

基于脑电图的脑疲劳检测研究进展

赵彦富, 随力, 李月如

上海理工大学医疗器械与食品学院, 上海 200093

【摘要】脑疲劳是指在长时间、高强度脑力劳动过程中出现一系列如头痛、记忆力下降、注意力难以集中等不适症状的现象。脑电图(EEG)是通过电极记录下的脑细胞群的自发性、节律性电位活动,其在脑疲劳检测方面发挥着越来越重要的作用。本研究归纳了EEG检测脑疲劳的发展历史,对EEG检测脑疲劳的常用指标: α 波相对能量、波形组合参数如 $(\alpha+\theta)/\beta$ 以及Shannon、二阶和三阶的Renyi、Tsallis和Generalized eScort-Tsallis这5种小波熵进行了介绍,总结了EEG在脑疲劳识别以及人因工程方面的应用,最后分析了EEG在检测脑疲劳方面存在的局限性及其未来的发展趋势。

【关键词】脑疲劳;脑电图;小波熵;人因工程;综述

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2019)11-1312-05

Progress on brain fatigue detection based on electroencephalogram

ZHAO Yanfu, SUI Li, LI Yueru

School of Medical Instrument and Food Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: Brain fatigue refers to a series of symptoms such as headache, memory loss, and difficulty in concentration during long-term and high-intensity mental work. Electroencephalogram (EEG) which is a spontaneous and rhythmic potential activity of brain cell populations recorded by electrodes plays an increasingly important role in brain fatigue detection. Herein the development history of EEG to detect brain fatigue is summarized. Several common indicators for EEG detection of brain fatigue, including α -wave relative energy, waveform combination parameters such as $(\alpha+\theta)/\beta$ and 5 wavelet entropies of Shannon, second- and third-order Renyi, Tsallis and Generalized eScort-Tsallis are introduced. The applications of EEG in brain fatigue recognition and human factors engineering are also reviewed. Finally, the limitations of EEG in detecting brain fatigue and its future development trends are discussed.

Keywords: brain fatigue; electroencephalogram; wavelet entropy; human factors engineering; review

前言

随着社会和经济的快速发展,人们面临的精神压力越来越大,很多人常会处于身心疲劳的状态。目前疲劳已成为一个不可忽视的问题,每年因疲劳造成的事故越来越多。疲劳可引起注意力分散、反应迟钝或身体协调性下降,因此疲劳在电力工业、建筑高空作业、车辆驾驶、航空航天、大型复杂工业等高风险作业中,都可能导致极为严重的生产事故^[1]。

疲劳广义上分为两大类:(1)生理疲劳,这类疲劳一般是由体力劳动引起的,即在一定的活动量下肌肉所产生的疲劳,主要表现为肌肉酸痛、身体疲乏无力等;(2)心理疲劳,这类疲劳多是脑力劳动引起的,肌肉没有明显大量的活动强度,但脑力劳动时长期处于紧张或单调的状态,心理压力较大,这类疲劳主要表现为注意力难以集中、思维迟钝、记忆力下降、情绪不稳定等。两类疲劳之间有着密切的联系,两类疲劳可以同时发生,大脑作为机体的高级神经中枢,既控制脑力活动,也控制机体各种肌肉活动;两类疲劳也可以不伴行,相比于生理疲劳,心理疲劳不易被直观地判断出来,往往需要借助专门的疲劳检测方法进行评测。另外,心理疲劳也会对身体强度和耐力带来负面影响^[2]。

疲劳检测可以对疲劳状态进行判断,目前有许多方法可以用于疲劳检测,常用的有:(1)PERCLOS

【收稿日期】2019-06-15

【基金项目】国家自然科学基金(11179015);上海理工大学科技发展项目(16KJFZ107, 2017KJFZ160)

【作者简介】赵彦富,硕士,研究方向:生物医学工程、神经工程, E-mail: 1264644156@qq.com

【通信作者】随力,博士,教授,研究方向:生物医学工程、神经工程, E-mail: lsui@usst.edu.cn

(Percent Eye Closure),指在一定时间内眼睛闭合时间所占的比例^[3],通过对眼睑闭合频率、眼睛闪烁频率以及面部表情的检测来对疲劳状态进行判断;(2)心电信号检测法^[4],通过对非疲劳状态和疲劳状态下心率、交感神经活性以及副交感神经活性等相关指标来判断疲劳程度;(3)表面肌电图法^[5],疲劳状态下肌电功率谱的中值频率向低频方向转移,低频信号能量增加,高频信号能量减少;(4)脑电图(Electroencephalogram, EEG)^[6],通过对非疲劳状态下和疲劳状态下脑电波不同频带的频谱进行对比来判断疲劳程度。相对于心电以及肌电检测,脑电检测受动作影响较小,准确性和实时性较好,因此,在众多的疲劳检测方法中,基于脑电信号的疲劳检测方法被认为是最有前景的方法,在理论研究和实际应用方面都具有重要的研究意义。近年来,EEG检测被誉为疲劳检测的“金标准”。基于EEG的疲劳检测有助于了解脑的思维方式及精神活跃周期,丰富认知科学和神经科学的研究,同时对信号处理、模式识别、通信等领域的发展起到很大的促进作用^[7]。

1 EEG检测脑疲劳的发展历史

EEG是脑神经细胞电生理活动在头皮表面或者大脑皮层的总体反应^[8]。根据其频率的不同分为4种不同的波形:(1) δ 波(0.5~3.0 Hz),成人一般只在熟睡状态时出现;(2) θ 波(4~7 Hz),主要发生在睡眠状态;(3) α 波(8~13 Hz),一般发生在放松的状态下;(4) β 波(14~30 Hz), β 波功率谱的增加与警觉性增加息息相关。

早在20世纪80年代,国外就已经开展了EEG与脑疲劳之间相关性的研究,相关研究表明EEG对警惕性的波动很敏感,EEG会随着警惕性的变化发生较明显的改变,EEG可以预测持续的脑力劳动所引起的大脑性能下降^[9];20世纪90年代,EEG研究进一步深入,人们开始关注脑疲劳时EEG各个波段的变化,研究发现人类警觉性降低和疲劳之间的关联会在EEG的不同波段上有具体体现,其中以 θ 波和 α 波的变化尤为明显^[10-12],具体表现在 θ 波和 α 波的功率谱在人处于疲劳状态时会有所增加;进入21世纪,针对脑疲劳状态时EEG不同波段的研究更加细致化,EEG中的 θ 、 α 和 β 频带以及不同频段的组合参数,如 $\theta+\alpha$ 、 $\alpha+\beta$ 、 α/β 等在脑疲劳评估中的价值和意义都有了较详实的研究^[13-15]。

2 EEG检测脑疲劳的指标

2.1 α 波相对能量

EEG的 δ 、 θ 、 α 、 β 波段中, α 波是最早被用来判断脑疲劳的,因为相对于其它3种波形,疲劳状态时 α 波的变化较为明显。

记录疲劳和非疲劳状态下的EEG,将提取出来的 α 波进行最大李雅普诺夫指数计算,研究结果发现疲劳和非疲劳状态下EEG信号 α 波最大李雅普诺夫指数是不同的,疲劳出现时 α 波最大李雅普诺夫指数会减小^[16]。研究人员进一步分析了EEG信号 α 波的最大李雅普诺夫指数、复杂度和近似熵这3种非线性参数^[17],发现 α 波的这3种参数不仅可以判别脑疲劳,而且可以判别疲劳程度。对3种参数的计算结果进行统计学分析,就3种参数的计算结果分别给定了一个阈值,发现若3项数据全部达到阈值时,人处于非疲劳状态;两项数据未达到阈值时,人处于轻微疲劳状态;一项数据未达到阈值时,人会处于中等疲劳状态;3项数据都没达到阈值时,人则会处于严重疲劳状态。

2.2 4种波段组合参数指标

上述单一的 α 波虽可以判断脑疲劳状态,但在判断脑疲劳程度上还是存在一定缺陷,对疲劳程度的判断较为粗略。研究人员进一步挖掘出 δ 、 θ 、 α 、 β 这4种波段组合参数指标不仅可以准确地判定疲劳状态,而且能比较准确地判别脑疲劳程度。如参数 $(\alpha+\theta)/\beta$ 可以较好地对脑疲劳状态进行判定。Eoh等^[18]分别对长时间驾驶过程中受试者EEG的 θ 、 α 、 β 波以及指数 θ/α 、 β/α 、 $(\theta+\alpha)/\beta$ 进行统计,并对统计结果进行方差分析(Analysis of Variance, ANOVA),结果表明 α 波、 β 波、 β/α 以及 $(\theta+\alpha)/\beta$ 具有统计学意义,在整个过程中这4项指标的变化是显著的。Jap等^[19]进行更全面的实验,在52名实验对象上进行了EEG的 δ 、 θ 、 α 、 β 这4种EEG波段以及 $(\theta+\alpha)/\beta$ 、 α/β 、 $(\theta+\alpha)/(\alpha+\beta)$ 、 θ/β 这4种参数的评估,结果显示由非疲劳状态向疲劳状态转变的过程中, δ 波和 θ 波的活动较为稳定, α 波活性略有下降, β 波活性显著降低;4种组合参数的值皆有所增加,其中 $(\theta+\alpha)/\beta$ 增加量较为明显,并且在不同的疲劳程度下, $(\theta+\alpha)/\beta$ 的值也有较为明显的差别。通过将不同波段的EEG信号结合在一起进行分析,进而提出合适的组合参数,不仅能对不同波段EEG信号的各自的特点进行充分的利用,而且能通过参数的结合使得检测结果更加准确和全面。

2.3 5种小波熵

熵可以对一个随机变量的多样性和不确定性进行量化,熵表征一个随机变量所需信息量的大小,即一个随机变量的不确定性越大,其熵也就越大。EEG也常用熵进行量化。

Kar 等^[20]对人不同状态下 EEG 进行了 Shannon 熵^[21]、二阶和三阶的 Renyi 熵^[22]、Tsallis 熵^[23]和 Generalized eScort-Tsallis 熵^[24]的计算和统计学分析,结果发现 Shannon 熵和 Renyi 熵在对疲劳状态及疲劳程度的检测上具有较好的性能(表1)。

表1 检测脑疲劳的小波熵
Tab.1 Wavelet entropies for brain fatigue detection

名称和定义	作用	性质
Shannon 熵 $H(P) = -\sum_{i=1}^n P_i \log P_i$	描述统计信息的确定性大小	(1)一般概率分布 $P: 0 \leq H(P) \leq \log(n)$ (2)对于确定的概率分布 $P: H(P)=0$ (3)对于古典概率分布: $H(P)=\log(n)$ (4)相互独立概率分布 $P_1, P_2: H(P_1P_2)=H(P_1)+H(P_2)$
Renyi 熵 $D\alpha(P Q) = \frac{1}{\alpha-1} \log \int_n (\frac{p(x)}{q(x)})^\alpha q(x) dx$	表征不同概率密度函数之间的差异度	(1) $D(P Q) \geq 0$ (2) $P=Q$ 时: $D(P Q)=0$
Tsallis 熵 $S_q = \frac{1 - \sum_{i=1}^n P_i^q}{q-1}$	进一步考虑了两个子系统之间的相互作用	Tsallis 熵具有非广延性
Generalized eScort-Tsallis 熵 $GE(\alpha) = \frac{1}{a(a-1)} (\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\frac{y_i}{y})^\alpha - 1)$	反映不同条件下某一指标的差距状况	-

3 EEG 检测脑疲劳的应用

3.1 脑疲劳识别作用

近年来,EEG 疲劳检测技术在安全驾驶、体育运动、军事等领域有了较广泛的应用。

驾驶疲劳是引发交通事故的主要原因之一,在驾驶时实时检测驾驶员的情绪和疲劳以及根据检测结果采取行动是非常有必要的^[25]。EEG 作为判断驾驶疲劳最准确、最客观的方法之一,较早地应用于安全驾驶领域。有研究发现疲劳驾驶状态下 EEG 的 δ 波和 θ 波的活跃程度显著增加^[26]。驾驶员驾驶疲劳程度与其相关被测疲劳指数之间成正相关关系^[27]。研究人员进一步提出一种基于 EEG 的熵率限制的最小化分析的独立分量驾驶疲劳分类方法^[28],对 43 名实验对象进行驾驶疲劳状态的分类,结果显示,该分类方法的灵敏度为 89.7%,特异性为 86.8%,准确度为 88.2%,可以有效地用于驾驶员疲劳识别。在硬件开发方面,Chuang 等^[29]提出了一种基于多脑电源的感知功能集成系统来识别驾驶人的警觉程度,该系统对驾驶人疲劳驾驶时的警觉程度的判别精确度最高能达到 88%。Huang 等^[30]设计了一种基于 EEG 的疲劳检测和缓解系统,对 12 名健康受试者进行了持续注意驾驶实验,连续监测每个受试者的 EEG 信号,并且在检测到疲劳特征时发出警告,研究结果表明,在发出警告信号后,枕部的 α 波和 θ 波得到抑制,疲劳程度得到一定改善。另有研究设计了一种基于 TI 的

ADS1299 的脑电芯片疲劳驾驶预警系统^[31]。

基于 EEG 的脑疲劳检测近年来也逐渐应用于体育运动中,运动员身体上的疲劳会对训练和成绩有影响,心理上的疲劳可能造成更严重的后果。研究发现李雅普诺夫指数、复杂度和近似熵这 3 个非线性特征参数不存在显著男、女性别差异^[32];EEG 复杂度可敏感地反映出运动员是否处于中枢疲劳状态,EEG 近似熵可较敏感地反映出训练负荷的变化。EEG 的模糊熵特征提取方法也能很好地反映运动疲劳过程^[33]。基于 EEG 的脑疲劳检测在合理安排运动训练时间以及保障运动员身心健康方面具有一定的指导意义。

EEG 的脑疲劳检测也可以应用于军人的心理状态和身体状况检测,在合理调整军人的心理健康状况以及合理科学的安排军事方面具有一定的意义和价值。

3.2 人因工程上的应用

人因工程作为一门交叉学科,涉及多种学科的内容,如生理学、心理学、解剖学、管理学、工程学、系统科学、劳动科学、安全科学、环境科学等,研究如何使人-机-环境系统的设计符合人的身体结构和生理心理特点,实现人、机、环境之间的最佳匹配,使处于不同条件下的人能有效地、安全地、健康和舒适地进行工作与生活的科学^[34]。

EEG 是人因工程中的重要参数,EEG 的脑疲劳

检测在人因工程中也有较广泛的应用。例如采用 EEG 疲劳检测方法评估及指导飞行员的专业训练和心理调整,结果发现飞行员的积极情绪水平得到了提高^[35]。同样,采用 EEG 的脑疲劳检测也可以研究脑疲劳对视觉选择性注意的影响^[36],结果显示脑力疲劳对视觉选择性注意能力有负性影响。Hou 等^[37]提出了一种基于 EEG 的未来空中交通管制(Air Traffic Control, ATC)系统的冲突辅助和触觉用户界面,将 31 名空中交通管制员和 5 名具有 ATC 知识的学生分成非显示、显示和轨迹预测组,分别执行任务,并通过 EEG 来检测他们的工作负荷。结果显示,利用基于 EEG 的检测系统可以对 ATC 人员的工作模式获得真正的理解,结合实时数据及 ATC 人员的主观反馈,可以可靠地评估当前的 ATC 系统,并且提出对 ATC 系统进行改进的新概念。曾友雯等^[38]进行了眨眼频率与疲劳相关性的研究,通过检测受试者的 EEG 数据来判断疲劳程度,进而与眼睛图像数据进行对比分析,结果显示,EEG 数据与眨眼频率之间呈显著的正相关。

4 EEG 检测脑疲劳的局限性及发展趋势

4.1 局限性

近年来基于 EEG 的疲劳检测取得了很大的进展,但仍有一定的局限性。在实际操作方面,EEG 的测量需要较为昂贵的设备,信号的采集以及分析过程较为复杂,需要专业的知识,因此 EEG 的研究多局限于实验室,难以普及。同时,由于个体的差异基于 EEG 的脑疲劳检测尚缺少一个具体的、公认的标准或准则,采用 EEG 进行脑疲劳判别时尚需要比对自身非疲劳状态时的数据。

4.2 发展趋势

就目前的发展状况来看,基于 EEG 的脑疲劳检测未来的发展趋势应侧重于以下几个方面:(1)提高 EEG 设备检测脑疲劳的集成化及智能化水平,具体包括提高 EEG 的抗干扰能力,优化 EEG 信号处理方法,使 EEG 的信号采集和数据分析更便捷和高效,挖掘和探索出更有意义、较统一的 EEG 脑疲劳检测参数指标及评价标准,最终目标是实现信号采集、分析及评价自动化。(2)实现多模态脑疲劳检测,EEG 具有很高的时间分辨率,但在空间分辨率上尚存在不足,因此,将 EEG 检测结果同其他设备检测结果,如功能近红外脑光谱成像、正电子发射断层扫描等,进行有效的融合,实现脑疲劳的多模态检测,得到更加准确、全面的脑疲劳检测信息。(3)脑疲劳定位分析,目前,采用 EEG 可以进行脑疲劳及脑疲劳程度的判

别,随着高通量 EEG 技术的发展及 EEG 数据分析的智能化,溯源分析高通量 EEG 数据有望进行脑疲劳定位分析;另一方面,同步 EEG 和功能磁共振成像技术的融合也为脑疲劳定位分析奠定了技术支撑。总之,基于 EEG 的脑疲劳检测将朝着定量、精细、定位准确的方向发展。

【参考文献】

- [1] 张崇,郑崇勋,裴晓梅,等.生理性精神疲劳的多参数脑电功率谱分析[J].生物医学工程杂志,2009,26(1):162-166.
ZHANG C, ZHENG C X, PEI X M, et al. Power spectrum analysis on the multiparameter electroencephalogram features of physiological mental fatigue[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2009, 26(1): 162-166.
- [2] VAN CUTSEM J, MARCORA S, DE PAUW K, et al. The effects of mental fatigue on physical performance: a systematic review[J]. Sports Med, 2017, 47(8): 1569-1588.
- [3] ZHU Z, JI Q. Real time and non-intrusive driver fatigue monitoring[C]. The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation System, 2004.
- [4] 吴群.基于心电信号的驾驶疲劳检测方法研究[D].杭州:浙江大学,2008.
WU Q. Research on driving fatigue detection method based on ECG signal[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008.
- [5] KATSIS C D, NTOUVAS N E, BAFAS C G, et al. Assessment of muscle fatigue during driving using surface EMG[C]. International Conference on Biomedical Engineering, 2004: 307-320.
- [6] LAL S K, CRAIG A, BOORD P, et al. Development of an algorithm for an EEG-based driver fatigue countermeasure[J]. J Safety Res, 2003, 34(3): 321-328.
- [7] 张丹,宿涵,赵妹颖.基于脑机接口的疲劳检测综述[J].机器人技术与应用,2012,6:16-17.
ZHANG D, SU H, ZHAO S Y. Summary of fatigue detection based on brain-computer interface[J]. Robot Technique and Application, 2012, 6: 16-17.
- [8] ZETTERBERG L H. Estimation of parameters for a linear difference equation with application to EEG analysis[J]. Math Biosci, 1965, 5(3-4): 227-275.
- [9] MATOUSEK M, PETERSEN I. A method for assessing alertness fluctuations from EEG spectra[J]. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1983, 55(1): 108-113.
- [10] ROTH B. The clinical and theoretical importance of EEG rhythms corresponding to states of lowered vigilance[J]. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1961, 13(3): 395-399.
- [11] MAKEIG S, INLOW M. Lapse in alertness: coherence of fluctuations in performance and EEG spectrum[J]. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1993, 86(1): 23.
- [12] MAKEIG S, JUNG T P. Changes in alertness are a principal component of variance in the EEG spectrum[J]. Neuroreport, 1995, 7(1): 213-216.
- [13] HOLM A, LUKANDER K, KORPELA J, et al. Estimating brain load from the EEG[J]. Scientific World J, 2009, 9: 639-651.
- [14] BERKA C, LEVENDOWSKI D J, LUMICAO M N, et al. EEG correlates of task engagement and mental workload in vigilance, learning, and memory tasks[J]. Aviat Space Environ Med, 2007, 78(5): B231-B244.
- [15] DAHLSTROM N, NAHLINDER S. Mental workload in aircraft and simulator during basic civil aviation training[J]. Int J Aviat Psychol,

- 2009, 19(4): 309-325.
- [16] 韩清鹏, 王平, 王黎, 等. 疲劳状态下 EEG 信号 α 波的最大李雅普诺夫指数估算[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2006, 5(5): 627-630. HAN Q P, WANG P, WANG L, et al. Estimation of the largest Lyapunov exponent of α wave of EEG signals [J]. Journal of Southern Yangtze University (Natural Science Edition), 2006, 5(5): 627-630.
- [17] 王黎, 于涛, 闻邦椿. 基于脑电 α 波的非线性参数人体疲劳状态判定[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2005, 26(12): 1174-1177. WANG L, YU T, WEN B C. Assessment based on nonlinear parameters of EEG α waves for human-body fatigues [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2005, 26(12): 1174-1177.
- [18] EOH H J, CHUNG M K, KIM S H. Electroencephalographic study of drowsiness in simulated driving with sleep deprivation [J]. Int J Ind Ergon, 2005, 35(4): 307-320.
- [19] JAP B T, LAL S, FISCHER P, et al. Using EEG spectral components to assess algorithms for detecting fatigue [J]. Expert Syst Appl, 2009, 36(2): 2352-2359.
- [20] KAR S, BHAGAT M, ROUTRAY A. EEG signal analysis for the assessment and quantification of driver's fatigue [J]. Transportation Research Part F, 2010, 13(5): 297-306.
- [21] SHANNON C E. A mathematical theory of communication [J]. Bell Syst Tech J, 1948: 547-561.
- [22] RÉNYI A. On measures of entropy and information [C]. Fourth Berkeley Symposium, 1961, 1(5073): 547-561.
- [23] TSALLIS C. Possible generalization of Boltzmann-Gibbs statistics [J]. J Stat Phys, 1988, 52(1/2): 479-487.
- [24] POZA J, HORNERO R, ABASOLO D, et al. Analysis of spontaneous MEG activity in patients with Alzheimer's disease using spectral entropies [C]. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007: 6180.
- [25] TU W, WEI L, HU W, et al. A survey on mobile sensing based mood-fatigue detection for drivers [C]. Smart City 360°, First EAI International Summit, 2016: 108-113.
- [26] LIN C T, CHEN Y C, WU R C, et al. Assessment of driver's driving performance and alertness using EEG-based fuzzy neural networks [C]//IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2005: 152-155.
- [27] 尹显东. 对脑电信号特征的驾驶疲劳检测方法[J]. 电子技术与软件工程, 2017, 18: 96. YIN Y D. Driving fatigue detection method for EEG signal characteristics [J]. Electronic Technology and Software Engineering, 2017, 18: 96.
- [28] CHAI R, NAIK G R, NGUYEN T N, et al. Driver fatigue classification with independent component by entropy rate bound minimization analysis in an EEG-based system [J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2017, 21(3): 715-724.
- [29] CHUANG C H, HUANG C S, KO L W, et al. An EEG-based perceptual function integration network for application to drowsy driving [J]. Knowl Based Syst, 2015, 80(C): 143-152.
- [30] HUANG K C, HUANG T Y, CHUANG C H, et al. An EEG-based fatigue detection and mitigation system [J]. Int J Neural Sys, 2016, 26(4): 1650018.
- [31] 李超, 石向荣, 黄剑华. 基于脑电信号处理的疲劳驾驶预警系统的设计与实现[J]. 科学技术创新, 2018, 2: 75-76. LI C, SHI X R, HUANG J H. Design and implementation of fatigue driving early warning system based on EEG signal processing [J]. Scientific and Technological Innovation, 2018, 2: 75-76.
- [32] 王霆, 王德堃, 邓兴国. 脑电非线性动力学分析在优秀射箭运动员中枢疲劳研究中的应用[J]. 体育科学, 2010, 30(2): 64-69. WANG T, WANG D K, DENG X G. Application of non-linear dynamics analysis of EEG in central fatigue of excellent Chinese archers [J]. China Sport Science, 2010, 30(2): 64-69.
- [33] 高明信. 运动疲劳过程中脑电信号特征提取仿真[J]. 计算机仿真, 2017, 34(5): 277-280. GAO M X. Sports fatigue in the electrical signal feature extraction simulation [J]. Computer Simulation, 2017, 34(5): 277-280.
- [34] 蒋祖华. 人因工程 [M]. 北京: 科学出版社, 2011: 12. JIANG Z H. Human factors engineering [M]. Beijing: Science Press, 2011: 12.
- [35] 修利超, 肖毅, 周仁来, 等. 空间在轨飞行对个体积极情绪和额区 EEG 偏侧化的影响[J]. 航天医学与医学工程, 2014, 27(2): 84-88. XIU L C, XIAO Y, ZHOU R L, et al. Effects of spaceflight on positive affect and frontal EEG asymmetry of astronaut [J]. Space Medicine and Medical Engineering, 2014, 27(2): 84-88.
- [36] 王禹, 肖毅, 周前祥, 等. 脑力疲劳对视觉选择性注意影响的研究[J]. 中国安全科学学报, 2017, 27(8): 13-18. WANG Y, XIAO Y, ZHOU Q X, et al. Effect of mental fatigue on visual selective attention [J]. China Safety Science Journal, 2017, 27(8): 13-18.
- [37] HOU X, TRAPSILAWATI F, LIU Y, et al. EEG-based human factors evaluation of conflict resolution aid and tactile user interface in future air traffic control systems [M]. Advances in Human Aspects of Transportation. Berlin: Springer International Publishing, 2017: 143-152.
- [38] 曾友雯, 冯珍, 祝亚兵, 等. 基于脑电实验的眨眼次数与疲劳相关性研究[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2017, 40(1): 123-126. ZENG Y W, FENG Z, ZHU Y B, et al. Study on the correlation of blink frequency and fatigue based on EEG [J]. Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2017, 40(1): 123-126.

(编辑:谭斯允)