰频(F1F2)的标准偏差、声压变化共 7 类,合计 162 个语音特征。

表 1 正常组和 MCI 组的一般资料

组别	例数	性别(例)		年龄(例)			BMI(例)			教育程度(例)		
		男	女	50~59 岁	60~69 岁	70~80 岁	<18	18~24	25~28	小学	中学	大学
正常组	190	95	95	64	68	58	1	88	101	14	136	40
MCI 组	25	13	12	7	6	12	0	12	13	9	15	1

注:BMI 为身体质量指数(body mass index)

表 2 男性组和女性组的一般资料

组别	例数	年龄(例)			BMI(例)			教育程度(例)		
		50~59 岁	60~69 岁	70~80 岁	<18	18~24	25~28	小学	中学	大学
男性组	108	36	37	35	0	48	60	10	73	25
女性组	107	35	37	35	1	52	54	13	78	16

(二) 语音数据采集

所有受试者在测试员(经同质化培训)的监督下完成数据采集。数据采集要求受试者用连接到录制电脑的麦克风大声朗读上述语音任务,并采用松下公司自主研发的软件进行语音数据收集和自动标注(该软件未用作商业用途,无版本号)。录音完成后,存储为.wav 的文件格式,并进行回放,核对是否符合后续语音分析要求^[22]。如有噪音等干扰因素需进行重新录音。整个数据采集过程约 10~15 min,采集过程中现场的信噪比始终高于 20 dB。

(三) 语音数据预处理与分析

所获得的语音数据均为立体声,频率为 48 kHz。在提取语音特征量前,先对已获得的语音数据进行采样,将声音频率统一到 8 kHz。通过 Python(V3.7.9 版)的语音分析程序完成语音特征量的提取,然后进行时间、共振峰和声压等数据的解析,同时计算发音速度、第一共振峰和第二共振峰等声学特征指标的变化、元音和辅音的声压差值以及停顿时间占比。以受试者的 MMSE-2 测定结果(MCI 或认知正常)作为参考标准对语音模型进行训练,并将 70% 的语音数据作为训练集进行训练。

(四) 语音特征量的命名规则

本研究对语音特征量进行了如下命名:F1_为第一共振峰;F2_为第二共振峰;F_ratio_为 F2/F1;_pwr 为声压相关;_avg 为平均值;_std 为离散程度;_duration 为时间长度;_num 为次数;_last 为最后 1 s; pause_为长于 0.5 s 的停顿;_spandelay 为任务间的比较;peak_max_int 为声压最大值的间隔;utter_time 为发音时间长度。

三、结果评价指标

性能评价指标包括敏感度、特异度及准确度。敏感度和特异度可以表明模型区分阳性受试者和阴性受试者的能力。

四、数据分析方法

采用 SPSS 26.0 版统计学软件对本研究所得数据进行分析。符合正态分布的计量资料采用($\bar{x} \pm s$)的形式进行描述,否则则用中位数[四分位距]的形式进行描述。两组间的比较采用 *T* 检验或 Mann-Whitney U 检验,使用 Pearson 相关分析进行基于性别分组的语音特征与认知功能的单相关分析,并用多元回归分析的方式进行语音筛查轻度认知障碍的公式构建。其中,在单相关分析中,相关系数 ≥ 0.2 的语音特征量方可进入后续的多元回归分析。而在多元回归分析中,自变量为 1~4 个语音特征量,因变量为认知功能。以 $P < 0.05$ 为差异有统计学

意义。

结 果

一、正常组与 MCI 组受试者语音特征分布比较
通过对比认知正常组与 MCI 组的 162 个语音特征,发现 MCI 组受试者在发音速度、停顿次数、停顿长度及共振峰变化的 50 个语音特征量上与正常组比较,差异有统计学意义($P < 0.05$),提示,MCI 可能会对发音节奏和发音运动准确性产生影响。两组间存在统计学差异的 50 语音特征量分别为: utter_time_std_3_1、F1_max_mean_3_1、F2_avg_3_1、peak_max_num_3_2、peak_max_int_avg_3_2、peak_max_int_iv_3_2、peak_max_num_last_3_2、utter_time_std_3_2、F2_max_std_3_2、F2_std_3_2、F2_avg_diff_3_2、F1_diff_std_3_2、F2_diff_std_3_2、peak_max_num_3_3、peak_max_int_avg_3_3、peak_max_num_last_3_3、F2_std_3_3、talking_time_4_3、peak_max_pwr_std_4_3、peak_max_int_avg_4_3、utter_time_span_4_3、power_diff_std_4_3、pause_num_4_3、pause_std_4_3、pause_duration_4_3、talking_time_4_1、peak_max_pwr_std_4_1、peak_max_int_avg_4_1、peak_max_int_std_4_1、utter_time_span_4_1、utter_time_percentage_4_1、utter_time_std_4_1、peak_max_pwr_std_4_2、pause_num_4_2、utter_time_diaid_speech_32_41、utter_time_diaid_speech_32_42、utter_time_spandelay_41_31、utter_time_spandelay_43_31、utter_time_spandelay_41_32、utter_time_spandelay_42_32、utter_time_spandelay_43_32、utter_time_spandelay_41_33、utter_time_spandelay_42_33、utter_time_spandelay_43_33、utter_time_sumdelay_41_32、utter_time_sumdelay_43_32、utter_time_sumdelay_41_33、utter_time_sumdelay_43_33、F2_avg_diff_31_32($P < 0.05$)。

二、男性组和女性组的语音特征量与认知功能的关联性分析

单相关分析的结果提示,在女性受试者中,共有 10 个反映共振峰稳定性与发音节奏(包括说话时间、速度与稳定性)的语音特征量与认知功能呈现显著相关。其中,反映共振峰稳定性的 2 个语音特征量(F2_diff_std_3_1 和 F2_std_3_2)与认知功能的相关度较低(表 3);而在男性受试者中,共有 29 个反映共振峰稳定性和发音节奏(包括发音时间、速度、稳定性、次数与停顿时长及音压稳定性)的语音特征量与认知功能呈显著相关(表 3)。其中,说话速度与认知功能的关联呈多重共线性,而共振峰稳定性与认知功能的关联程度较低。

表 3 男、女受试者差异的语音特征量

组别	语音特征量 (相关系数≥0.2)	与假说 一致性	关联运动
男性组 (n = 108)	F1_avg_diff_31_33	×	共振峰稳定性
	peak_max_int_std_3_3	○	
	utter_time_std_4_1	○	
	peak_max_int_std_4_3	○	
	peak_max_int_iv_3_2	○	发音稳定性
	peak_max_int_cv_3_3	○	
	peak_max_int_cv_3_1	○	
	peak_max_int_std_3_1	○	
	peak_max_int_avg_3_2	○	
	peak_max_pwr_std_4_3	○	音压稳定性
	power_diff_std_4_3	○	
	utter_time_spandelay_42_33	○	发音速度
	utter_time_spandelay_42_31	○※	
	utter_time_spandelay_41_32	○※	
	utter_time_spandelay_43_33	○※	
	utter_time_spandelay_42_32	○※	
	utter_time_spandelay_41_33	○※	
	utter_speed_3_2	○	
	utter_speed_4_1	○	
	utter_time_spandelay_41_31	○	
	pause_duration_4_3	○	停顿
女性组 (n = 107)	pause_std_4_3	○	
	pause_ratio_4_3	○	
	pause_num_4_3	○	
	talking_time_4_3	○	发音时间
	utter_time_span_4_3	○	
	peak_max_num_3_2	○	发声次数
	peak_max_num_last_3_2	○	
	peak_max_num_3_3	○	
	F2_diff_std_3_1	×	共振峰稳定性
	F2_std_3_2	×	
	peak_max_int_std_4_1	○	发音稳定性
	peak_max_int_iv_3_1	×	
	utter_time_percentage_4_1	○	发声时间
	taking_time_4_1	○	发音时间
	utter_time_span_4_1	○	
	utter_time_spandelay_41_33	○	发音速度
	utter_speed_4_3	○	
	utter_time_mean_4_3	○	

注：MCI 可能会对发音节奏（发音速度、停顿时长等）和发音运动准确性（共振峰相关特征量）产生影响；○为与假说一致；※为多重共线性

三、多元回归分析

进一步选取与认知功能相关性较高且相关系数≥0.2（特征量不足时则可忽略该条件）的特征量进行多元回归分析，以构建语音预测认知功能的推定公式。在男性组中，最终选定了反映发音速度与稳定性的 4 个特征量，其具体为：utter_time_spandelay_42_33、power_diff_std_4_3、peak_max_int_iv_3_2 与 utter_speed_4_

1（表 4）。应用多元回归分析（参数为： R^2 ：0.65；调整 R^2 ：0.37）构建了推定公式，该推定公式的诊断性能为：敏感度为 0.54（7/13），特异度为 0.80（16/20），准确度为 0.69（23/33）。而在女性组，最终选定了 3 个反映发音稳定性的特征量，其分别为：peak_max_int_std_3_3、utter_time_span_4_1 与 peak_max_num_ratio_3_3。应用多元回归分析（参数为： R^2 ：0.49；调整 R^2 ：0.21）构建了推定公式，该推定公式的性能为：灵敏度 0（0/9），特异度 0.86（20/23），正确率为 0.63（20/32）。

表 4 用于认知功能预测公式构建的语音特征量

组别	单相关系数	关联运动	相关性方向
男性组 (<i>n</i> = 108)			
utter_time_spandelay_42_33	-0.44	发音速度	-
utter_speed_4_1	0.24		+
power_diff_std_4_3	-0.39	发音稳定性	-
peak_max_int_iv_3_2	-0.29		-
女性组 (<i>n</i> = 107)			
peak_max_int_std_3_3	-0.31	发音稳定性	-
utter_time_span_4_1	-0.29		-
peak_max_num_ratio_3_3	0.25		+

讨 论

早期识别认知功能下降已经是老龄化社会的共同目标^[23]。目前，利用神经心理学测试、影像学方法等传统方法难以诊断轻度认知功能障碍^[24]。同时，我国尚缺乏经济实惠且广泛可用的认知功能下降评估工具。既往大量文献已表明，认知功能的下降与语音特征存在关联性^[25]，而近年来 NLP 和机器学习在语音分析中的进展使得从录音中检测认知功能下降成为可能^[26-27]。本研究通过收集 215 例老年人的语音数据，并通过自然语言处理技术提取 162 个语音特征，涵盖了说话速度、音节数、音节时间长度、停顿数、停顿时间长度、共振峰频率（F1、F2）的标准偏差、声压变化等多个方面，构建了可快速、客观检测轻度认知障碍的筛查系统。最终，本研究结果显示，基于多元回归构建的预测模型中，识别 MCI 的敏感度、特异度和准确度男性分别为 0.54、0.80 和 0.69，女性为 0、0.86 和 0.63，表明基于 NLP 的技术可快速、客观地检测 MCI。

既往有部分研究用自然语言处理或采用机器学习的方式进行 MCI 的识别，但与这些研究相比，本研究有以下优势：①由于男、女在共振峰频率（F1、F2）有很大差异，本研究是首次将性别分组与认知功能下降进行识别，而既往研究只是单纯对认知功能分组后再进行语音分析及语音特征-认知关联^[18, 20, 28]；②本次研

究中从语音数据中提取的 162 个语音特征量可反映参与者语言的 7 个方面的特征,其远高于既往研究中的 2 个方面(嗓音质量与言语流畅性)^[18];③同为中国人群的该类研究中,本研究的样本量更大(215 例受试者),远远高于既往研究的 64 例^[19];④本研究使用的基于 NLP 的 MCI 检测系统操作简单,检测结果较为客观,且筛查过程无需专业人士的干预,从采集数据到显示筛查结果总时长仅为 5 min;⑤语音数据的标注和提取由软件自动完成,可以免去人工标注的繁琐工作,节省大量的人力物力,同时,也能关注到老年人的无意义语音(如停顿长度等)^[29-31]。

本研究仍存在一定局限性:①本研究 MCI 患者数量较少,结果中的敏感度不高,且老年患者的语音数据难以获得而造成;②研究在中国南方地区完成。由于中国地域辽阔,南北方言存在较大的差异,因此本研究结果不能直接应用到北方人群;③本研究纳入的人群年龄为 50~80 岁,而既往文献报道 MCI 的高发年龄为 60 岁及以上人群,这或许也能解释本研究纳入的受试者的 MCI 患者比例较低的问题^[32];④本研究参与者在经 MMSE-2 量表检查出有认知功能下降后,并未进行影像学与血液标志物检查,未能确定认知障碍的程度及造成认知障碍的病因,这都需要扩大样本量进行算法的优化,并开展后续的临床验证,以进一步验证基于 NLP 技术检测中国中老年人群 MCI 的临床应用价值^[12]。

综上所述,基于 NLP 技术可快速、客观地检测 MCI,可能帮助临床对 MCI 进行早期筛查、早期诊断和早期干预,让一部分处于痴呆前驱阶段的 MCI 患者逆转为认知正常,改善痴呆患者总体预后;同时,基于 NLP 技术可以减轻临床人员的评估工作量,有望成为广泛可用的 MCI 筛查和检测工具。

参 考 文 献

- [1] Li G, Li K. Turning point of cognitive decline for chinese older adults from a longitudinal analysis: protective factors and risk factors [J]. *Healthcare*, 2022, 10(11): 2304. DOI: 10.3390/healthcare10112304.
- [2] Wangmo T, Lipps M, Kressig RW, et al. Ethical concerns with the use of intelligent assistive technology: findings from a qualitative study with professional stakeholders [J]. *BMC Med Ethics*, 2019, 20(1): 98. DOI: 10.1186/s12910-019-0437-z.
- [3] Cheng L, Dong R, Song C, et al. Mediation effects of IL-1 β and IL-18 on the association between vitamin D levels and mild cognitive impairment among chinese older adults: a case-control study in taiyuan, China [J]. *Front Aging Neurosci*, 2022, 14: 836311. DOI: 10.3389/fnagi.2022.836311.
- [4] Llanes-álvarez C, Llano JMA, álvarez-Navares AI, et al. Hospitalization and socio-health care for dementia in Spain [J]. *J Clin Med*, 2020, 9(12): 3875. DOI: 10.3390/jcm9123875.
- [5] Xu J, Sun Z, Zhang R, et al. Non-linear association between serum spermidine and mild cognitive impairment: results from a cross-sectional and longitudinal study [J]. *Front Aging Neurosci*, 2022, 14: 924984. DOI: 10.3389/fnagi.2022.924984.
- [6] Sullivan K J, Ran X, Wu F, et al. Ambient fine particulate matter exposure and incident mild cognitive impairment and dementia [J]. *J Am Geriatr Soc*, 2021, 69(8): 2185-2194. DOI: 10.1111/jgs.17188.
- [7] 俞璐, 李敏琤, 夏明. 轻度认知损害与简易精神状态检查分项相关性分析及其中医防治研究 [J]. *吉林中医药*, 2019, 39(6): 763-767. DOI: ZYJL.0.2019-06-018
- [8] 孙志成, 王彤, 顾晓美, 等. 虚拟现实训练对养老机构主观认知下降患者认知功能和功能性体能的影响 [J]. *中华物理医学与康复杂志*, 2023, 45(4): 320-325. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0254-1424.2023.04.007.
- [9] Chen B, Song L, Yang J, et al. Proteomics of serum exosomes identified fibulin-1 as a novel biomarker for mild cognitive impairment [J]. *Neural Regen Res*, 2023, 18(3): 587-593. DOI: 10.4103/1673-5374.347740.
- [10] Muller S, Herde L, Preisiche O, et al. Diagnostic value of digital clock drawing test in comparison with CERAD neuropsychological battery total score for discrimination of patients in the early course of Alzheimer's disease from healthy individuals [J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1): 3543. DOI: 10.1038/s41598-019-40010-0.
- [11] Vai B, Mazza MG, Marisa CD, et al. Joint european policy on the COVID-19 risks for people with mental disorders: an umbrella review and evidence- and consensus-based recommendations for mental and public health [J]. *Eur Psychiatry*, 2022, 65(1): e47. DOI: 10.1192/j.eurpsy.2022.2307.
- [12] 陆昱方. 简述语音识别的实现过程 [J]. *科技传播*, 2019, 11(2): 121-122.
- [13] Hnilicova P, Kantorova E, Sutovsky S, et al. Imaging methods applicable in the diagnostics of Alzheimer's disease, considering the involvement of insulin resistance [J]. *Int J Mol Sci*, 2023, 24(4): 3325. DOI: 10.3390/ijms24043325.
- [14] Abstract: 15th conference clinical trials Alzheimer's disease, november 29- december 2, 2022, San Francisco, USA: Posters [J]. *J Prev Alzheimers Dis*, 2022, 9(S1): S51-S248. DOI: 10.14283/jpad.2022.97.
- [15] Parziale A, Mascalonzi D. Digital biomarkers in psychiatric research: data protection qualifications in a complex ecosystem [J]. *Front Psychiatry*, 2022, 13: 873392. DOI: 10.3389/fpsy.2022.873392.
- [16] Schafer S, Mallick E, Schwed L, et al. Screening for mild cognitive impairment using a machine learning classifier and the remote speech biomarker for cognition: evidence from two clinically relevant cohorts [J]. *J Alzheimers Dis*, 2023, 91(3): 1165-1171. DOI: 10.3233/JAD-220762.
- [17] 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]. *Curr Alzheimer Res*, 2018, 15(2): 130-138. DOI: 10.2174/1567205014666171121114930.
- [18] Themistocleous C, Eckerstrom M, Kokkinakis D. Voice quality and speech fluency distinguish individuals with mild cognitive impairment from healthy controls [J]. *PLoS One*, 2020, 15(7): e0236009. DOI: 10.1371/journal.pone.0236009.
- [19] Qiao Y, Xie XY, Lin GZ, et al. Computer-assisted speech analysis in

mild cognitive impairment and Alzheimer's disease: a pilot study from Shanghai, China [J]. J Alzheimers Dis,2020,75(1):211-221.DOI: 10.3233/JAD-191056.

[20] 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[J]? Front Aging Neurosci,2018, 10: 369.DOI: 10.3389/fnagi.2018.00369.

[21] Chen S, Han C, Wang S, et al. Hearing the physical condition: the relationship between sexually dimorphic vocal traits and underlying physiology [J]. Front Psychol, 2022, 13: 983688. DOI: 10.3389/fpsyg.2022.983688.

[22] Pavela Banai I. Voice in different phases of menstrual cycle among naturally cycling women and users of hormonal contraceptives [J]. PLoS One, 2017, 12 (8) : e0183462. DOI: 10.1371/journal.pone.0183462.

[23] Zeng XK, Shen SS, Guan HL, et al. Coexisting frailty and cognitive impairment as a predictor of adverse outcomes in older inpatients after discharge: results from a one-year follow-up study [J]. Clin Interv Aging,2022,17:1697-1706.DOI: 10.2147/CIA.S376691.

[24] Merlo D, Darby D, Kalincik T, et al. The feasibility, reliability and concurrent validity of the MSReactor computerized cognitive screening tool in multiple sclerosis [J]. Ther Adv Neurol Disord, 2019, 12: 1756286419859183. DOI: 10.1177/1756286419859183.

[25] Komeili M, Pou-Prom C, Liaqat D, et al. Talk2Me: automated linguistic data collection for personal assessment [J]. PLoS One,2019, 14(3):e0212342. DOI: 10.1371/journal.pone.0212342.

[26] Renn BN, Schurr M, Zaslavsky O, et al. Artificial intelligence: an interprofessional perspective on implications for geriatric mental health research and care [J]. Front Psychiatry,2021,12:734909. DOI: 10.3389/fpsyt.2021.734909.

[27] Diaz-Orueta U, Blanco-Campal A, Lamar M,et al. Marrying past and present neuropsychology: is the future of the process-based approach technology-based[J]? Front Psychol,2020,11:361. DOI: 10.3389/fpsyg.2020.00361.

[28] Amini S, Hao B, Zhang L, et al. Automated detection of mild cognitive impairment and dementia from voice recordings: a natural language processing approach [J]. Alzheimers Dement,2022,10.1002/alz.12721. DOI: 10.1002/alz.12721.

[29] 王荃一. 基于语音识别的轻度认知障碍检测方法研究[D].兰州:兰州交通大学, 2021.

[30] 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.

[31] 林妍. 基于保护动机理论的轻度认知障碍筛查产品设计研究[D].广州:广东工业大学, 2022.

[32] Li H, Su W, Dang H, et al. Exercise training for mild cognitive impairment adults older than 60: a systematic review and meta-analysis [J].J Alzheimers Dis,2022,88(4):1263-1278. DOI: 10.3233/JAD-220243.

(修回日期:2023-05-16)
(本文编辑:阮仕衡)

《中华物理医学与康复杂志》第八届编辑委员会组成名单

总 编 辑：黄晓琳									
副 总 编 辑：窦祖林 顾 新 郭铁成 何成奇 李 玲 刘宏亮 吴 毅 燕铁斌 岳寿伟 周谋望									
编 辑 委 员：(含总编辑、副总编辑)(按姓氏拼音顺序排序)									
敖丽娟	白定群	白玉龙	毕 胜	陈 红	陈丽霞	陈青山	陈文华	窦祖林	杜 青
范建中	冯晓东	冯 珍	高晓平	顾 新	顾旭东	郭钢花	郭 琪	郭铁成	何成奇
何晓红	胡昔权	黄东锋	黄国志	黄晓琳	黄 真	贾子善	姜志梅	金 俏	李海峰
李红玲	李建华	李 丽	李 玲	李晓捷	李雪萍	梁 英	廖维靖	刘宏亮	刘 楠
刘遂心	刘忠良	卢红建	鲁雅琴	陆 敏	陆 晓	罗 军	马 超	牟 翔	倪朝民
倪国新	潘 钰	单春雷	邵 明	宋为群	孙强三	唐 强	王宝兰	王冰水	王楚怀
王 刚	王宁华	王 强	王 彤	王玉龙	吴 华	吴 霜	吴 毅	武继祥	肖 农
谢 青	谢 荣	谢欲晓	许光旭	许 涛	闫金玉	燕铁斌	杨建荣	杨卫新	叶超群
尹 勇	于慧秋	余 茜	虞乐华	袁 华	岳寿伟	恽晓平	张长杰	张 芳	张桂青
张 皓	张继荣	张锦明	张盘德	张巧俊	张志强	郑光新	周谋望	朱 宁	朱珊珊
中国香港编委：Leonard Sheung Wai LI(中国香港)									
外 籍 编 委：Akira Miyamoto (日本)									
Hao Liu(美国)			Hong Wu(美国)						
Li-Qun Zhang(美国)			Nathan R. Qi(美国)			Sheng Quan Xie(新西兰)			
Sheila Purves(加拿大)			Sheng Li(美国)			Wenchun Qu(美国)			