

# 监测睡眠的可穿戴设备进展及其在精神障碍研究领域的应用

杨俊杰 赵冰蕾 李春波

200030 上海交通大学医学院附属精神卫生中心(杨俊杰、李春波); 200030 上海交通大学心理与行为科学研究院(赵冰蕾、李春波); 200030 上海市重性精神病重点实验室(李春波); 200030 上海, 中国科学院脑科学与智能技术卓越创新中心(李春波)

通信作者: 李春波, Email: licb@smhc.org.cn

DOI: 10.3969/j.issn.1009-6574.2021.04.011

**【摘要】** 睡眠障碍和精神障碍共病很常见。近年来,越来越多的研究关注睡眠障碍在精神障碍发生、发展中的作用。为探索睡眠障碍在精神障碍病因学中的作用,首先需要实现睡眠障碍的准确评估。睡眠障碍评估多来自于自我报告和多导睡眠图(polysomnography, PSG),因其主观性或无法进行长期监测,限制了在精神障碍临床研究中的应用。采用可穿戴设备补充睡眠障碍评估方式具有良好的应用前景。现根据不同信号类别对监测睡眠的可穿戴设备进行综述,结合其在精神障碍研究领域的应用,旨在为将来相关领域的研究提供线索。

**【关键词】** 睡眠障碍; 精神障碍; 可穿戴设备; 睡眠监测

## Progress of wearable devices for sleep monitoring and its application in the research of mental disorders

Yang Junjie, Zhao Binglei, Li Chunbo

Shanghai Mental Health Center, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200030, China (Yang JJ, Li CB); Institute of Psychology and Behavioral Science, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China (Zhao BL, Li CB); Shanghai Key Laboratory of Psychotic Disorders, Shanghai 200030, China (Li CB); Center for Excellence in Brain Science and Intelligence Technology (CEBSIT), Chinese Academy of Science, Shanghai 200030, China (Li CB)

Corresponding author: Li Chunbo, Email: licb@smhc.org.cn

**【Abstract】** Co-morbidity between sleep disorders and psychiatric disorders is common. In recent years, increasing researches focus on the role of sleep disorders in the occurrence and development of psychiatric disorders. In order to explore the role of sleep disorders in the etiology of mental disorders, it is required to achieve accurate assessment of sleep disorders. Sleep disorder assessment mostly comes from self-report and polysomnography (PSG). Because of its subjectivity or inability to conduct long-term monitoring, its application in clinical research of mental disorders is limited. Wearable devices have shown promise in complementing the assessment of sleep disorders. This review provides an overview of wearable devices for monitoring sleep and their application in mental disorders research to provide clues for the future.

**【Key words】** Sleep disorder; Mental disorder; Wearable device; Sleep monitoring

睡眠是人类十分重要的一个生理过程,每晚睡眠呈现由浅到深交替的周期性变化,同时伴随着多项生理参数的变化,如大脑活动、心率、血压、呼吸、体温等<sup>[1]</sup>。睡眠稳态受环境、生活习惯、心理精神、睡眠障碍以及其他的疾病状态的影响<sup>[2-3]</sup>。睡眠紊乱见于多种精神障碍<sup>[4-5]</sup>,但睡眠紊乱与精神障碍相互作用的机制尚不明晰。以往研究提示,睡眠质量与注意力、执行功能、情绪调节,学习和记忆有关<sup>[6]</sup>。

然而这些研究通常在非自然状态下干扰睡眠(白天小睡、整夜睡眠剥夺和几天的睡眠限制等),不是直接衡量睡眠紊乱对精神障碍患者精神健康的长期影响<sup>[5-6]</sup>。另外,长期睡眠紊乱研究中睡眠质量的评价主要采用睡眠日记和睡眠问卷等方式<sup>[7]</sup>。通过此种主观报告方式,通常能够采集到个体早醒、难以入睡、睡眠维持困难等症状的出现频率以及睡眠时长等睡眠质量指标。主观报告指标不够准确,且

无法获得更多的睡眠信息,如睡眠分期以及睡眠相关生理指标<sup>[8]</sup>。因此,对睡眠进行客观的长期监测是探讨长期睡眠紊乱如何与精神障碍相互作用的基础,以实现精神障碍患者更好的管理。

### 一、睡眠监测金标准

目前,睡眠研究中的睡眠监测金标准是多导睡眠图(polysomnography, PSG),其是一种监测睡眠的方法,利用脑电图(electroencephalogram, EEG)、眼电图(electro-oculogram, EOG)、肌电图(electromyogram, EMG)、心电图(electrocardiogram, ECG)、脉搏血氧仪、气流传感器和电压传感器记录睡眠分期、肢体活动、呼吸气流、呼吸努力、心率、血氧饱和度和身体姿势<sup>[9]</sup>。

根据EEG中不同睡眠阶段特征波形(尖波、K复合体、纺锤波、 $\delta$ 波和锯齿波)、眼动和下颌肌张力变化,可将睡眠分为5个阶段,分别为清醒阶段、非快速眼动(non-rapid eye movement sleep, NREM)睡眠1期(N1)、2期(N2)、3期(N3)和快速眼动(rapid eye movement sleep, REM)睡眠期, N1、N2和N3代表从浅到深不同睡眠深度的NREM睡眠<sup>[9]</sup>。

PSG是目前临床中诊断睡眠相关呼吸障碍的金标准,也用于评估其他睡眠障碍如夜间癫痫发作、昏睡病、睡眠相关运动障碍等<sup>[10]</sup>。但PSG通常需要在医疗机构特定的睡眠实验室进行,加上采集信号的设备干扰,患者难以达到自然睡眠状态,也无法实现对睡眠的长期监测。另外,传统PSG人工审查的方式十分耗时耗力。虽然PSG在临床诊疗过程中有着不可替代的位置,但目前PSG技术无法应用到大样本的长期睡眠紊乱相关研究。

### 二、监测睡眠的可穿戴设备

随着科技的进步,设备尺寸减小、软件算法提高以及网络速度提升使远程、移动、长时监测健康指标成为可能。可穿戴设备(wearable devices, WD)是一种可持续佩戴的、用于捕捉或跟踪与健康相关的生物特征信息的电子设备<sup>[11]</sup>。目前,可穿戴设备可以收集心率、体温、血氧饱和度、皮肤电活动、步数、运动时间、血压和环境参数等健康数据<sup>[12]</sup>。制造成本降低大大增加了可穿戴设备的普及性,根据国际数据公司(International Data Corporation, IDC)全球季度可穿戴设备跟踪报告,2019全年可穿戴设备出货量达到3.365亿,较2018年的1.78亿台增长89%<sup>[13]</sup>。因此,有希望利用可靠的可穿戴设备进行大样本人群研究,阐明睡眠影响健康的机制,实现对健康更好的管理。本综述将根据可穿戴设备监测的信号类型进行阐述(表1)。

表1 监测睡眠的可穿戴设备采集信号类别及应用的技术

信号	技术	设备
体动信号	加速器	腕表 <sup>[14-19]</sup> 、指尖抽动识别设备 <sup>[20]</sup>
	压电传感器	床垫 <sup>[21-22]</sup> 、自给电柔性贴片 <sup>[23]</sup>
脑电信号	脑电图	前额头戴式脑电设备 <sup>[24-25]</sup> 、电极耳塞 <sup>[26-27]</sup>
自主神经-心脏活动信号	心电图	单导联心电设备 <sup>[28-32]</sup>
	压电传感器	床垫 <sup>[21-22]</sup>
自主神经-脉搏信号	光学体积描积术	腕表、指尖光学设备 <sup>[28-32]</sup>
	机械体积描积术	电极耳塞 <sup>[26-27]</sup>
自主神经-呼吸信号	压电传感器	床垫 <sup>[21-22]</sup>

1. 体动信号: 人处在睡眠和觉醒状态时的身体活动强度不同<sup>[33]</sup>。可穿戴设备配备有加速器,可以识别身体部位不同方向的运动,通过算法分析可区分睡眠或清醒状态,得出常用的睡眠质量指标,如总睡眠时间(total sleep time, TST)、在床时间(time in bed, TIB)、睡眠效率(sleep efficiency, SE=TIB/TST)等<sup>[33]</sup>。目前,研究较多的设备是腕带式设备,与PSG相比,此类设备检测睡眠状态的准确度较高(最高可达90%),但容易将无运动的清醒状态识别为睡眠状态,检测清醒状态准确度低(最高仅为50%)<sup>[14-19]</sup>。除了手腕之外,身体其他部位的体动信号也有希望用于睡眠监测。有研究发现,通过可穿戴设备同时监测的腕部和腿部体动信号与PSG在监测TST和SE指标方面,差异无统计学意义<sup>[34]</sup>。最近Reiter等<sup>[20]</sup>使用PSG监测睡眠时增加了一个手指传感器用于监测手指抽动,除NREM1与REM期抽动密度相似外,其余睡眠阶段的手指抽动密度两两之间差异均有统计学意义,结合睡眠周期性变化的特点可以有效地区分N1和REM期睡眠。另外,与以往利用加速器识别运动不同, Song等<sup>[23]</sup>设计了一种基于三电纳米发电机(triboelectric nanogenerator, TENG)的自给电柔性贴片,该产品可用于识别睡眠时手臂、腿部运动,并可以通过蓝牙、Wi-Fi将运动引起的电压变化信息远程传输至数据平台,为体动信号收集提供了新思路,但该技术尚未应用于睡眠监测的研究。当前针对体动设备能否提供与PSG一致性较好的睡眠质量指标(TST、TIB、SE)这一问题还未达成共识;另外,腕带式设备无法提供睡眠分期信息<sup>[34-39]</sup>,限制了其在临床研究中的应用。有研究者对三家智能可穿戴设备公司的产品研究进行系统综述后,提出几项提高可穿戴设备对于多项活动(步数、睡眠、能

量消耗、距离等)检测准确性的建议,分别为保持佩戴部位不变,腕部设备尽量戴在非主力手,及时更新身体数据包括身高、体重和心率,改进算法,在使用过程中优化个体化监测等<sup>[14,40]</sup>。

2. 脑电信号: PSG睡眠分期主要依赖不同睡眠时期的特征EEG信号<sup>[9]</sup>。睡眠通常从N1开始,该阶段仅持续几分钟,特征是缓慢的眼球运动和肌肉的收缩,可能伴有促进睡眠的抽动;随后进入N2期,EEG出现纺锤波和K复合体;而后进入深睡眠N3,EEG中存在频率<1 Hz的慢振荡和delta波,并且占比>20%,此时肌张力很低。REM期在整晚睡眠中周期性出现,特征表现为快速眼动,快速低振幅EEG和较低的肌张力<sup>[42]</sup>。当前可穿戴脑电设备有采集脑电图的头带<sup>[24-25]</sup>和带有电极的耳塞<sup>[26-27]</sup>等。睡眠或清醒状态的区分以及睡眠分期的表现与PSG相比有中等一致性( $kappa=0.54 \sim 0.60$ )<sup>[24-27]</sup>。除了脑电采集设备的发展外,近年来不少研究者应用不同的算法对脑电数据进行分析,实现可自动进行睡眠分期的功能。基于EEG信号的自动睡眠分期一般过程是“EEG信号采集-预处理-特征提取-模式识别分类-睡眠分期完成”<sup>[43]</sup>,其中涉及的算法包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)<sup>[44]</sup>、隐藏马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)<sup>[25]</sup>神经网络(neural networks, NN)<sup>[42,46]</sup>。与PSG相比,基于算法利用EEG信号进行自动睡眠分期的准确性良好(最高可达80%)<sup>[44]</sup>,未来可结合移动单通道EEG设备进行睡眠监测。相较于体动设备,脑电设备得出的睡眠参数解释性更强。目前,将基于脑电信号的算法(机器学习和深度学习)应用于自动睡眠分期也获得了较好的准确性<sup>[44]</sup>,但其在临床中的应用依旧面临着许多挑战。基于数据的算法都存在可重复性不良的风险,如不同年龄人群的脑电特征差异性会导致基于年轻人脑电数据训练得出的算法应用到老年人群时表现不同。另外,机器学习人工特征提取的差异性也导致了可重复性不良。虽然深度学习能够直接从原始信号中理解和学习该信号的复杂表示,具有自动提取分类所需的高级特征优势,但模型训练时间和复杂度增加,可解释性减弱<sup>[43,45]</sup>。基于脑电信号的自动睡眠分期研究仍有较大进步空间。

3. 自主神经系统信号: 睡眠阶段的转换会引起自主神经系统变化,如心率、呼吸频率、体温、血压等<sup>[1]</sup>。当前的研究关注两个反映自主神经系统变化的信号,分别为心率变异性(heart rate variability, HRV)和脉搏传递时间(pulse transit time, PTT)。

HRV是指心电图QRS波中相邻两个R波间的时间间隔(RR间期)变异性,产生于自主神经系统对心脏窦房结的调节。以往研究更多关注HRV与心血管疾病的关系<sup>[47]</sup>。近年来,利用HRV实现自动睡眠分期愈发受到关注<sup>[48]</sup>。PTT指脉搏压力波从心脏传递到两侧桡动脉的时间,脉搏在两个动脉部位之间传播的速度受平均动脉压(mean arterial pressure, MAP)和两个部位之间距离的影响。MAP受自主神经系统的调节,当MAP上升时,动脉变得更紧张,使脉搏波传播更快,PTT随之缩短。相反,当MAP较低时,压力脉搏波的传播速度较慢,PTT就会变长。PTT常用于临床中儿科动态血压监测<sup>[49]</sup>。PTT可由脉搏信号与心电信号计算,为心电R波波峰与下一个脉搏主波波峰之间的延迟<sup>[50]</sup>。其中,心电信号由EEG记录,脉搏信号利用光学体积描积术(photoplethysmography PPG)记录,PPG能够探测血管内血流量的变化生成脉搏波。设备包括单通道心电图、带PPG功能的腕带式设备和指尖光学传感器。与PSG相比,基于HRV和PTT的睡眠分期准确度达到73.40%~89.97%<sup>[28-32]</sup>。在生理学基础方面,利用HRV和PTT进行睡眠分期的可靠性介于利用体动信号和EEG信号之间,HRV和PTT反映自主神经系统活动变化,但目前尚无研究指出不同睡眠阶段特异的HRV和PTT特征;PPG技术可以很好地整合到腕带式设备中,相较于采集脑电的头戴式设备,便携性大大增加,在大样本前瞻性临床研究中有着更好的前景。

4. 多模态信号: 睡眠期间涉及多种生理信号变化,单传感器只收集一种信号,加上记录过程中可能的噪声和干扰,收集的信号易呈现有效信息片段化的问题。相较于单传感器,多传感器融合记录的多模态信号之间具有互补性,能够提高模型的可靠性和稳定性<sup>[51]</sup>。多模态信号可由多个传感器集成的单一设备收集,当前市场上的智能手表大多集成了加速器和PPG装置记录体动和心率信号,但研究提示该类智能手表未获得满意的睡眠分期准确度(最高可达70%)<sup>[52-53]</sup>。Govardovsky设计了一个耳塞式脑电设备记录耳道内EEG信号,同时集成了麦克风和机械体积描积术(mechanical plethysmography, MPG)设备记录呼吸活动和血管搏动信号。研究证实,睡眠专家利用耳道内记录的EEG与利用传统PSG记录的EEG进行睡眠分期获得中等一致性( $kappa=0.60$ )<sup>[27]</sup>。Razjouyan等<sup>[54]</sup>利用胸部佩戴的可穿戴设备监测睡眠,通过胸带传感器、两个胸前导联记录EEG、体

温、呼吸频率以及3个方向的加速度,基于此多模态数据对睡眠进行分期的表现优于手腕佩戴的体动记录设备。除了上述多传感器集成的可穿戴设备外,近年来无接触式的睡眠监测设备也受到了关注。心冲击图(ballistocardiogram, BCG)是一种非接触式描述心脏泵血过程产生周期性身体震动的方法。心脏活动、呼吸以及身体活动时,身体都会出现不同频率的微小震动,配备有压电传感器的床垫可以记录震动信息,并将3种不同的信号分离开来<sup>[21-22]</sup>。孙泽光<sup>[55]</sup>将HMM应用到床垫记录心脏活动信号和呼吸信号的睡眠分期应用当中,结合体动识别校正,睡眠分期的准确率达到66.91%;然而,Tuominen等<sup>[21]</sup>发现床垫高估了睡眠时间且无法区分REM和NREM睡眠。尽管利用多模态信号进行自动睡眠分期的算法能够提高模型的可靠性和稳定性,但目前采集多模态数据的集成可穿戴设备为满足便携性和减少睡眠干扰,并没有监测PSG中进行睡眠分期的关键信号(EEG、EOG、EMG),从而导致睡眠评估准确性不良。

### 三、监测睡眠的可穿戴设备在精神障碍研究领域的应用

1. 可穿戴设备记录的睡眠相关数据可用于筛查精神障碍: Narziev等<sup>[56]</sup>从《精神障碍诊断与统计手册》第五版(Diagnostic and Statistical Manual for Mental Disorders 5th edition, DSM-5)中提取了5个抑郁症状簇,即体力活动、情绪、社交活动、睡眠和进食,并使用从移动设备和可穿戴设备(智能手机和智能手表)被动传感技术收集的信息对患者抑郁严重程度进行评估,与临床抑郁量表(PHQ-9)相比准确度达96.0%。Tsanas等<sup>[57]</sup>利用记录三轴加速度、温度和光照信号的智能手表监测创伤后应激障碍(post-traumatic stress disorder, PTSD)患者和健康对照的昼夜节律以及睡眠-活动模式1周,发现两组的睡眠时长差异无统计学意义,但1周或1d内的睡眠-活动模式差异有统计学意义;PTSD患者与健康对照相比睡眠后觉醒要更频繁,且1d内的睡眠-活动变异性更大。双相障碍(bipolar disorder, BD)患者有固有的昼夜模式偏好,腕表式可穿戴设备记录睡眠觉醒时间发现BD患者与健康对照相比,日间中点(两次躺床时刻时间间隔中点)延后且组内变异更大<sup>[58]</sup>。此外,研究发现,使用可穿戴设备进行密集纵向评估可以预测短期的自杀风险,及时对高危人群进行精准干预<sup>[59]</sup>。老年人群中常见睡眠紊乱和认知障碍共病<sup>[60]</sup>, Zeitzer等<sup>[61]</sup>利用可穿戴设备

监测社区老年男性的睡眠-活动模式,发现特定的日常活动模式与未来的睡眠恶化和认知能力下降以及生存期缩短有关。上床和起床时间较早、活动高峰在早上的老年人更有可能出现整体认知功能的减弱。目前的证据表明,相较于传统的精神障碍患者主动就诊模式,监测睡眠的可穿戴设备通过实时的信号监测,能够识别社区未就诊的精神障碍患者和精神障碍高危人群。另外,纵向行为模式的监测对于精神障碍患者而言更加具有临床意义<sup>[57]</sup>,可穿戴设备能够实现对于精神障碍患者病情的动态监测。站在患者的角度,可穿戴设备提供的行为相关指标能够增强患者对自身疾病的认识,在疾病诊疗模式中成为“参与者”,实现更好的自我健康管理。但需要注意的是,监测工具提供的信息有可能会成为患者情绪和行为紊乱的触发因素<sup>[62]</sup>。因此,医务人员需要谨慎地向患者反馈健康结果。

2. 可穿戴设备记录的睡眠相关数据可用于预测精神障碍的发生、发展:使用计算精神病学技术客观测量项目(project for objective measures using computational psychiatry technology, PROMPT)是一项在日本开展的多中心前瞻性观察研究,其招募了重度抑郁症、BD、重度和轻度神经认知障碍以及健康对照组,精神病学家/心理学家在长达5年的随访时间内对参与者进行≤10次10min的对话式访谈。访谈使用原色和红外摄像机以及阵列麦克风进行记录。基于参与者的意愿,参与者在研究期间佩戴腕带式设备进行信息采集。基于原始视频、语音、红外和可穿戴设备的数据,通过机器学习方法预测症状的存在、严重程度以及改善或恶化<sup>[63]</sup>。另一项线上进行的虚拟前瞻观察性研究通过线上定期抑郁障碍和焦虑障碍量表(PHQ-9和GAD-7)评估和可穿戴设备被动数据监测,旨在开发精神健康症状及其严重程度的数字测量方法。通过初步分析发现,更严重的抑郁症状与更不稳定的睡眠状态相关,但尚需进一步分析了解行为数据的纵向变化与研究期间疾病严重程度变化之间的动态关系<sup>[64]</sup>。

综上所述,当前监测睡眠的可穿戴设备在精神障碍领域的研究倾向于将睡眠参数与多种生理信号结合,通过复杂的算法预测精神障碍的发生、发展;研究中精神障碍评估仍然采用临床量表和医生经验的方式进行;另外,可穿戴设备睡眠参数监测局限于记录体动识别睡眠-活动两种状态,还未涉及利用脑电、自主神经系统信号进一步获得睡眠分期信息。

#### 四、展望

当前可穿戴设备对睡眠长期监测的准确性还有待确认,但在可接受范围内使用可穿戴设备进行精神障碍人群的睡眠健康研究是有意义的,例如利用能够准确识别 REM 睡眠的可穿戴设备进行 REM 睡眠影响健康的机制研究是可行的<sup>[16]</sup>。另外,未来的睡眠相关研究需要引进多模态信号监测,包括心电、脑电、脉搏信号等。虽然目前利用多模态信号进行睡眠分期仍未获得满意的准确度,但需要注意的是,睡眠期间涉及多种生理指标的变化,而利用金标准 PSG 监测的信号进行睡眠分期丢失了其他睡眠生理指标的动态变化。大样本精神障碍队列研究中,多模态睡眠相关信号的长期监测有望发现不同疾病新的睡眠紊乱表型,结合脑影像、电生理等指标,探索长期睡眠紊乱与精神障碍之间的因果关系。

**利益冲突** 文章所有作者共同认可文章无相关利益冲突

**作者贡献声明** 构思及论文撰写为杨俊杰,论文修订为李春波,赵冰蕾审校

#### 参 考 文 献

- [ 1 ] Collop NA, Salas RE, Delayo M, et al. Normal sleep and circadian processes[J]. *Crit Care Clin*, 2008, 24(3): 449-460. DOI: 10.1016/j.ccc.2008.02.002.
- [ 2 ] Smagula SF, Stonr KL, Fabio A, et al. Risk factors for sleep disturbances in older adults: evidence from prospective studies[J]. *Sleep Med Rev*, 2016, 25: 21-30. DOI: 10.1016/j.smrv.2015.01.003.
- [ 3 ] Bartel KA, Gradisar M, Williamson P. Protective and risk factors for adolescent sleep: a meta-analytic review[J]. *Sleep Med Rev*, 2015, 21: 72-85. DOI: 10.1016/j.smrv.2014.08.002.
- [ 4 ] Wulff K, Porcheret K, Cussans E, et al. Sleep and circadian rhythm disturbances: multiple genes and multiple phenotypes [J]. *Curr Opin Genet Dev*, 2009, 19(3): 237-246. DOI: 10.1016/j.gde.2009.03.007.
- [ 5 ] Wulff K, Gatti S, Wettstein JG, et al. Sleep and circadian rhythm disruption in psychiatric and neurodegenerative disease[J]. *Nat Rev Neurosci*, 2010, 11(8): 589-599. DOI: 10.1038/nrn2868.
- [ 6 ] Tarokh L, Saletin JM, Carskadon MA. Sleep in adolescence: physiology, cognition and mental health[J]. *Neurosci Biobehav Rev*, 2016, 70: 182-188. DOI: 10.1016/j.neubiorev.2016.08.008.
- [ 7 ] Ibáñez V, Silva J, Cauli O. A survey on sleep questionnaires and diaries[J]. *Sleep Med*, 2018, 42: 90-96. DOI: 10.1016/j.sleep.2017.08.026.
- [ 8 ] Giménez S, Videla L, Romero S, et al. Prevalence of sleep disorders in adults with down syndrome: a comparative study of self-reported, actigraphic, and polysomnographic findings[J]. *J Clin Sleep Med*, 2018, 14(10): 1725-1733. DOI: 10.5664/jesm.7382.
- [ 9 ] Orr WC. Utilization of polysomnography in the assessment of sleep disorders[J]. *Med Clin North Am*, 1985, 69(6): 1153-1167. DOI: 10.1016/s0025-7175(16)30980-4.
- [ 10 ] Rundo JV, Doweey R. Chapter 25 - polysomnography[M]//Levin KH, Chauvel P. *Handbook of clinical neurology*. Elsevier, 2019: 381-392. DOI: 10.1016/B978-0-444-64032-1.00025-4.
- [ 11 ] Nanjappan V, Liang HN, Wang W, et al. Chapter 1 - big data: a classification of acquisition and Generation Methods[M]//Hsu HH, Chang CY, Hsu CH. *Big data analytics for sensor-network collected intelligence*. Academic Press, 2017: 3-20. DOI: 10.1016/B978-0-12-809393-1.00001-5.
- [ 12 ] Kamišalić A, Fister I Jr, Turkanović M, et al. Sensors and functionalities of non-invasive wrist-wearable devices: a review[J]. *Sensors (Basel)*, 2018, 18(6): 1714. DOI: 10.3390/s18061714.
- [ 13 ] Framingham M. Shipments of wearable devices reach 118.9 million units in the fourth quarter and 336.5 million for 2019, according to IDC[EB/OL]. (2020-03-10) [2021-01-03]. <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS46122120>.
- [ 14 ] Evenson KR, Goto MM, Furberg RD. Systematic review of the validity and reliability of consumer-wearable activity trackers[J]. *Int J Behav Nutr Phys Act*, 2015, 12: 159. DOI: 10.1186/s12966-015-0314-1.
- [ 15 ] Feehan LM, Geldman J, Sayre EC, et al. Accuracy of fitbit devices: systematic review and narrative Syntheses of quantitative data[J]. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2018, 6(8): e10527. DOI: 10.2196/10527.
- [ 16 ] Moreno-Pino F, Porras-Segovia A, López-Esteban P, et al. Validation of fitbit charge 2 and fitbit alta HR against polysomnography for assessing sleep in adults with obstructive sleep apnea[J]. *J Clin Sleep Med*, 2019, 15(11): 1645-1653. DOI: 10.5664/jesm.8032.
- [ 17 ] Kang SG, Kang JM, Ko KP, et al. Validity of a commercial wearable sleep tracker in adult insomnia disorder patients and good sleepers[J]. *J Psychosom Res*, 2017, 97: 38-44. DOI: 10.1016/j.jpsychores.2017.03.009.
- [ 18 ] de Zambotti M, Baker FC, Willoughby AR, et al. Measures of sleep and cardiac functioning during sleep using a multi-sensory commercially-available wristband in adolescents[J]. *Physiol Behav*, 2016, 158: 143-149. DOI: 10.1016/j.physbeh.2016.03.006.
- [ 19 ] Kahawage P, Jumabhoy R, Hamill K, et al. Validity, potential clinical utility, and comparison of consumer and research-grade activity trackers in insomnia disorder I : in-lab validation against polysomnography[J]. *J Sleep Res*, 2020, 29(1): e12931. DOI: 10.1111/jsr.12931.
- [ 20 ] Reiter AM, Roach GD, Sargent C, et al. Finger twitches are more frequent in REM sleep than in non-REM sleep[J]. *Nat Sci Sleep*, 2020, 12: 49-56. DOI: 10.2147/NSS.S233439.
- [ 21 ] Tuominen J, Peltola K, Saaresranta T, et al. Sleep parameter assessment accuracy of a consumer home sleep monitoring ballistocardiograph beddit sleep tracker: a validation study[J]. *J Clin Sleep Med*, 2019, 15(3): 483-487. DOI: 10.5664/jesm.7682.
- [ 22 ] 陈泽昱. 基于 BCG 的无扰式睡眠健康监护系统的设计与研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2020. DOI: 10.27204/d.cnki.glzhu.2020.000290.
- [ 23 ] Song W, Gan B, Jiang T, et al. Nanopillar arrayed triboelectric nanogenerator as a self-powered sensitive sensor for a sleep monitoring system[J]. *ACS Nano*, 2016, 10(8): 8097-8103. DOI: 10.1021/acsnano.6b04344.
- [ 24 ] Markwald RR, BessmanNSC, Reini SA, et al. Performance of a portable sleep monitoring device in individuals with high versus low sleep efficiency[J]. *J Clin Sleep Med*, 2016, 12(1): 95-103. DOI: 10.5664/jesm.5404.

- [ 25 ] Onton JA, Kang DY, ColeMman TP. Visualization of whole-night sleep EEG from 2-channel mobile recording device Reveals distinct deep sleep stages with differential electrodermal activity[ J ]. *Front Hum Neurosci*, 2016, 10: 605. DOI: 10.3389/fnhum.2016.00605.
- [ 26 ] Looney D, Goverdovsky V, Rosenzweig I, et al. Wearable in-ear encephalography sensor for monitoring sleep. Preliminary observations from nap studies[ J ]. *Ann Am Thorac Soc*, 2016, 13(12): 2229-2233. DOI: 10.1513/AnnalsATS.201605-342BC.
- [ 27 ] Goverdovsky V, von Rosenbeeg W, Nakamura T, et al. Hearables: multimodal physiological in-ear sensing[ J ]. *Sci Rep*, 2017, 7(1): 6948. DOI: 10.1038/s41598-017-06925-2.
- [ 28 ] Shahrbabaki SS, Ahmed B, Penzel T, et al. Pulse transit time and heart rate variability in sleep staging[ J ]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2016, 2016: 3469-3472. DOI: 10.1109/EMBC.2016.7591475.
- [ 29 ] Abdul Motin M, Kamakar C, Marimuthu P, et al. Photoplethysmographic-based automated sleep-wake classification using a support vector machine[ J ]. *Physiol Meas*, 2020, 41(7): 075013. DOI: 10.1088/1361-6579/ab9482.
- [ 30 ] Baek HJ, Cho J. Novel heart rate variability index for wrist-worn wearable devices subject to motion artifacts that complicate measurement of the continuous pulse interval[ J ]. *Physiol Meas*, 2019, 40(10): 105010. DOI: 10.1088/1361-6579/ab4c28.
- [ 31 ] Singh J, Sharma RK, Gupta AK. A method of REM-NREM sleep distinction using ECG signal for unobtrusive personal monitoring[ J ]. *Comput Biol Med*, 2016, 78: 138-143. DOI: 10.1016/j.compbimed.2016.09.018.
- [ 32 ] Yoon H, Hwang SH, Choi JW, et al. Slow-wave sleep estimation for healthy subjects and OSA patients using R-R intervals[ J ]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2018, 22(1): 119-128. DOI: 10.1109/JBHI.2017.2712861.
- [ 33 ] 冯晓明. 基于腕动信号的睡眠质量监测装置设计[ D ]. 广州: 华南理工大学, 2014.
- [ 34 ] Full KM, Kerr J, Grandner MA, et al. Validation of a physical activity accelerometer device worn on the hip and wrist against polysomnography[ J ]. *Sleep Health*, 2018, 4(2): 209-216. DOI: 10.1016/j.sleh.2017.12.007.
- [ 35 ] Mantua J, Gravel N, Spencer RM. Reliability of sleep measures from four personal health monitoring devices compared to research-based actigraphy and polysomnography[ J ]. *Sensors (Basel)*, 2016, 16(5): 646. DOI: 10.3390/s16050646.
- [ 36 ] Hakim M, Miller R, Hakim M, et al. Comparison of the Fitbit? Charge and polysomnography for measuring sleep quality in children with sleep disordered breathing[ J ]. *Minerva Pediatr*, 2018. [ Online ahead of print ]. DOI: 10.23736/S0026-4946.18.05333-1.
- [ 37 ] Gruwez A, Libert W, Ameye L, et al. Reliability of commercially available sleep and activity trackers with manual switch-to-sleep mode activation in free-living healthy individuals[ J ]. *Int J Med Inform*, 2017, 102: 87-92. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2017.03.008.
- [ 38 ] Wen D, Zhang X, Liu X, et al. Evaluating the consistency of current mainstream wearable devices in health monitoring: a comparison under free-living conditions[ J ]. *J Med Internet Res*, 2017, 19(3): e68. DOI: 10.2196/jmir.6874.
- [ 39 ] Degroote L, Hamerlinck G, Poels K, et al. Low-cost consumer-based trackers to measure physical activity and sleep duration among adults in free-living conditions: validation study[ J ]. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2020, 8(5): e16674. DOI: 10.2196/16674.
- [ 40 ] Evenson KR, Spade CL. Review of validity and reliability of garmin activity trackers[ J ]. *J Meas Phys Behav*, 2020, 3(2): 170-185. DOI: 10.1123/jmpb.2019-0035.
- [ 41 ] Shustak S, Inzelberg L, Steinberg S, et al. Home monitoring of sleep with a temporary-tattoo EEG, EOG and EMG electrode array: a feasibility study[ J ]. *J Neural Eng*, 2019, 16(2): 026024. DOI: 10.1088/1741-2552/aafa05.
- [ 42 ] 王抒伟. 应用深度神经网络对多导睡眠图的睡眠分期研究[ D ]. 厦门: 厦门大学, 2019.
- [ 43 ] 高群霞, 周静, 吴效明. 基于脑电信号的自动睡眠分期研究进展[ J ]. *生物医学工程学杂志*, 2015, 32(5): 1155-1159. DOI: 10.7507/1001-5515.20150205.
- [ 44 ] Gao QX, Zhou J, Wu XM. Research progress of automatic sleep staging based on electroencephalogram signals[ J ]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2015, 32(5): 1155-1159.
- [ 45 ] Tsinalis O, Matthews PM, Guo Y. Automatic sleep stage scoring using time-frequency analysis and stacked sparse autoencoders[ J ]. *Ann Biomed Eng*, 2016, 44(5): 1587-1597. DOI: 10.1007/s10439-015-1444-y.
- [ 46 ] 韦梦莹, 李琳玲, 黄滢, 等. 深度学习算法在脑电信号解码中的应用[ J ]. *中国生物医学工程学报*, 2019, 38(4): 464-472. DOI: 10.3969/j.issn.0258-8021.2019.04.11.
- [ 47 ] Wei MY, Li LL, Huang G, et al. Deep learning in EEG decoding: a review[ J ]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2019, 38(4): 464-472.
- [ 48 ] Zhang GJ, Wu Y. Complex-valued unsupervised convolutional neural networks for sleep stage classification[ J ]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 164: 181-191. DOI: 10.1016/j.cmpb.2018.07.015.
- [ 49 ] 洪必莹, 何森, 陈晓平, 等. 心率变异性研究进展[ J ]. *华西医学*, 2013, 28(4): 614-618. DOI: 10.7507/1002-0179.20130195.
- [ 50 ] 郑捷文, 张悦舟, 兰珂, 等. 基于心率变异性分析的睡眠分期算法研究和验证[ J ]. *中国生物医学工程学报*, 2020, 39(4): 432-439. DOI: 10.3969/j.issn.0258-8021.2020.04.006.
- [ 51 ] Zheng JW, Zhang YZ, Lan K, et al. Sleep stage classification based on heart rate variability analysis and model performance validation[ J ]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2020, 39(4): 432-439.
- [ 52 ] Smith LA, Dawes PJ, Galland BC. The use of pulse transit time in pediatric sleep studies: a systematic review[ J ]. *Sleep Med Rev*, 2018, 37: 4-13. DOI: 10.1016/j.smr.2016.11.006.
- [ 53 ] 丘碧芬, 袁本通. 脉搏传递时间: 一种有临床意义的评估方法[ J ]. *国外医学(儿科学分册)*, 2002, 29(4): 224-225. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1673-4408.2002.04.022.
- [ 54 ] 苏军平. 多传感器信息融合关键技术研究[ D ]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [ 55 ] Walch O, Huang Y, Forgen D, et al. Sleep stage prediction with raw acceleration and photoplethysmography heart rate data derived from a consumer wearable device[ J ]. *Sleep*, 2019, 42(12): zsz180. DOI: 10.1093/sleep/zsz180.
- [ 56 ] de Zambotti M, Goldstone A, Claudatos S, et al. A validation study of Fitbit Charge 2<sup>TM</sup> compared with polysomnography in adults[ J ]. *Chronobiol Int*, 2018, 35(4): 465-476. DOI: 10.1080/07420528.2017.1413578.
- [ 57 ] Razjouyan J, Lee H, Parthasarathy S, et al. Improving sleep quality assessment using wearable sensors by including information from postural/sleep position changes and body acceleration: a comparison of chest-worn sensors, wrist actigraphy, and polysomnography[ J ].

J Clin Sleep Med, 2017, 13(11): 1301-1310. DOI: 10.5664/jcsm.6802.

[ 55 ] 孙泽光. 基于压电感知的科学睡眠监护系统 [ D ]. 成都: 电子科技大学, 2016.

[ 56 ] Narziev N, Goh H, Toshnazarov K, et al. STDD: short-term depression detection with passive sensing [ J ]. Sensors (Basel), 2020, 20(5): 1396. DOI: 10.3390/s20051396.

[ 57 ] Tsanas A, Woodward E, Ehlers A. Objective characterization of activity, sleep, and circadian rhythm patterns using a wrist-worn actigraphy sensor: insights into posttraumatic stress disorder [ J ]. JMIR Mhealth Uhealth, 2020, 8(4): e14306. DOI: 10.2196/14306.

[ 58 ] Kaufmann CN, Gershon A, Depp CA, et al. Daytime midpoint as a digital biomarker for chronotype in bipolar disorder [ J ]. J Affect Disord, 2018, 241: 586-591. DOI: 10.1016/j.jad.2018.08.032.

[ 59 ] Allen NB, Nelson BW, Brent D, et al. Short-term prediction of suicidal thoughts and behaviors in adolescents: can recent developments in technology and computational science provide a breakthrough? [ J ]. J Affect Disord, 2019, 250: 163-169. DOI: 10.1016/j.jad.2019.03.044.

[ 60 ] Yaffe K, Falvey CM, Hoang T. Connections between sleep and cognition in older adults [ J ]. Lancet Neurol, 2014, 13(10): 1017-1028. DOI: 10.1016/S1474-4422(14)70172-3.

[ 61 ] Zeitzer JM, Blackwell T, Hoffman AR, et al. Daily patterns of accelerometer activity predict changes in sleep, cognition, and mortality in older men [ J ]. J Gerontol A Biol Sci Med Sci, 2018, 73(5): 682-687. DOI: 10.1093/gerona/glw250.

[ 62 ] Murnane EL, Cosley D, Chang P, et al. Self-monitoring practices, attitudes, and needs of individuals with bipolar disorder: implications for the design of technologies to manage mental health [ J ]. J Am Med Inform Assoc, 2016, 23(3): 477-484. DOI: 10.1093/jamia/ocv165.

[ 63 ] Kishimoto T, Takamiya A, Liang KC, et al. The project for objective measures using computational psychiatry technology (PROMPT): rationale, design, and methodology [ J ]. Contemp Clin Trials Commun, 2020, 19: 100649. DOI: 10.1016/j.conctc.2020.100649.

[ 64 ] Kumar S, Tran JLA, Ramirez E, et al. Design, recruitment, and baseline characteristics of a virtual 1-year mental health study on behavioral data and health outcomes: observational study [ J ]. JMIR Ment Health, 2020, 7(7): e17075. DOI: 10.2196/17075.

[ 65 ] Lerner I, Lupkin SM, Sinha N, et al. Baseline levels of rapid eye movement sleep may protect against excessive activity in fear-related neural circuitry [ J ]. J Neurosci, 2017, 37(46): 11233-11244. DOI: 10.1523/JNEUROSCI.0578-17.2017.

(收稿日期: 2021-01-03)  
(本文编辑: 赵金鑫)

· 读者 · 作者 · 编者 ·

## 本刊文稿中缩略语的书写要求

在本刊发表的学术论文中, 已被公知公认的缩略语在摘要和正文中可以不加注释直接使用(表1); 不常用的和尚未被公知公认的缩略语以及原词过长、在文中多次出现者, 若为中文可于文中第1次出现时写明全称, 在圆括号内写出缩略语, 如: 流行性脑脊髓膜炎(流脑); 若为外文可于文中第1次出现时写出中文全称, 在圆括号内写出外文全称及其缩略语, 如: 阿尔茨海默病(Alzheimer disease, AD)。若该缩略语已经公知, 也可不注出其英文全称。不超过4个汉字的名词不宜使用缩略语, 以免影响论文的可读性。西文缩略语不得拆开转行。

表1 《神经疾病与精神卫生》杂志常用缩略语

缩略语	中文全称	缩略语	中文全称	缩略语	中文全称
CNS	中枢神经系统	CSF	脑脊液	GABA	γ-氨基丁酸
IL	白细胞介素	AD	老年痴呆症(阿尔茨海默病)	PD	帕金森病
MRI	磁共振成像	CT	电子计算机体层扫描	DSA	数字减影血管造影
PCR	聚合酶链式反应	EEG	脑电图	MR	磁共振
HE	苏木素-伊红	BDNF	脑源性神经营养因子	PET	正电子发射计算机断层显像
SOD	超氧化物歧化酶	ELISA	酶联免疫吸附剂测定	CRP	C反应蛋白
MMSE	简易精神状态检查	NIHSS	美国国立卫生研究院卒中评分	TIA	短暂性脑缺血发作
TNF	肿瘤坏死因子	WHO	世界卫生组织	HAMD	汉密尔顿抑郁量表
HAMA	汉密尔顿焦虑量表	PANSS	阳性与阴性症状量表	rTMS	重复经颅磁刺激
5-HT	5-羟色胺	SSRIs	选择性5-羟色胺再摄取抑制剂	MoCA	蒙特利尔认知评估量表
PTSD	创伤后应激障碍	ICD-10	国际疾病分类第十版	DSM	美国精神障碍诊断与统计手册
CCMD-3	中国精神障碍分类与诊断标准第3版				