面向睡眠健康的感知、计算和干预

张远

西南大学电子信息工程学院, 重庆 400715

E-mail: yuanzhang@swu.edu.cn

2021-08-31 收稿, 2021-11-04 修回, 2021-11-05 接受, 2021-11-08 网络版发表

国家自然科学基金(62172340)和重庆市自然科学基金(cstc2021jcyj-msxmX0041)资助

摘要 睡眠是人的生命本能, 不仅对个体的身心健康具有重要意义, 还可以作为身体机能调节、恢复和增强的天然手段。统计显示, 我国约有1/3人口存在睡眠障碍。日益增长的国民睡眠健康需求与落后的日常睡眠健康管理现状形成突出矛盾, 迫切需要形成从睡眠结构转换机制到睡眠质量监测与干预的理论与方法。本文深入分析了近几年睡眠感知、智能睡眠计算和睡眠干预的最新研究进展, 分别展望了这个闭环体系中3个阶段的关键科学与技术问题, 并结合未来数年的可行性从原理机制和方法措施角度提出建议, 以期促进以日常需求为导向的睡眠健康科学研究和技术开发, 全面建立主动睡眠健康的新范式。

关键词 睡眠健康, 感知, 计算, 干预

睡眠是维持人体生命极其重要的生理功能, 睡眠质量不仅影响人们的生活质量, 还与多种生理和心理疾病的发生与发展密切相关。2020年世界睡眠日, 中国睡眠研究会发布的《新冠疫情期间国人睡眠白皮书》显示, 受疫情影响, 人们居家时间显著增加, 而整体入睡时间却延迟了2~3 h, 人们对睡眠问题的搜索量增长了43%。在新冠肺炎疫情常态化的背景下, “关心睡眠, 关注健康”逐渐成为全社会的共识。中国睡眠研究会公布的《中国睡眠诊疗现状调查报告》显示, 我国约有1/3人口存在睡眠障碍, 而全国30000多家医院中仅有3000多家建立了睡眠监测室, 尚不能满足睡眠障碍临床需要, 更不能满足社会对睡眠健康服务的需求。

睡眠健康涉及全身各个系统, 且与心脑血管疾病、代谢紊乱、生育健康及生长发育等密切相关。早在120余年前, 多学科研究者就开展了对睡眠的生理学、病理学、卫生学和心理学等方向的研究^[1]。1929年, Berger^[2]用德文最先报道了通过在头皮上安放电极以描记自发脑电活动的研究, 并首次观察到睡眠状态

与觉醒状态下的脑电节律存在一定差异。20世纪50年代, Aserinsky^[3]较为完整地描述了快速眼动睡眠期的特征表现, 奠定了睡眠分期研究的基础, 也让人们逐渐认识到, 入睡后机体并非处于完全均一、恒定不变的“关闭”状态, 睡眠过程是大脑活跃的、“主动的”功能状态。那段时期, 学者们纷纷利用小鼠、蜥蜴、乌龟等动物开展睡眠实验, 比如疲劳、激素水平等对小鼠睡眠的影响^[4]。国内外学者通过研究动物睡眠对人类睡眠的理解有了显著进步, 而睡眠与信息学科的结合主要集中在21世纪。近年来, 传感、芯片、人工智能技术的快速发展给日常睡眠健康监护奠定了基础, 由针对睡眠障碍的诊疗转向国民“主动睡眠健康”成为最重要的发展方向。但是, 日益增长的国民睡眠健康需求与落后的日常睡眠健康管理现状形成突出矛盾: 无扰的自主睡眠监测手段匮乏, 用于院外的睡眠健康量化评估指标亟待挖掘和验证, 自主知识产权的中国人睡眠数据集和睡眠数据分析模型尚未建立, 迫切需要结合穿戴式感知和医学人工智能技术, 形成从睡眠质量监

引用格式: 张远. 面向睡眠健康的感知、计算和干预. 科学通报, 2022, 67: 27–36

Zhang Y. Sensing, computing and intervention for sleep health (in Chinese). Chin Sci Bull, 2022, 67: 27–36, doi: [10.1360/TB-2021-0911](https://doi.org/10.1360/TB-2021-0911)

测到睡眠障碍客观化诊断的平台与算法,并探索改善睡眠调节身心状态的物理和行为干预原理与方法,全面建立“主动睡眠健康”的新范式。

睡眠健康成为《健康中国行动(2019—2030年)》的重要组成部分,通过加强基础研究,促进成果转化,以核心技术赋能睡眠健康产业,构建睡眠健康的防、筛、管、治体系,推动慢性病防治关口的前移和下沉。本文从睡眠感知、智能睡眠计算、睡眠干预的闭环体系梳理研究现状,并提出未来一段时期的关键技术问题。

1 睡眠感知

多导睡眠监测(polysomnogram, PSG)早在20世纪80年代初就用于监测睡眠以及与睡眠相关的生理机能^[5]。多导睡眠仪可以在整夜睡眠过程中,根据需要连续并同步地记录多项生理指标,包括6-12导联脑电图(electroencephalogram, EEG)、2导联心电图(electrocardiogram, ECG)、双侧眼电图(electro-oculogram, EOG)、1-3导联肌电图(electromyogram, EMG)、胸腹呼吸运动、口鼻气流、血氧饱和度(SpO_2)等10余种,是国际公认的多种睡眠障碍诊断(如睡眠呼吸暂停综合征)的金标准^[6]。但是,其使用舒适度差,读图需要由经验丰富的睡眠技师完成,因此人们正在面向院外探索更加简便、微扰甚至无扰的长程睡眠感知方式。日常睡眠感知设备按照接触方式可分为接触式和非接触式,表1总结了近几年开发的代表性睡眠感知系统。接触式设备的佩戴位置取决于需要采集的生理参数,通常有头戴式、腕表式、贴片等,非接触式设备则是通过射频、红外光、压电、麦克风等传感器获取胸腹呼吸运动、心脏运动、身体运动、鼾声、呼吸声、体温等一个或者多个生理信号,从而感知睡眠状态。

1.1 接触式设备

睡眠期间,大脑活动的变化通常是检测睡眠结构以及典型睡眠障碍的最直接指标^[21]。因此,使用EEG来监测大脑活动变化具有最高的准确度,如头戴式设备Dreem Headband^[7]等。但是,头戴式睡眠脑电监测对用户的干扰性较大。尽管已经有使用双面胶固定在前额的贴片型^[8]以及入耳式^[9]等EEG传感器以尽可能降低对用户的干扰程度,但其睡眠脑电性能受到损失。近期的传感器发展已经证明了精确监测其他生理参数以感知睡眠状态的可行性,如ECG^[10]、 SpO_2 ^[11]、ACC^[12]、

PPG^[22]等。其中,ECG是睡眠心血管功能评估的核心信号,从ECG中提取的RR、HR等信息可用来分析各种心律失常及其他异常波形与呼吸暂停的关系,用于OSA检测等。 SpO_2 是指血液中携带氧气的血红蛋白的比例,是呼吸循环的重要生理参数。在睡眠状态下,呼吸暂停会使呼吸循环中断而使血液中氧含量下降, SpO_2 可有效诊断呼吸暂停。与EEG、ECG不同,它可以在身体的多个部位进行测量,但只有少数位置(手指、耳垂等)能够提供可靠的信号。由于体积更小、使用更方便,PPG很容易集成到各种现有的可穿戴设备中,尤其是腕表式。Walch等人^[12]结合了PPG和Apple Watch内的MEMS加速度计,收集原始加速度和心率数据识别睡眠-觉醒。ACC是廉价且易于使用的传感器,与PPG结合应用于腕表式设备中往往能够做到微扰/无扰,可以同时获取几个生理参数,并大都具有预警功能,深受上班族和运动爱好者的喜爱。

对于以上接触式设备,EEG在睡眠分期和检测各种睡眠障碍方面具有最高的准确度,ECG是心脏监测和心脏疾病诊断的最可靠的依据。但是EEG设备应用于头部,ECG应用于胸部,可能会打扰用户的睡眠,且在监测过程中传感器需要与皮肤直接接触,获取信号的质量会受皮肤状况的影响。因此,在设计基于EEG/ECG的睡眠监测设备时,需考虑使用新型材料的电极,确保能够与皮肤可靠接触,同时应当设计新颖的外形以最大限度地减少对用户睡眠的干扰。使用PPG/ SpO_2 作为生理参数的监测设备往往更小也更廉价,可以从多个不同的身体位置如手腕、手指、鼻子等进行测量。但是,信号质量受测量位置的影响较大,在设计过程中应当考虑测量位置的选择以最大化信号强度。ACC在使用时不需要传感器和皮肤直接接触,可集成在舒适的腕表式设备中,更多地应用于睡眠-觉醒检测,在设计中应当考虑与PPG和环境光传感器等的结合,提高睡眠-觉醒检测的准确性。

1.2 非接触式设备

接触式睡眠感知设备的干扰性降低了它们的可接受性,人们越来越关注开发非接触式、无扰的生命体征监测设备。因此,非接触式睡眠监测正在成为主动睡眠健康中的新方向,以最大限度地减少对用户自然睡眠行为的干扰。其中就包括利用麦克风获取夜晚呼吸音频^[14],呼吸音频信号包括呼吸声和鼾声,结合ReliefF和典型相关分析方法融合多组音频特征以区分睡眠阶

表 1 近三年代表性睡眠感知系统总结^{a)}

Table 1 Summary of representative sleep sensing systems in the last three years

类型	信号	传感器位置	应用	发表期刊	国别	年份
接触式	EEG	额头	睡眠分期	<i>Sleep</i> ^[7]	美国/法国	2020
		前额	睡眠分期	<i>Sleep Med</i> ^[8]	日本	2019
		耳朵	睡眠分期	<i>IEEE Trans Biomed Eng</i> ^[9]	英国	2020
	ECG	胸部	OSA监测	<i>IEEE Trans Instrum Meas</i> ^[10]	中国	2021
	SpO ₂	耳朵	SpO ₂ 测量	<i>Sensors</i> ^[11]	英国	2020
	PPG+ACC	腕部	睡眠-觉醒监测	<i>Sleep</i> ^[12]	美国	2019
	HRV、RR、HR、体动	腕部	睡眠监测	<i>Sleep</i> ^[13]	美国	2021
非接触式	呼吸声	头上方25 cm处的麦克风	睡眠分期	<i>IEEE J Biomed Health</i> ^[14]	中国	2020
	红外	多光谱相机	呼吸监测	<i>IEEE Trans Biomed Eng</i> ^[15]	瑞士	2021
	振动	床垫	身体运动、睡眠姿势识别	<i>IEEE Sens J</i> ^[16]	美国	2021
	压电	床垫	觉醒、呼吸频率检测	<i>IEEE Sens J</i> ^[17]	韩国	2019
		纺织品(床单)	呼吸、睡眠姿势监测	<i>Biosens Bioelectron</i> ^[18]	中国	2020
	射频	床侧雷达设备	睡眠体动识别	<i>IEEE Sens J</i> ^[19]	中国	2021
		床侧Wi-Fi设备	睡眠分期	<i>IEEE Internet Things J</i> ^[20]	中国	2021

a) PPG: photoplethysmography, 光电容积脉搏波; ACC: accelerometer, 加速度计; HRV: heart rate variability, 心率变异性; RR: respiratory rate, 呼吸频率; HR: heart rate, 心率; OSA: obstructive sleep apnea, 阻塞性睡眠呼吸暂停

段, 为智能睡眠感知提供无扰且经济高效的解决方案。此外, 红外检测器也是对包括呼吸活动在内的生命体征进行非接触式测量的一种选择。然而, 用于监测呼吸频率的摄像机由于价格过高并未被广泛采用。Scebba等人^[15]使用低成本的多光谱移动相机融合多个呼吸信号提高估计呼吸频率以及检测呼吸暂停的准确性, 推动了红外检测器监测呼吸活动的应用进展。为了获取数周乃至数月的长期睡眠记录, 床是家庭睡眠监测中最合适的测量场所。床内振动传感器^[16]和床垫下的压电传感器^[17]被用来检测呼吸障碍、周期性肢体运动以及睡眠姿势。相关学者也在采用新颖的材料、结构和形状的产品不断努力提高精度, 并扩展这种床垫上压电传感器的能力^[18]。此外, 还有一些基于射频的睡眠监测设备, 如基于超宽带雷达的两阶段低复杂度实时睡眠体动分类方法^[19]。近年来, 利用Wi-Fi信号理解人类活动和行为的无线传感技术有了显著的进步。Yu等人^[20]提出了一种使用商用Wi-Fi设备的低成本睡眠监测系统, 效果与使用昂贵雷达设备的最先进的睡眠分期结果相当。目前使用的射频技术很难检测到身体内部的微小运动, 例如人的心跳或脉搏, 且无法同时监测多人。

以上非接触式设备虽最大限度地减少了对用户自然睡眠行为的干扰, 但仍然存在一定的限制性: 基于音频/视频的监测设备在用户隐私性上存在争议, 振动传感器和压电传感器能够监测的生理参数有限, 基于射频的监测设备的探测距离有限。非接触式睡眠监测相较接触式睡眠监测, 核心优势在于睡眠监测时间的连续性与连续数据分析, 可实现无扰、舒适的连续睡眠监测。但从信号采集多样性、监测功能可靠性的角度, 非接触式明显弱于接触式睡眠监测, 且此类测量方法往往会受到外部环境的干扰, 可靠性和有效性还有待进一步验证。因此, 在睡眠感知设备的发展过程中, 应当融合接触式与非接触式睡眠监测的优势, 将非接触式监测作为单病种居家长期监测与跟踪设备, 建立完备的居家监测+问卷跟踪+定期复查模式, 提高睡眠监测功能的完备性。

1.3 睡眠感知的关键问题

接触式与非接触式睡眠监测在信号采集、应用场景以及准确度方面以互补的方式推动着睡眠感知设备逐渐从院内转化为院外, 从固定转化为便携, 从束缚转向无扰。为了推动演进过程, 国内外学者使用各种新型

的传感设备以及各种智能分析算法监测、采集并分析复杂的生理参数,以实现更准确、更全面的无扰睡眠监测.在发展中需考虑以下关键问题,为日常睡眠监测形成完备的解决方案:(1)缺乏对标PSG的家用睡眠监测指标及评估.家用睡眠监测设备缺乏对标PSG测量的验证是限制其科学性和有效性的主要因素.在验证这些设备的有效性时,往往需要被试者同时佩戴PSG和待测设备进行性能的测试或比较.此外,需要对设备进行多夜实验室验证以评估其长期监测睡眠的能力.因此,应当考虑设备监测机理,设计客观的验证方案,明确评价指标及评估方法,以便进一步检验其有效性.(2)缺乏面向家用微扰/无扰的睡眠监测机制研究.胸部及腹部呼吸运动、呼吸声、体温等生理指标对睡眠监测的贡献度暂时还不清晰,与睡眠状态间的映射关系尚不明确,缺乏明确的机理机制分析.此外,还应在微扰/无扰、电子产品小型化、传感器技术以及产品舒适度等方面做进一步的努力.(3)没有睡眠环境监测相应的评价队列和指标.适宜的睡眠环境对于睡眠质量至关重要,光线、温度、湿度、声音和空气质量都是重要的睡眠环境指标^[23].这方面智能空调辅助调节睡眠环境是睡眠环境监测中有积极意义的探索,应当建立完备的睡眠环境监测评价队列和指标,以指导智能卧室的设计.(4)未发现集成可穿戴设备的睡眠干预方法.由后文第3节的分析可知,许多干预方法已被证明可有效改善睡眠质量,但是目前辅助和干预睡眠的设备还未被广泛研究.

2 智能睡眠计算

PSG作为诊断睡眠障碍疾病的“金标准”,主要包含三大功能:睡眠分期、睡眠呼吸功能评估、睡眠心血管功能评估.睡眠分期是对PSG采集的生理信号进行分析,进而解析睡眠结构,判断睡眠质量,辅助诊断睡眠相关疾病.此外,睡眠分期存在标准的判读手册,“金标准”和判读手册的存在使其更适合作为医工结合的研究方向,成为目前为止智能睡眠计算领域的主流问题.国内外学者在自动睡眠分期方向开展了不少工作,其中的特征工程基于睡眠医学分期准则,即American Academy of Sleep Medicine(AASM)规则和Rechtschaffen & Kales(R&K)规则.根据R&K标准,睡眠过程包括清醒期(wakefulness)、非快速眼动期(non-rapid eye movement, NREM)(包括N1、N2、N3和N4四个阶段)、快速眼动期(rapid eye movement, REM).而

AASM手册将N3和N4阶段合并为慢波睡眠期,即睡眠过程包括5个阶段:W期(wakefulness)、N1期(NREM 1)、N2期(NREM 2)、N3期(NREM 3)和R期(REM).对睡眠呼吸功能的评估主要通过呼吸暂停、呼吸低通气等呼吸事件的监测,而通过监测心率变异性 and 心律失常等心功能可以达到睡眠心血管功能评估的目的.智能睡眠计算旨在通过人工智能算法,从辅助诊疗角度分析数据,实现睡眠分期、睡眠呼吸功能评估、睡眠心血管功能评估,以减轻技师工作压力并提升诊断效果.

2.1 睡眠分期

睡眠分期是研究睡眠结构及睡眠相关疾病的基础,目前的自动睡眠分期方法主要包括两类,即单通道和多通道信息处理.其中,基于单通道EEG的模式识别是最常见的自动睡眠分期方式.EEG包含睡眠期间大脑活动的大量有价值且可解释的信息,这些信息不仅是区分NREM的3个睡眠期的主要依据,而且还可用于诊断神经系统疾病.研究表明,仅靠PSG中的EEG信号,足以对睡眠阶段进行可靠判读^[24~27].除了EEG外,通过分析其他生物信号也可以得出与睡眠有关的信息.EOG是区分REM睡眠的初始依据,而EMG是区分REM的稳定依据,将这些信号与EEG结合,能够提高睡眠结构分析的全面性,实现更精确的睡眠分期.文献^[28,29]结合EOG和EEG实现了智能睡眠分期.此外,文献^[30,31]还从EMG中提取特征,并结合EEG、EOG中的特征,融合多模态中包含的睡眠信息,提升睡眠分期的精度.一些研究也尝试将其他信号用于睡眠监测,如单导联ECG^[32]、呼吸和体动信号^[33]等.监督学习依赖睡眠技师对整晚睡眠数据的逐帧标注,为了将大量未标注数据利用起来,半监督^[34]、无监督^[35]以及自监督^[36]等学习方式也开始被应用于睡眠分期.这些文献的主要内容及创新点如表S1中所总结.

2.2 睡眠事件检测

睡眠呼吸暂停(sleep apnea, SA)是影响个体睡眠质量的一种常见的睡眠障碍.根据AASM手册,当气流减少时,较前基线值下降90%,并且保持这样的状态超过10 s,则判读为呼吸暂停.临床上,呼吸暂停分为三种类型:OSA、中枢型呼吸暂停和混合型呼吸暂停.睡眠呼吸暂停通常会引起睡眠质量低下,导致注意力不集中、失眠、认知能力下降、记忆力衰退等.除此之外,

还可能导致严重的疾病,如糖尿病、心血管问题、神经系统疾病以及肝脏问题等。因此,早期发现、诊断并治疗睡眠呼吸暂停具有重要的意义。已经有少量的研究使用单一的生理信号,如 SpO_2 、ECG、EEG检测呼吸暂停。其中,大多数研究侧重于使用 SpO_2 ^[37,38]和ECG^[39-41], SpO_2 与呼吸暂停的相关性如1.2节所述。在呼吸暂停期间,会以心动过缓的形式引起心律的周期性变化,继而在呼吸停止时出现心动过速,从ECG信号形态中可以观察到相应的现象,故而ECG被广泛应用于呼吸暂停检测。此外,其他生理信号也被应用于自动检测呼吸暂停,如多频带EEG^[42],集ACC、ECG和 SpO_2 为一体的检测方式^[43]等。一些呼吸信号,如口鼻气流、鼻气道阻力、呼吸努力和呼吸声音也是检测呼吸暂停最直接的指标^[44]。这些文献的相关信息如表S1所示。除了睡眠呼吸暂停事件之外,国内外学者也针对睡眠周期性腿动^[45]、陈-施呼吸^[46]等事件开展了相关研究,更全面地辅助睡眠障碍的早期识别。

2.3 睡眠计算的关键问题

对睡眠分期及睡眠相关事件的判读是分析睡眠状态的重要依据。睡眠技师处理脑电图的缓慢变化以及学习不同规则来判读PSG记录的不同睡眠阶段的能力有限,且专家的读图容易出现观察者间和观察者内部的差异,这会对睡眠阶段判读的质量产生负面影响,进而影响睡眠状态和睡眠相关疾病的诊断。近年来,人工智能在辅助睡眠计算方面取得了极大的进展,但仍然存在一些问题亟待解决:(1)没有标准化的国人睡眠数据库。数据量、数据的质量以及数据间的差异性会对分析和判别模型的性能产生极大影响,构建标准化的多模态睡眠数据库将有助于针对国人睡眠状况开发相应的睡眠分析模型,并促进算法的验证和产品的研发。此外,不同模态的数据有不同的属性,有助于对特定的睡眠阶段进行分类。例如,EEG有助于对N2和N3期的分类,而EOG则对N1和REM期的分类贡献更大,因此在设计模型时,应考虑如何高效利用数据中包含的多模态信号,学习到更具有判别性的特征。(2)缺少睡眠障碍和事件的特异性特征。已有的智能睡眠算法大部分借助PSG中的EEG信号实现自动睡眠分期,应该全面拓展其他关键信息,比如探索典型睡眠障碍的生物标志物,结合分子遗传学、表观遗传学等技术,探索睡眠障碍及睡眠相关疾病的遗传学机制,开发具有可解释性的睡眠分期模型。(3)缺乏高性能半监督/无

监督新型学习算法。监督学习已在智能睡眠计算领域取得了成果,但这些模型的准确性在很大程度上取决于数据集的数量和技师标注的质量,而医疗数据的手动标注既繁琐又耗时,且存在主观因素,无法保证数据标准化。因此,将半监督/无监督引入睡眠任务学习模型,可以充分利用大量的未标注数据实现相近甚至超越全监督模型的性能^[34]。(4)缺乏面向特定群体(如儿童)的多模态睡眠数据分析算法。处于不同年龄段的人有不同的生理特征,睡眠计算模型也应有所区分。比如,适用于成年人的睡眠计算模型在应用于儿童睡眠状况分析时,性能有待改进。因此,应针对不同的群体开发相应的睡眠数据分析算法。

3 睡眠干预

睡眠质量与生活质量息息相关,长期的睡眠不足会严重影响正常的工作与生活。此外,睡眠障碍会引发机体功能下降,比如记忆力和洞察力比常人明显降低,还容易引起帕金森氏病^[47]等。对于睡眠障碍的治疗,包括药物干预和非药物干预方法。药物干预目前主要采用第三代镇静催眠非苯二氮类药物,如唑吡坦、佐匹克隆、右美托咪定等。但是,药物干预措施会使人体对药物形成依赖,并在一定程度上影响认知功能,不作为本文讨论的重点。非药物干预措施可以分为被动干预和主动干预两大类。其中,被动干预是指借助外因和外力干预,主要包括调节温湿度等物理手段、声光电磁的刺激疗法、心理疏导等;主动干预是指依靠自我的练习和调控改善睡眠质量,主要包括改变睡前习惯、放松疗法、运动疗法、瑜伽冥想等身心干预措施。

3.1 被动干预

正如睡眠专家所描述的,失眠是最重要的睡眠障碍之一,通常表现为入睡难、睡不安稳以及睡眠质量低等。目前失眠的治疗仍然以药物为主,但是长期使用镇静类、催眠类药物会产生明显的副作用,如记忆力减退和头痛等。因此,音乐疗法被用作提高睡眠质量的干预手段,因为它安全且易于实施。Dickson和Schubert^[48]从六个角度总结了音乐改善睡眠的原因:(1)放松,促进生理和心理上的放松;(2)分心,分散内心压力的焦点;(3)协调,音乐节拍与生物节律的同步;(4)掩蔽,用音乐掩盖背景噪声;(5)享受,引起愉悦情感的共鸣;(6)期待,通过音乐来沟通信仰。光照疗法也显示出改善睡眠的较好效果。Killgore等人^[49]利用蓝光的昼夜

节律复位效应,增加丘脑的体积以及功能和结构的连通性,使特定人群的睡眠模式发生改变,提早睡眠时间、减少白天嗜睡和改善执行功能。除此之外,人类的总睡眠时间可通过非侵入性脑刺激技术以靶向“觉醒调节”,通过“自上而下”的皮质-丘脑途径的经颅直流电刺激进行调节^[50]。还可通过重复经颅磁刺激增加慢波和快速眼动睡眠来改善睡眠质量,这是失眠的一种安全有效的选择^[51]。这些临床中使用成熟的技术手段向院外的拓展应用是不少睡眠健康相关企业努力的方向。

3.2 主动干预

通过自我调节改善睡眠质量是睡眠障碍患者积极采用的方式,例如,将卧室调整为舒适的睡眠环境,减少睡前电子设备使用等睡前习惯的改变可有效调节睡眠状况。太极等运动疗法也被证明是具有更高成本效益和便利性的睡眠干预疗法^[52]。太极作为一种传统的健康养生法,在国内接受度较高,甚至被列入许多高校的体育课程。它强调放松、入静,可以使身体和精神都得到松弛,是失眠缓解的有效方式。冥想作为一种心理训练形式,可以提高注意力和情绪的自我调节,主要包括正念冥想和咒语冥想等。多项研究表明,冥想可以促进大脑左前额叶皮质区等区域的活动,具有治疗临床疾病的潜力^[53~56]。已有学者通过EEG的记录表明,冥想练习人员的theta-alpha相对功率明显大于非冥想者^[57],而通过神经影像学证实,冥想前后8个大脑区域发生了持续的变化^[58],但是冥想促进睡眠质量的机理和普适性方法有待研究。此外,瑜伽是对原发性失眠患者治疗方案的有效、合理、经济和建设性的辅助手段^[59],其特殊的动式可以促进血液循环、放松身体、缓解压力,从而提升睡眠质量。

3.3 睡眠干预的关键问题

睡眠健康促进在《健康中国行动(2019—2030年)》中受到关注,并且正在开发新型干预措施,以改善普通人群的睡眠质量。应重视个体强大的自我调节、自我修复、自我进化的机能,倡导“规律作息,愉悦身心”,“良好睡眠,主动健康”。利用光、电、音、热、磁等手段,结合运动健身、静坐冥想、传统武术和养生功法,研究基于现代科技、具有中国特色的干预新范式。在干预睡眠的研究中存在以下关键问题:(1)加强心理因素调节睡眠的作用。目前PSG指南从未考虑心理、情绪因素,而这些认知过程对睡眠的影响(尤其是

个体对自我睡眠质量的主观感受)是不容忽视的。应将睡眠过程中的认知活动纳入睡眠质量评价体系,重视睡眠的行为干预的认知基础。(2)缺乏干预措施的院外应用。被动干预措施如音乐、蓝光、电/磁刺激疗法等在院内已有成熟应用,然而,对于刺激类型的选择、干预时机、干预效果评估等问题,尚缺乏科学统一的结论。因此,应将神经调控技术与微机电系统MEMS等技术相结合,探索新型治疗手段,发展可院外应用的、完备的睡眠状态监控和调控方案。(3)应当充分发挥主动干预的积极作用。太极、正念冥想、瑜伽和气功等手段对于睡眠具有积极正向的调节作用,已被大众所普遍接受,但其干预睡眠的机理有待解释,有效性有待评价。建议专业人员设计适应于民众锻炼的干预方法,建立完善的教学实践和多导睡眠仪复查的验证方式,并开展随访研究,对干预措施的长期疗效进行评估。

4 建议

智能化睡眠健康依托于从感知到干预的闭环体系,其中各自存在着迫切需要解决的科学和技术问题。为了推动由睡眠疾病诊疗转向主动睡眠健康的进程,结合未来数年的可行性,建议从原理机制和方法措施角度全面系统研究。

(1)睡眠-觉醒转换调节机制。睡眠与身体各系统相关,睡眠状况是评估个体健康水平的关键性评价指标,但是从浅睡眠到深睡眠到觉醒的睡眠结构转换机理机制是什么,睡眠结构与睡眠质量的映射模型怎么建立和验证?通过研究睡眠相关生物标志物,揭示睡眠-觉醒的转换和调节机制,以指导制定中国人群睡眠健康标准,实现客观评估人体系统的整体健康状态,用于全民睡眠健康筛查和睡眠障碍防治等健康工程,并为主动睡眠健康促进方案提供理论基础。

(2)重点人群的睡眠健康促进。对于儿童群体而言,充足的睡眠是儿童正常发育的关键内因,睡眠中呼吸气流畅通程度等生理因素更严重影响神经系统发育。为保障我国儿童的健康成长,研究睡眠的认知行为基础、微扰睡眠感知技术和主动式非药物干预方法,并实施家庭和学校应用示范,以提高中国儿童智力水平和身体机能。

对于中青年群体而言,良好的睡眠是恢复精力的主要手段。中青年群体中,孕产妇、熬夜白领、值夜班职工等普遍存在睡眠剥夺问题。为提高国家中坚力量的睡眠质量,研究多生理参数监测设备、智能分析方

法和主动干预范式,建立我国首个多中心、多模态、多维度睡眠数据平台,以实现睡眠障碍早期预警和自主调节。

对于老年群体而言,老人睡眠是保障晚年生活质量、降低痴呆风险的关键要素。为减轻减少疾病,降低诊疗支出,与睡眠康养产业深度融合,研究长程无扰睡眠促进方法,结合气功、冥想等健身手段实施方便有效的社区应用,构建远程睡眠健康预警、干预和管理模式,以改善老人睡眠质量,提高国人平均寿命。

对于特殊工种群体而言,为适应特殊工种(如飞行员)、军种(如海军)的睡眠健康,研究生物节律的脑神

经机制,研发睡眠、心血管、血糖筛查等多维度一体化可穿戴技术,提出自主睡眠调控新方法。

(3) 睡眠健康促进身心健康。睡眠与抑郁症等典型情感性精神障碍的发生发展密切相关。为有效调节情绪,研究睡眠与情感相互作用的机制,开发情感性精神障碍的早期检测与物理干预方法和手段。此外,睡眠与多种生理疾病的发生发展密切相关。为降低慢病发生率,研究睡眠与心血管系统、呼吸系统、神经系统和内分泌系统的关联机制,开发自主知识产权的多模态数据分析系统,推动我国睡眠相关产业发展,制定相关技术标准和指南,以实现主动健康管理。

致谢 本文是综合香山科学会议第Y5次学术讨论会(中心议题:面向睡眠健康的智能感知与计算)讨论意见撰写而成,感谢香山科学会议及与会科学家的支持。

参考文献

- 1 Patrick G T W. Sleep: Its physiology, pathology, hygiene, and psychology. *Science*, 1898, 7: 175–176
- 2 Berger H. Über das elektroencephalogramm des menschen. *Archiv Psych Nervenkrankh*, 1929, 87: 527–570
- 3 Aserinsky E, Kleitman N. Regularly occurring periods of eye motility, and concomitant phenomena, during sleep. *Science*, 1953, 118: 273–274
- 4 Matsumoto J, Nishishio T, Suto T, et al. Influence of fatigue on sleep. *Nature*, 1968, 218: 177–178
- 5 Dolly F R, Block A J. Medroxyprogesterone acetate and COPD. *Chest*, 1983, 84: 394–398
- 6 Li Y P, Wang W E, Zhao Z X. Expert consensus on the practice specification and clinical application of polysomnography in Chinese adults (in Chinese). *Natl Med J Chin*, 2018, 98: 3825–3831 [李雁鹏, 王莞尔, 赵忠新. 中国成人多导睡眠监测技术操作规范及临床应用专家共识. *中华医学杂志*, 2018, 98: 3825–3831]
- 7 Arnal P J, Thorey V, Debellemanniere E, et al. The Drem Headband compared to polysomnography for electroencephalographic signal acquisition and sleep staging. *Sleep*, 2020, 43: zsaa097
- 8 Matsumori S, Norisugi T, Ezure K, et al. Automatic sleep scoring system using a patch-type EEG sensor based on deep learning. *Sleep Med*, 2019, 64: S260–S261
- 9 Nakamura T, Alqurashi Y D, Morrell M J, et al. Hearables: Automatic overnight sleep monitoring with standardized in-ear EEG sensor. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2020, 67: 203–212
- 10 Shen Q, Qin H, Wei K, et al. Multiscale deep neural network for obstructive sleep apnea detection using RR interval from single-lead ECG signal. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2021, 70: 1–13
- 11 Davies H J, Williams I, Peters N S, et al. In-ear SpO₂: A tool for wearable, unobtrusive monitoring of core blood oxygen saturation. *Sensors*, 2020, 20: 4879
- 12 Walch O, Huang Y, Forger D, et al. Sleep stage prediction with raw acceleration and photoplethysmography heart rate data derived from a consumer wearable device. *Sleep*, 2019, 42: zsz180
- 13 Chinoy E D, Cuellar J A, Huwa K E, et al. Performance of seven consumer sleep-tracking devices compared with polysomnography. *Sleep*, 2021, 44: zsaa291
- 14 Xue B, Deng B, Hong H, et al. Non-contact sleep stage detection using canonical correlation analysis of respiratory sound. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24: 614–625
- 15 Scebbba G, Da Poian G, Karlen W. Multispectral video fusion for non-contact monitoring of respiratory rate and apnea. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2021, 68: 350–359
- 16 Li F, Valero M, Clemente J, et al. Smart sleep monitoring system via passively sensing human vibration signals. *IEEE Sens J*, 2021, 21: 14466–14473
- 17 Park S, Choi H H, Yang H C, et al. Force-sensing-based unobtrusive system for awakening and respiration rate analysis during sleep. *IEEE Sens J*, 2019, 19: 1917–1924

- 18 Zhou Z, Padgett S, Cai Z, et al. Single-layered ultra-soft washable smart textiles for all-around ballistocardiograph, respiration, and posture monitoring during sleep. *Biosens Bioelectron*, 2020, 155: 112064
- 19 Lai J L, Yang Z, Guo B N. A two-stage low-complexity human sleep motion classification method using IR-UWB. *IEEE Sens J*, 2021, 21: 20740–20749
- 20 Yu B, Wang Y, Niu K, et al. WiFi-sleep: Sleep stage monitoring using commodity Wi-Fi devices. *IEEE Internet Things J*, 2021, 8: 13900–13913
- 21 Berry R B, Brooks R, Gamaldo C, et al. AASM scoring manual updates for 2017 (Version 2.4). *J Clin Sleep Med*, 2017, 13: 665–666
- 22 Korkalainen H, Aakko J, Duce B, et al. Deep learning enables sleep staging from photoplethysmogram for patients with suspected sleep apnea. *Sleep*, 2020, 43: zsaa098
- 23 Caddick Z A, Gregory K, Arsintescu L, et al. A review of the environmental parameters necessary for an optimal sleep environment. *Build Environ*, 2018, 132: 11–20
- 24 Cai Q, Gao Z, An J, et al. A graph-temporal fused dual-input convolutional neural network for detecting sleep stages from EEG signals. *IEEE Trans Circuits Syst II*, 2021, 68: 777–781
- 25 Chrisikos P, Frantzidis C A, Gkivogkly P T, et al. Automatic sleep staging employing convolutional neural networks and cortical connectivity images. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2020, 31: 113–123
- 26 Ravan M, Begnaud J. Investigating the effect of short term responsive VNS therapy on sleep quality using automatic sleep staging. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2019, 66: 3301–3309
- 27 Alickovic E, Subasi A. Ensemble SVM method for automatic sleep stage classification. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2018, 67: 1258–1265
- 28 Korkalainen H, Aakko J, Nikkonen S, et al. Accurate deep learning-based sleep staging in a clinical population with suspected obstructive sleep apnea. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24: 2073–2081
- 29 Sokolovsky M, Guerrero F, Paisarnrisomsuk S, et al. Deep learning for automated feature discovery and classification of sleep stages. *IEEE ACM Trans Comput Biol Bioinf*, 2020, 17: 1835–1845
- 30 Banluesombatkul N, Oupphaphan P, Leelaarporn P, et al. MetaSleepLearner: A pilot study on fast adaptation of bio-signals-based sleep stage classifier to new individual subject using meta-learning. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25: 1949–1963
- 31 Sun C, Chen C, Li W, et al. A hierarchical neural network for sleep stage classification based on comprehensive feature learning and multi-flow sequence learning. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24: 1351–1366
- 32 Mendonca F, Mostafa S S, Morgado-Dias F, et al. Sleep quality estimation by cardiopulmonary coupling analysis. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2018, 26: 2233–2239
- 33 Gaiduk M, Perea J J, Seepold R, et al. Estimation of sleep stages analyzing respiratory and movement signals. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, doi: 10.1109/JBHI.2021.3099295
- 34 Zhang C, Liu S, Han F, et al. Hybrid manifold-deep convolutional neural network for sleep staging. *Methods*, 2021, doi: 10.1016/j.ymeth.2021.02.014
- 35 Zhang J, Wu Y. Complex-valued unsupervised convolutional neural networks for sleep stage classification. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 164: 181–191
- 36 Zhao A, Dong J, Zhou H. Self-Supervised learning from multi-sensor data for sleep recognition. *IEEE Access*, 2020, 8: 93907–93921
- 37 Gutierrez-Tobal G C, Alvarez D, Crespo A, et al. Evaluation of machine-learning approaches to estimate sleep apnea severity from at-home oximetry recordings. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2019, 23: 882–892
- 38 Vaquerizo-Villar F, Alvarez D, Kheirandish-Gozal L, et al. A convolutional neural network architecture to enhance oximetry ability to diagnose pediatric obstructive sleep apnea. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25: 2906–2916
- 39 Zarei A, Asl B M. Automatic detection of obstructive sleep apnea using wavelet transform and entropy-based features from single-lead ECG signal. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2019, 23: 1011–1021
- 40 Feng K, Qin H, Wu S, et al. A sleep apnea detection method based on unsupervised feature learning and single-lead electrocardiogram. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2021, 70: 1–12
- 41 Li Y, Pan W, Li K, et al. Sliding trend fuzzy approximate entropy as a novel descriptor of heart rate variability in obstructive sleep apnea. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2019, 23: 175–183
- 42 Bhattacharjee A, Saha S, Fattah S A, et al. Sleep apnea detection based on rician modeling of feature variation in multiband EEG signal. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2019, 23: 1066–1074
- 43 Chang H C, Wu H T, Huang P C, et al. Portable sleep apnea syndrome screening and event detection using long short-term memory recurrent neural network. *Sensors*, 2020, 20: 6067
- 44 ElMoaqet H, Eid M, Glos M, et al. Deep recurrent neural networks for automatic detection of sleep apnea from single channel respiration signals. *Sensors*, 2020, 20: 5037
- 45 Carvelli L, Olesen A N, Brink-Kjær A, et al. Design of a deep learning model for automatic scoring of periodic and non-periodic leg movements

- during sleep validated against multiple human experts. *Sleep Med*, 2020, 69: 109–119
- 46 Guyot P, Djermoune E H, Chenuel B, et al. A signal demodulation-based method for the early detection of Cheyne-Stokes respiration. *PLoS One*, 2020, 15: e0221191
 - 47 O'Dowd S, Galna B, Morris R, et al. Poor sleep quality and progression of gait impairment in an incident Parkinson's disease cohort. *JPD*, 2017, 7: 465–470
 - 48 Dickson G T, Schubert E. How does music aid sleep? Literature review. *Sleep Med*, 2019, 63: 142–150
 - 49 Killgore W D S, Vanuk J R, Shane B R, et al. A randomized, double-blind, placebo-controlled trial of blue wavelength light exposure on sleep and recovery of brain structure, function, and cognition following mild traumatic brain injury. *Neurobiol Dis*, 2020, 134: 104679
 - 50 Frase L, Piosczyk H, Zittel S, et al. Modulation of total sleep time by transcranial direct current stimulation (tDCS). *Neuropsychopharmacology*, 2016, 41: 2577–2586
 - 51 Sun N, He Y, Wang Z, et al. The effect of repetitive transcranial magnetic stimulation for insomnia: A systematic review and meta-analysis. *Sleep Med*, 2021, 77: 226–237
 - 52 Si Y, Wang C, Zheng J, et al. Tai Chi exercise for sleep problems in older adults. *Medicine*, 2019, 98: e17556
 - 53 Tang Y Y, Holzel B K, Posner M I. The neuroscience of mindfulness meditation. *Nat Rev Neurosci*, 2015, 16: U213–U280
 - 54 Rusch H L, Rosario M, Levison L M, et al. The effect of mindfulness meditation on sleep quality: A systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials. *Ann NY Acad Sci*, 2019, 1445: 5–16
 - 55 Ahani A, Wahbeh H, Nezamfar H, et al. Quantitative change of EEG and respiration signals during mindfulness meditation. *J NeuroEng Rehabil*, 2014, 11: 87
 - 56 Lomas T, Ivtzan I, Fu C H Y. A systematic review of the neurophysiology of mindfulness on EEG oscillations. *Neurosci BioBehav Rev*, 2015, 57: 401–410
 - 57 Mason L I, Alexander C N, Travis F T, et al. Electrophysiological correlates of higher states of consciousness during sleep in long-term. *Sleep*, 1997, 20: 102–110
 - 58 Fox K C R, Dixon M L, Nijeboer S, et al. Functional neuroanatomy of meditation: A review and meta-analysis of 78 functional neuroimaging investigations. *Neurosci BioBehav Rev*, 2016, 65: 208–228
 - 59 Khalsa S B S, Goldstein M R. Treatment of chronic primary sleep onset insomnia with Kundalini Yoga: A randomized controlled trial with active sleep hygiene comparison. *J Clin Sleep Med*, 2021, 17: 1841–1852

补充材料

表S1 智能睡眠计算代表性文献总结

本文以上补充材料见网络版csb.scichina.com. 补充材料为作者提供的原始数据, 作者对其学术质量和内容负责.

Summary for “面向睡眠健康的感知、计算和干预”

Sensing, computing and intervention for sleep health

Yuan Zhang

College of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China

E-mail: yuanzhang@swu.edu.cn

As an instinctive part of human life, sleep not only is of great significance to the individual's physical and mental health, but also could be a natural means of regulating, restoring and enhancing body functions. Accordingly, sleep quality not only affects people's quality of life, but also is closely related to the occurrence and development of many physiological and psychological diseases. Statistics show that about one-third of the population in China has sleep disorders, and a growing number of people have sleep health requirements. There is a prominent contradiction between this demand and the backward daily sleep health management. Therefore, it is urgent to set up theories and methods ranging from sleep structure conversion mechanism to sleep quality monitoring and intervention. For this reason and based on the discussion of the Y5th Xiangshan Scientific Conference (Smart Sensing and Computing for Sleep Health), this paper provides an in-depth analysis of sleep perception, intelligent sleep computing and sleep intervention methods in recent years. It foresees the key scientific and technical issues in the three stages of this closed-loop system. Combining wearable sensing and medical artificial intelligence technology, we should form a platform and develop algorithms from sleep quality monitoring to objective diagnosis of sleep disorders. Principles and methods of physical and behavioral interventions should be also explored to improve the physical and mental state of sleep regulation, so as to establish a new paradigm of “active sleep health” comprehensively. Considering the feasibility of the next few years from the perspective of principle, mechanisms, methods and measures, we propose the following recommendations: (1) Sleep-wake transformation mechanism. The study of sleep-related electrophysiology biomarkers could reveal the sleep-wake transformation and regulatory mechanisms to guide the development of sleep health standards for the Chinese population. Based on such a mechanism, an objective assessment of people's overall health status could be achieved. It will be used for national sleep health screening and prevention of sleep disorders, and provide a theoretical basis for active sleep health promotion. (2) Sleep health promotion for specific populations. In order to adapt to the sleep health of children, youth, elderly and special types of personnel, research on the brain neural mechanism of biological rhythm should be carried out for different groups in order to build personalized multi-physiological parameter monitoring devices, intelligent analysis algorithms and active intervention paradigms. (3) Sleep health promotes physical and mental health. Sleep is closely related to the development of many physiological diseases. To reduce the incidence of chronic diseases, we should explore the mechanism of its association with the cardiovascular system, respiratory system, nervous system and endocrine system. A multimodality data analysis system could be developed with independent intellectual property rights. This will promote the advancement of sleep-related industries in China and propose relevant technical standards and guidelines to achieve active health management.

sleep health, sensing, computing, intervention

doi: [10.1360/TB-2021-0911](https://doi.org/10.1360/TB-2021-0911)