

脑电信号运动伪迹去除综述

肖晓琳^{1,2} 刘晓杰³ 罗睿心² 李辉² 许敏鹏^{*1,2} 明东^{1,2}

(1. 天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072; 2. 天津大学医学工程与转化医学研究院, 天津 300072;
3. 天津大学未来技术学院, 天津 300072)

摘要: 脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)是一种不依赖于外周神经和肌肉,直接将中枢神经活动转化成人工输出的系统,脑电图(Electroencephalogram, EEG)作为BCI实现的重要手段,因其具有无创、时间分辨率高等优势,成为当前应用最广泛的脑信息采集技术之一。然而,在头皮记录的EEG经过颅骨等介质的传导和衰减,信号幅值微弱且信噪比低,易受到心电、眼电、肌电等生理噪声和工频干扰等非生理噪声的干扰。尤其是随着脑电采集设备的小型化、便携化,EEG应用范围逐渐扩展至更为多元动态的环境。在非实验室环境的实际运动场景中,采集的EEG信号通常会混杂大量的运动伪迹。此运动伪迹干扰频率低、幅值大,谐波范围广,其频率范围易与脑电频带重合,因此消除或减少运动伪影较为困难。运动伪迹会严重影响EEG的信号质量,给脑电解码带来挑战,针对此问题,国内外众多研究学者已开展了对脑电信号中运动伪迹去除方法的深入研究,但当前缺乏对这些研究的系统性归纳与总结,因此该文围绕脑电信号运动伪迹去除技术,调研总结了去除运动伪迹的主要评价指标,梳理归纳了无参考和以姿态数据为参考的两类运动伪迹去除算法,系统对比了现有算法的优缺点及其适用场景,最后展望了运动伪迹去除的发展方向,以期推动EEG技术在现实场景中的广泛应用。

关键词: 脑机接口; 运动伪迹; 运动伪迹评价指标; 运动伪迹去除算法; 姿态数据

中图分类号: TN911.7; R318 **文献标识码:** A **DOI:** 10.12466/xhcl.2025.04.017

引用格式: 肖晓琳, 刘晓杰, 罗睿心, 等. 脑电信号运动伪迹去除综述[J]. 信号处理, 2025, 41(4): 770-782. DOI: 10.12466/xhcl.2025.04.017.

Reference format: XIAO Xiaolin, LIU Xiaojie, LUO Ruixin, et al. Review of motion artifact removal from an electroencephalogram[J]. Journal of Signal Processing, 2025, 41(4): 770-782. DOI: 10.12466/xhcl.2025.04.017.

Review of Motion Artifact Removal From an Electroencephalogram

XIAO Xiaolin^{1,2} LIU Xiaojie³ LUO Ruixin² LI Hui² XU Minpeng^{*1,2} MING Dong^{1,2}

(1. School of Precision Instrument and Opto-electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;
2. Academy of Medical Engineering and Translational Medicine, Tianjin University, Tianjin 300072, China;
3. School of Future Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: A brain-computer interface (BCI) is a system that directly converts central nervous activity into artificial output without relying on peripheral nerves and muscles. An electroencephalogram (EEG) is an important means of BCI implementation. Because of its advantages of being non-invasive with a high time resolution, the EEG has become one of the most widely used brain information acquisition technologies. However, an EEG recorded on the scalp is transmitted and attenuated by the cranium and other media, the signal amplitude is weak, the signal-to-noise ratio is low, and it

收稿日期: 2024-08-13; 修回日期: 2024-10-09

*通信作者: 许敏鹏 xmp52637@tju.edu.cn *Corresponding Author: XU Minpeng, xmp52637@tju.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62106170, 82330064, 81925020); 济南市“新高校20条”引进创新团队项目(2021GXRC071)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62106170, 82330064, 81925020); The Introduction of Innovative Team Projects in Jinan “20 New Universities” (2021GXRC071)

is easily interfered by physiological noise, such as ECG, ophthalmic electricity, myoelectric noise, and non-physiological noise, such as power frequency interference. Considering the miniaturization and portability of EEG acquisition equipment, the application range of EEGs has gradually expanded to more dynamic environments. In actual motion scenes in non-laboratory environments, collected EEG signals are usually mixed with a large number of motion artifacts. The motion artifact interference frequency is low, the amplitude is large, the harmonic range is wide, and the frequency range easily coincides with the brain frequency band. Therefore, it is difficult to eliminate or reduce motion artifacts. Motion artifacts can seriously affect the quality of EEG signals and hinder EEG decoding. In response to this problem, many researchers at home and abroad have carried out in-depth studies on the removal methods of motion artifacts in EEG signals, but there is a lack of systematic inductions and summaries of these studies. Therefore, this study focuses on the removal techniques of EEG motion artifacts. This study summarizes the main evaluation indexes of motion artifact removal; addresses two types of motion artifact removal algorithms, both without a reference and with gesture data as a reference; systematically compares the advantages and disadvantages of existing algorithms and their applicable scenarios; and predicts the development direction of motion artifact removal to promote the wide application of EEG technology in real scenes.

Key words: brain-computer interface; motion artifact; motion artifact evaluation index; motion artifact removal algorithm; posture data

1 引言

脑电图 (Electroencephalogram, EEG) 具有无创、低成本和高时间分辨率等优势^[1], 被普遍应用于脑机接口、临床医疗和神经科学研究等领域^[2]。EEG 频段在 0.5~30 Hz, 幅值在微幅级别^[3], 易受噪声干扰, 尤其随着 EEG 采集设备的微型化、便捷化, EEG 开始应用于一些新兴领域, 如辅助驾驶^[4]、脑控游戏^[5]、智能家居^[6]等, 在这些新型动态场景下, 人体运动不受限制, 导致采集的 EEG 中混杂的伪迹更加复杂且难以去除。通常, EEG 中伪迹可分为两类: 一类为眼电 (Electrooculogram, EOG)、心电 (Electrocardiogram, ECG) 与肌电 (Electromyogram, EMG)^[7-8] 等生理性干扰, 另一种为采集设备、环境等不稳定带来的非生理性干扰, 例如: 系统电源噪声、运动伪迹^[9]、空间的电磁辐射^[10]等。各类伪迹特征对比如表 1 所示。在人体静止时, EEG 主要的污染源是 EOG、ECG 等生理信号; 然而在运动场景下, 电极相对头皮移动产生的运动伪迹成为 EEG 中主要的污染源^[11], EEG 信号和其

他非运动伪迹淹没其中, 严重影响脑电特征的提取效果, 因此对运动状态下采集的 EEG 信号进行单独的运动伪迹去除是十分必要的。

然而, 运动伪迹幅值大、谐波范围广, 除了影响 EEG 的低频波段以外, 有研究者称其可以产生高达 15 次的谐波影响高频波段脑电数据^[12], 运动伪迹和 EEG 信号有效频率范围重合度高, 相比于 EOG、ECG、EMG 等生理噪声去除难度更大。研究者早期通过丢弃被破坏的 EEG 片段以去除运动伪迹, 但这种方式会导致一部分 EEG 数据丢失。近年来, 小波变换、变分模态分解、自适应滤波和深度学习等算法被应用于运动伪迹去除领域, 但目前仍缺少对每种算法优缺点及适用场景的系统性总结。为此, 该文总结了去除运动伪迹的评价指标, 调研梳理了近年来无参考及以姿态数据为参考的运动伪迹去除算法, 比较了各种算法的优缺点及其适用场景, 最后探讨了其未来发展趋势。

2 运动伪迹去除评价指标

为了验证运动伪迹去除方法的有效性和可靠性, 常采用半模拟数据和真实数据进行评估。半模

表 1 伪迹特征对比表
Tab. 1 Artifact feature comparison table

伪迹类别	特点	来源
心电	频率 1 Hz 左右, 可通过移动参考电极去除	心脏跳动
眼电	振幅较大, 持续时间短, 集中于前额	眨眼、眼动
肌电	频率较高, 25 Hz 以上, 振幅大	头、颈部肌肉活动
工频噪声	50 Hz 交流电噪声	系统电源
运动伪迹	频率较低, 5 Hz 以下, 振幅大且持续时间长	头部运动

拟数据是将纯净 EEG 信号即在静止条件下采集到的 EEG 信号与运动伪迹数据以特定模式混合后生成的加噪数据,由于纯净 EEG 信号已知,即可借助信噪比变化、运动伪影减少百分比以及均方根误差等指标量化去噪算法性能,然而在实际应用场景中,通常难以获得纯净 EEG 信号用于量化评价伪迹去除效果,研究者仅能通过目测去除运动伪迹前后的时域、频域等特征进行人工评估,缺少可靠、客观的评估标准。

SWEENEY 等人^[14]发表了一项公开数据集,此数据集记录了 23 组 EEG 数据,每组数据包含两个通道的信号,两个 EEG 通道紧密放置,以获取相似的 EEG 信号。在人体静止状态下采集 EEG 信号,并人为拉动其中一个电极通道的连接引线从而引入运动伪迹,另一个通道则记录纯净的 EEG 数据。此数据集可对运动伪迹去除效果进行定量评估,因此被广泛应用于运动伪迹去除指标的计算以评估运动伪迹去除算法的有效性,表 2 中各项指标的定量结果均使用此数据集获得。运动伪迹去除评价指标主要包括以下 3 个方面:

1、信噪比变化

信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)是衡量信号与噪声之间相对强度的物理量。运动伪迹在时域和频域都表现出较大功率的噪声分量,从 EEG 信号中去除运动伪迹理论上可以大幅度提高信号的信噪比,信噪比变化由以下公式计算:

$$\Delta \text{SNR} = 10 \log_{10}(\sigma_a^2/\sigma_{\text{after}}^2) - 10 \log_{10}(\sigma_a^2/\sigma_{\text{before}}^2) \quad (1)$$

式中, ΔSNR 表示信噪比变化, σ_a , σ_{before} , σ_{after} 分别表示纯净 EEG 信号、去除运动伪迹前信号、去除运动伪迹后信号的标准差。

2、运动伪影减少百分比

运动伪影减少百分比(Percentage reduction in motion artifacts, PRMR)主要体现运动伪迹去除前后的脑电信号与纯净 EEG 信号之间的相关性,运动伪影减少百分比越大表示运动伪迹去除效果越明显,由以下公式计算:

$$\eta = (1 - (1 - \rho_{\text{after}})/(1 - \rho_{\text{before}})) \quad (2)$$

式中, η 表示运动伪影减少百分比, ρ_{before} , ρ_{after} 分别表示去除运动伪迹前、后的信号与纯净 EEG 信号间的 Pearson 相关系数。

3、均方根误差

均方根误差(Root mean square error, RMSE)是用于度量信号间误差变化的指标,与原始数据量纲相同,因此可以直观体现去除伪迹后的信号与纯净

EEG 之间的差异。由以下公式计算:

$$\text{RMSE} = \sqrt{(1/N) \sum_{n=1}^N [Y(n) - X(n)]^2} \quad (3)$$

式中, RMSE 表示均方根误差, Y 表示去除运动伪迹后的 EEG 信号, X 表示纯净 EEG 信号, N 表示采样点数。

3 无参考的运动伪迹去除算法

根据是否使用了源的先验知识,无参考的运动伪迹去除算法可分为基于先验知识的信号去噪方式和基于数据驱动的信号去噪方式,此外,近年来基于深度学习的信号去噪方式也逐渐兴起。本章将围绕以上三方面介绍无参考的运动伪迹去除算法。

3.1 基于先验知识的信号去噪方法

基于先验知识的信号去噪方式是利用信号特征或噪声特征的先验知识进行去噪的方法。常见的算法有卡尔曼滤波以及小波变换。

3.1.1 卡尔曼滤波

滤波是去除运动伪迹的经典手段,因其原理简单、操作简便而被广泛应用。然而由于运动伪迹与 EEG 频带高度重叠,低通、高通等常规滤波器难以有效去除运动伪迹。卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)^[13]是一种基于贝叶斯滤波理论的递归滤波器,通过系统的动态模型以及观测数据,对动态系统状态进行最优估计和预测。SWEENEY 等人^[14]采用卡尔曼滤波器处理运动伪迹,结果显示去除运动伪迹后,与纯净 EEG 的相关性较去除前提高了 83.13%。

然而,卡尔曼滤波器是一种线性高斯滤波器,对于 EEG 非线性、非高斯、非平稳的特性处理效果有限。因此在实际应用中,可以采用扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波器(Unscented Kalman Filter, UKF)^[15]或自适应卡尔曼滤波器(Adaptive Kalman filter, AKF)等非线性滤波器。

3.1.2 小波变换

小波变换(Wavelet transform, WT)克服了短时傅里叶变换(Short-time Fourier transform, STFT)^[16]窗口大小固定的缺点,通过小波基的伸缩和平移将信号分解为不同尺度频率的子信号^[17]。

小波变换包括连续小波变换(Continuous wavelet transform, CWT)、离散小波变换(Discrete wavelet transform, DWT)和小波包变换(Wavelet packet transform, WPT)^[18]等。CWT 冗余性大以及计算量大的特性限制了其在现实中的应用;DWT 去除了 CWT 中不必要重复计算的系数,极大减少了运算量;WPT

不仅分解每个级别的近似分量,也分解细节分量,具有更高的频率分辨率^[19-20],有利于提高EEG信号与运动伪迹分离程度。基于上述结论,VALENTINA等人^[21]提出WPT的二阶算法去除运动伪迹,相较于DWT的二阶算法,去除运动伪迹效果更优秀且在高度损坏信道的RMSE性能方面提高了49.53%。

脑电信号本质上是高度非平稳的,小波系数的阈值选择会导致信号重建过程中相关信息的丢失。GAJBHIYE等人^[22]提出将全变分(Total variation, TV)和加权全变分(Weighted total variation, WTV)滤波引入DWT小波变换后带有运动伪迹的分量中以保护信号边缘的细节特征,结果表明该方式在信噪比变化以及运动伪影减少百分比指标上比只使用DWT算法有更优越的去噪性能。然而,基于小波的TV和WTV的滤波方法的计算成本很高,为了降低运算复杂度,提升小波算法的实时性,研究者进一步提出基于小波域优化的Savitzky-Golay滤波器(Wavelet domain optimized Savitzky-Golay, WOSG)^[23],与TV滤波相比,去除运动伪迹性能更好并且降低了运算复杂度以及系统功耗。

3.2 基于数据驱动的信号去噪方法

基于数据驱动的信号去噪方式是一种利用信号数据本身特征去噪的方法,这种方式不考虑信号的数学模型,无须信号的先验特征。常见的算法有经验模态分解、奇异谱分析、变分模态分解以及伪影子空间重建。

3.2.1 经验模态分解

经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)根据信号的局部极值点和振动特性将其分解成多个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF),EMD与小波的不同之处在于,小波变换依赖于选择合适的小波,而EMD信号分解是数据驱动的,因此EMD本质上是自适应的,使用更加灵活^[24]。由于输入EEG信号的非线性以及非平稳性,EMD模态混叠现象严重。为了解决此问题,研究人员提出了集成经验模态分解(Ensemble EMD, EEMD)^[25]。EEMD通过向原始信号中添加不同强度的白噪声并进行多次EMD分解后对结果进行平均,能够有效抑制模态混叠。

SWEENEY等人^[26]分别使用小波、EMD、EEMD及其二阶算法等七种方式对EEG信号进行运动伪迹去除,结果显示在信噪比改善和伪影去除百分比方面,小波去噪和EEMD表现较为出色。YAN等人^[27]使用STFT将一维EEG信号转变成二维并利用二维经验模态分解(Bidimensional empiri-

cal mode decomposition, BEMD)分解得到二维本征模态函数,其能够利用图像结构特征及处理算法对EEG进行去噪,给运动伪迹去噪提供了新思路。

3.2.2 奇异谱分解

奇异谱分析(Singular spectrum analysis, SSA)是一种非参数谱估计方式^[28],能够将非平稳信号分解成长期趋势、周期性振荡和噪声等多个分量。常规使用SSA去除伪迹分为四个步骤:嵌入、分解、分组和重建。首先将时间序列进行特定长度窗口时滞转换为轨迹矩阵,并对轨迹矩阵进行奇异值分解(Singular value decomposition, SVD)得到正交特征向量,根据特征值大小等方式对正交特征向量进行分组,最后将轨迹矩阵投影到分组的特征向量上,重构得到纯净EEG信号以及运动伪迹。SSA算法的重点在于正交特征向量的分组方式,传统SSA分组方式是根据特征值大小分为高能量组与低能量组,但这需要手动执行;最小描述长度(Minimum description length, MDL)标准可实现正交特征向量的自动分组^[29],但此标准只适用于感兴趣的信号被明确定义的情况,由于运动伪迹是随时间缓慢变化的低频噪声,这一标准无法发挥作用^[30]。

因此,针对分组问题,MADDIRALA提出了一种新的基于特征向量局部迁移的有效分组准则^[30],该准则以4 Hz标准正弦信号的局部迁移率为界限自动识别运动伪迹信号与EEG信号,所提出的改进的SSA算法与EEMD-CCA相比,不仅提高了运动伪迹去除效果也降低了计算复杂度与系统功耗。然而上述SSA改进算法遭到了NOORBASHA的质疑,他认为此方式只适用于EEG信号信噪比较高的情况^[31],当EEG信号强度降低时,此分组方式失效。因此该研究者提出将SSA和广义莫罗包络总变分(Generalized Morro envelope total variation, GMETV)相结合的方式去除运动伪迹,GMETV能更好捕捉信号中的低频成分,保留EEG信号中细节信息,结果表明此种方式在运动伪迹去除信噪比变化方面展现出优越的性能。同样,MURALI KRISHNA^[32]将SSA和相对总变异(Relative total variation, RTV)滤波器相结合去除运动伪迹,显著提高了癫痫检测的准确性和可靠性。

3.2.3 变分模态分解

变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)使用非递归分解模型将信号分解为多个有限带宽的IMF,通过交替方向乘子法更新中心频率及带宽^[33],与EEMD相比,VMD分解后的IMF频率波

动小,具有分辨率高,噪声鲁棒性好以及信号重建力强的优点^[34]。

VMD的性能与模型参数的选择密切相关,包括分解模式数目、带宽平衡参数和初始中心频率等。为确定VMD最优模态分量个数,HOSSAIN等人^[35]比较了5、10、15不同模态分量个数下运动伪迹去除效果,结果显示在信噪比变化方面较少的模态分量表现更好,而在运动伪影减少百分比方面较多的模态分量具有更优越的性能。

传统VMD仅适用于单通道运动伪迹消除,然而REHMAN等人^[36]提出了一种基于多通道的VMD数据分解模型,称为多变量变分模态分解(multivariate variational mode decomposition, MVMD)。MVMD联合所有通道功率谱重心以确定中心频率,因此所有通道共有的频率分量会对齐,该模型已成功应用于多通道脑电 α 节律的分离,未来有望应用于多通道运动伪迹去除方向。

3.2.4 伪影子空间重建

伪影子空间重建(Artifact subspace reconstruction, ASR)是一种在线的、基于非平稳组件的自动伪影去除算法,可以有效地去除多通道污染EEG数据中的瞬态或大幅度运动伪迹^[37-38]。该算法的核心流程如下:首先对EEG数据采用滑动窗口处理,根据每个窗口方差分布自动提取没有伪迹的窗口作为参考信号。随后对参考信号执行窗口主成分分析(Principal component analysis, PCA),并计算每个窗口的拒绝阈值,公式如下:

$$\Gamma_i = \mu_i + k\sigma_i \quad (4)$$

式中, Γ_i 表示第*i*个窗口的拒绝阈值, μ_i 表示第*i*个窗口主成分空间平均均方根的均值, k 表示截止参数, σ_i 表示第*i*个窗口主成分空间的标准差。最后,对污染EEG信号执行窗口PCA,根据拒绝阈值剔除伪影分量并重建。

ASR难点在于截止参数*k*的选择^[39],*k*值较大则EEG中伪迹消除不明显,当*k*大于100时,修改的数据不到3%,当*k*介于5到7之间,可以修改90%的数据^[11]。CHANG等人^[40]通过实验验证指出ASR参数*k*在20~30之间能在去除伪迹与保留EEG信号之间取得平衡,*k*在5~7过于激进可能会扭曲实验结果。CATALDO等人^[41]提出通过多次迭代方式自动优化截止参数及窗长,所提出的方法在低密度EEG采集下仍具有识别ASR最优参数的能力,可用于对真实EEG数据进行伪影去除。

ASR通常应用于多通道脑电伪迹消除,然而随

着EEG采集设备的便携化,提出了低密度脑电采集的需求,基于此Blum将多元EMD与ASR结合去噪,实验结果验证了此方法在低密度脑电采集下能有效抑制肌电和眼电噪声干扰^[42],为低密度脑电运动伪迹消除提供了新的解决方案。

与上述优化ASR截止参数与适用场景不同, TSAI等人^[43]提出了一种自适应在线ASR技术,将赫布、反赫布神经网络集成到ASR算法中,消除了ASR校准时参考数据固定的问题。BLUM等人^[44]使用Reimannian方法改进了ASR在弯曲空间的协方差矩阵计算,并证实了Reimannian ASR算法在消除伪影方面优异的表现。

3.3 基于深度学习的信号去噪方法

深度学习可利用神经网络自动学习信号复杂特征,非线性拟合能力更强。在EEG信号运动伪迹去除领域,应用的神经网络模型主要包括卷积神经网络以及生成对抗网络。

3.3.1 卷积神经网络

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是脑电去噪领域应用最多的一种框架,基于此框架的UNet^[45]、1D-ResCNN^[46]、Novel CNN^[47]等模型在EOG等生理伪迹去除领域表现优异。但运动伪迹去除方向的去噪模型较少。MAHMUD等人^[48]提出了一种多层多分辨率空间池化神经网络MLMRS-Net,该模型遵循UNet框架,但相比于UNet,其应用双线性插值和转置卷积特征上采样技术改进空间池化层,因此该模型能从输入信号中捕捉到从低频到高频更全面的特征,适合处理被运动伪迹污染的EEG信号,将其与其他10种CNN模型对比,MLMRS-Net显示出最佳的去噪性能。

为了捕获EEG和伪影的细节和轮廓,CUI等人^[49]提出基于CNN和循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的EEGIFNet去噪框架,通过双分支交互融合神经网络分别预测EEG和伪影,在运动伪迹去除方面,EEGIFNet在-5~5 dB的SNR范围中,与FCNN等其他五种深度学习去噪网络相比表现最优。

3.3.2 生成对抗网络

生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)由一组生成器和判别器组成,双方以对抗训练方式学习。循环生成对抗网络(Cycle-Consistent Generative Adversarial Networks, CycleGAN)由两组生成器和鉴别器组成,通过引入循环一致性损失和对抗损失改进了GAN模型对成对训练数据的依赖性。

基于 CycleGAN, MAHMUD 等人^[50]提出了一种新型框架 AGO-CycleGAN, 其中包括基于 Attention-Self-FPN 的生成器和基于 Self-ONN 的 PatchGAN 判别器, 生成器遵循 encoder-decoder 架构, 在特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network, FPN) 后, 所有解码输出连接送入 Self-ONN 层, 从而获取数据从低频到高频的全面特征; 并使用非线性卷积算子的 Self-ONN 替代 CNN 构建模型, 实现了轻量级模型及更优的信号恢复性能。此模型在运动伪迹去除方面实现了约 26.5 dB 的信噪比变化, 显著降低了运动引起的噪声。

4 以姿态数据为参考的运动伪迹去除方法

以姿态数据为参考即为在提取 EEG 信号的同时采集头部的运动姿态数据, 包括前后、左右以及垂直三个方向的加速度数据以及绕三个轴的角速度数据, 将其作为参考信号去除 EEG 信号中的运动伪迹。

4.1 姿态数据与脑电数据相关性探讨

以姿态数据为参考信号对 EEG 信号进行运动伪迹去除, 前提是 EEG 中的运动伪迹在统计上与头部运动周期相关。针对此问题, 众多研究者开展了实验验证。

CASTERAMNS 等人^[12]比较跑步时 EEG 以及加速度计数据, 发现两者有相似的时频特性。ARAD 等人^[51]收集了五名被试以六种不同速度步行的 EEG 数据与加速度计的数据, 观察到垂直加速度计的频谱峰值与 EEG 的频谱峰值相匹配, 且二者频谱峰幅度均随着行走速度的增加而增加。KLINE 等人^[52]使用非导电层的硅胶泳帽置于头皮, 阻断 EEG 电极采集神经、肌肉、眼睛等生理信号, 从而测量得到运动伪影为主的噪声信号。通过比较加速度数据与噪声数据, 表明 EEG 与垂直加速度计相关性最大。

以上分析结果均表明, 在走动状态下, 垂直方向的加速度计数据与 EEG 数据存在一定的相关性, 可作为去除 EEG 信号中运动伪迹的参考信号。

4.2 以姿态数据为参考的运动伪迹去除算法

4.2.1 自适应滤波

自适应滤波会自动更新滤波器参数以适应输入信号的变化^[53], 其优势在于无须依赖信号的先验统计特性, 计算量小, 实时性好, 适用于 EEG 信号在线去伪。

在运动伪迹去除领域, 应用的自适应滤波器主要包括两类: 最小均方误差 (Least Mean Square, LMS) 以及归一化最小均方误差 (Normalized Least

Mean Square, NLMS)。LMS 旨在最小化期望信号与输出信号均方误差, 通过调整滤波器权重以达到优化性能的目的^[54]; NLMS 算法是 LMS 算法的改进版, 通过变步长参数提高了稳定性和收敛速度^[55]。

ROSANNE 等人^[56]将加速度信号作为参考输入至 NLMS 去除运动伪迹, 该方法在行走和跑步等不同运动状态下均显示出良好的去伪效果, 有效提升了脑负荷评估的准确度。运动伪影本质是高度动态的, 受到位置和运动动力学的影响, 使其在不同头皮部位表现各异。BEACH 等人^[57]为解决这一问题, 在每个有源电极上安装运动传感器, 并采用与电极对应的姿态参考数据, 利用 NLMS 消除运动伪影, 研究结果表明, 即使在 EEG 信号信噪比较低的情况下, 该方法也具有良好的运动伪迹去除效果。在凝胶电极实验中, 由于凝胶与皮肤之间的双层界面以及电极线缆的摆动, 头部运动引入的运动伪迹在 EEG 信号中表现出高度非线性特征。因此 KILICARSLAN 等人^[58]在采用线性滤波器之前, 使用二阶 Volterra 级数对加速度信号进行非线性化, 有效去除了 EEG 信号中运动伪迹的基波以及谐波。

4.2.2 独立成分分析

由于人脑的容积导体效应, 单个电极采集到的 EEG 信号是不同脑区多个神经元共同放电后传导、混叠后的结果, 由此 COMON^[59]在 1994 年提出独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA), 旨在找到一个解混矩阵将混合信号分解为多个独立成分 (Independent component, IC)。在 EEG 运动伪迹去除领域使用 ICA 能够追溯到运动伪迹的独立源成分。然而, 该种算法面临着 EEG 分量与运动伪迹分量难以区分的挑战。

针对此问题, 研究人员使用姿态数据作为辅助判断, 通过计算 ICs 与姿态数据之间的相似性, 当超过预设阈值时, 将该分量判定为运动伪迹分量。然而, 阈值的设定依赖于信号的先验知识。DALY 等人^[60]利用 Pearson 相关系数评估滤波后的 ICs 与姿态数据间的相似性并根据信号特性将阈值设定为平均相关性加上两个标准差, 超过该阈值的 IC 被直接剔除。研究表明, 此方式有效增加了事件相关同步的强度并显著提高了 EEG 信号的质量指数 (Signal quality index, SQI)。ONILURA 等人^[61]挑选出高于静息 EEG 平均幅值两个标准差以上被运动伪迹污染的 EEG 片段, 并使用上述相同的判断准则去除包含运动伪迹的 ICs, 有效保留了原始信号中的

P300 成分。DEBBARMA 等人^[62]同时采集口腔内 EEG 数据与加速度计数据,利用加速度计数据检测运动伪迹发生的精确时间,随后采用 EMD-ICA 分解 EEG,移除前四个受运动伪迹影响的 ICs。在舌头运动、磨牙、吞咽三种场景下,EEG 中的“睁眼”“闭眼”特征均得到改善并可区分。

5 其他运动伪迹去除方式

除了上述运动伪迹去除方法外,研究者还提出了采用双电极的方式去除 EEG 中运动噪声。这种双电极涉及使用一个电极采集 EEG 信号,次级电极采用电隔离技术专门捕获运动和电磁噪声,假设两个电极受到等效的运动和电磁噪声,通过运用递归最小二乘自适应算法提取纯净的 EEG 信号,此种方式已经成功应用于 EEG-FMRI 中运动伪影和电磁

干扰的去除^[63-64]。此外,当被试处于运动状态时,皮肤电极接触界面(ETI)阻抗会发生急剧变化,SONG 等人^[65]认为此变化是导致运动伪迹产生的重要原因,因此提出了一种具有数字 ETI 表征和运动伪迹校准技术的新型接触式 EEG 采集系统。该系统能够连续检测 ETI-AP 变化并对 EEG 信号进行补偿以去除运动伪迹。

6 总结与展望

6.1 总结

不同于通用脑电去噪算法,运动伪迹去噪算法主要针对低频、高幅值的运动伪迹,并且对算法的实时性要求较高。表 2 总结了各类运动伪迹去除算法指标对比、优缺点及应用范围,该文针对运动伪迹去除算法的应用提出以下建议:

表 2 各类运动伪迹去除算法指标对比、优缺点及应用范围表

Tab. 2 Comparison of various algorithm indicators, advantages, disadvantages, and application scopes								
		Δ SNR/dB	运动伪影减少 百分比/%	算法优势	算法劣势	应用范围		
无参考运动伪迹去除算法	基于先验知识	Kalman	Kalman ^[14]	加入了动态增益因子,该因子自动更新,实现观测值和预测值的平衡	时间更新模型和测量模型是先验的。滤波器是线性的,EKF、UKF、AKF等非线性滤波器更适合处理EEG信号	单通道,离线		
		DWT	DWT ^[22]	8.08	55.3	基于低通高通滤波器原理,对信号频域进行多尺度分解,保留信号细节信息能力强	边缘效应明显,小波基、阈值以及阈值函数选择困难	单通道,离线,可实现在线
			DWT-TV ^[22]	29.12	68.56	加入总变分项,相比于一阶VMD,信号更多的细节信息被保留	计算复杂度较一阶DWT高	单通道,离线,可实现在线
			DWT-WTV ^[22]	29.29	67.31			
			DWT-SG filter ^[23]	30.59	68.76	不需要卷积计算,算法复杂度相比于使用变分方法降低,保留细节信息	边缘效应明显,不适用于处理幅值突变信号	单通道,离线,可实现在线
	基于数据驱动	EMD	EMD ^[26]	7.28	43.2	对信号进行多尺度分解,模型适合处理非线性,非平稳信号,基于数据驱动,自适应性好	模态混叠	单通道,离线
			EEMD ^[26]	8.21	52.2	通过加入白噪声解决了模态混叠的问题	重构误差大、分解完备性差	单通道,离线
			EEMD-ICA ^[26]	8.22	52.3	克服了ICA、CCA只适用于多通道的缺点	相对于一阶EEMD,计算复杂度较高,不适合处理信噪比较低的数据	单通道,离线
			EEMD-CCA ^[26]	8.21	52.2			

续表2

		Δ SNR/dB	运动伪影减少 百分比/%	算法优势	算法劣势	应用范围		
无参考运动伪迹去除算法	基于数据驱动	VMD ^[35]	25.91	53.59	基于非递归变分模式,避免了模态混叠、过包络、欠包络以及边界效应等缺陷,鲁棒性好	分解层数和惩罚因子等参数选择困难	单通道,离线	
		VMD						
		VMD-PCA ^[35]	23.48	56.84	克服了PCA、CCA只适用于多通道的缺点	相对于一阶VMD,计算复杂度较高,区分运动伪影分量与脑电分量困难	单通道,离线	
		VMD-CCA ^[35]	24.86	56.84				
		SSA ^[30]	11.16	61.35	基于奇异值分解原理,无须先验知识,根据能量高低识别出EEG中的运动伪迹	窗口长度,重构组件的数量需要手动选择,不适合处理信噪比较低的数据	单通道,离线,可实现在线	
		SSA			GMETV解决了TV不能处理信号的缺点突变,能更好的捕捉低频段信号,细节特征被保留,适合处理信噪比较低的信号	窗口长度,重构组件的数量需要手动选择	单通道,离线,可实现在线	
	ASR	ASR ^[37]		执行窗口PCA,适合在线处理瞬态、大幅度伪迹	阈值截止参数选择困难	多通道,在线		
	基于深度学习	CNN	MLMRS-Net ^[48]	26.641	90.516	应用双线性插值和转置卷积特征上采样技术改进空间池化层,能够捕捉信号从粗到细更全面的特征	缺少运动数据集进行训练,模型稳定性及普适性有待提高	单通道,离线,可用于在线
		GAN	AGO-CycleGAN ^[50]	26.497	87.20	用非线性卷积算子的Self-ONN实现了轻量级模型及强大的非线性拟合性能。模型体量较小,适用于低存储,便携系统	缺少运动数据集进行训练,模型稳定性及普适性有待提高	单通道,离线,可用于在线
以姿态数据为参考运动伪迹去除算法		LMS/NLMS ^[56-58]			基于数据驱动,无须先验知识,自适应性好,算法简单,实时性好	线性滤波器不适合处理EEG等非线性信号,需要选择合适的滤波器步长及阶数	单通道,离线,可实现在线	
		ICA ^[65-67]			ICA将混合信号分解为多个独立源成分,可解释性好,适用于EEG信号运动伪迹溯源	依赖各个源相互独立并且线性混合,运动伪迹成分与脑电成分难以完全分离	多通道,离线	

(1)非线性去噪方法去除运动伪迹效果最佳。鉴于EEG信号非线性和非平稳的特性,运动伪迹在EEG信号中的表现形式亦为非线性。因此,运用Volterra非线性算法优化线性滤波器以及采用EKF、UKF、AFK等非线性卡尔曼滤波器,能有效提高运动伪迹去除效果。

(2)算法融合有效提升去除运动伪迹效果。运

动伪迹与EEG信号频谱范围高度重合,使用单一的针对频域滤波的算法对EEG信号中运动伪迹的去除存在局限性,因此结合不同域滤波的算法组合方式可以有效提升运动伪迹与EEG的分离程度。例如使用GMETV结合SSA,能够更精确的还原信号中的细节信息;将SG滤波器结合VMD使用,可以有效解决仅使用VMD导致的EEG信号过度清洁

问题。

(3)姿态数据有助于实现去伪自动化。多数运动伪迹去除算法,如:DWT、EEMD、VMD、ICA等,面临运动伪迹分量与脑电分量的识别问题。在文献[14]中研究人员采用EEMD-ICA对脑电数据进行分解,根据分量的频率、振幅手动判定分量是否为伪迹分量;在文献[22-23]中研究人员通过DWT分解脑电数据并认为运动伪迹只存在于近似分量中;在文献[26]和[35]中研究人员分别使用EEMD、VMD分解脑电数据并依据若去除此分量会对运动伪迹去除指标产生积极影响则将此分量移除的原则剔除运动伪迹。上述文献对运动伪迹分量的识别存在以下问题:依赖于数据的先验知识以及纯净EEG数据;需要研究人员手动选择并剔除运动伪迹分量,无法实现自动化;无法适用于波及范围广的运动伪迹,若运动伪迹污染频率变广,则DWT分解后的细节分量中同样会包含运动伪迹,只去除近似分量会造成伪迹残留。借助姿态数据不仅可以定位运动伪迹发生的准确时间^[62],也可根据预设阈值自动区分脑电分量与运动伪迹分量^[60],并且在应对不同强度的运动伪迹时,阈值的调整过程相对简便。因此,利用姿态数据作为参考去除运动伪迹,不仅能够实现去伪过程的自动化,还能增强对不同强度运动伪迹的处理能力和适应性。

(4)低算法复杂度有利于实现去伪实时化。随着脑电设备的小型化、便携化和日常化,实时性成为了运动伪迹去除算法所需要考虑的重要因素。因此,LMS、DWT、SSA以及经过充分训练的神经网络等运算量相对较小的算法更适合应用于实时运动去伪领域。

6.2 展望

在过去十多年的研究中运动伪迹去除技术取得了一定的进展,但是由于EEG信号与运动伪迹频谱高度重合,以及EEG信号的非线性、非平稳的特点给运动伪迹去除带来了显著的挑战,综合以上的调研分析,EEG信号运动伪迹去除技术未来的发展方向可归纳为以下六个方面:

(1)非线性时变滤波器

鉴于EEG信号的复杂性和非线性特征,以及运动伪迹在EEG信号中的非线性表现形式,开发和应用非线性滤波器是提高运动伪迹去除效果的关键;此外,运动伪迹具有时变性,因此所设计的滤波器应当具有根据运动伪迹的实时变化自动调整参数的能力,以实现更优的去噪效果。

(2)参考数据的多样性

现有运动伪迹去除算法中,加速度计信号通常被用作参考数据,然而EEG数据中的运动伪迹并不能完全通过加速度计信号完全反映出来。文献[52]中指出,即使是垂直方向的加速度信号与行走时的运动伪迹之间的相关性,最高仅为35%,因此单纯依赖加速度信号去除运动伪迹具有一定的局限性。已有研究表明,陀螺仪信号对运动的敏感性更高^[66]。因此,探索陀螺仪信号与EEG信号之间的关系,并将其与加速度计数据结合,以实现更有效的运动伪迹去除,将是一个值得关注的领域。

(3)多算法融合去伪

现有的算法多集中于对受运动伪迹影响的EEG信号进行频域分解,然而由于EEG信号与运动伪迹在频谱上的高度重合,这种分解策略往往难以实现有效的分离。因此,开发融合多种方法的组合算法对信号进行多尺度分解,以提高EEG信号与运动伪迹的分离程度,有望成为提升运动伪迹去除性能的关键。

(4)软硬件结合去伪

针对运动伪迹的处理,除了算法层面的优化,部分研究者开始探索通过硬件手段去除运动伪迹的方式^[67],从实际应用角度出发,硬件去伪方式有助于实现脑电采集的可穿戴设备向小型化、便携化以及高实时方向的发展。利用现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)实现上述运动伪迹去除算法,可以减轻上位机对EEG信号处理方面的负担,从而实现系统的快速响应。此外,将软件去伪与硬件去伪两种方式相结合,不仅能够确保实时去除运动伪迹还能提升去伪效果。这种软硬件结合的方法有望成为解决现实场景中运动伪迹去除的有效策略。

(5)探索多样化运动场景中的运动伪迹

当前,多数研究运动伪迹的学者主要基于现有数据集进行算法开发与验证,尽管少部分研究者已经尝试在人体步行状态下采集EEG信号,但未来研究可以进一步扩展到更多元化的动态场景。通过对不同动态场景下运动伪迹的对比分析,总结出这些场景中运动伪迹的特点和差异,从而为增强运动伪迹去除算法的泛化能力和普适性提供指导,推动相关算法向更广泛的应用场景拓展。

(6)现实场景下的运动伪迹去除评价指标

当前运动伪迹评价指标依赖于纯净EEG信号,

然而,在现实运动场景中采集EEG数据的同时获取到纯净EEG信号是不现实的,因此上述评价指标不再适用,目前对于现实场景中去伪效果判断只能通过目测对比运动伪迹去除前后的差异,缺乏定量化的指标,未来研究人员可从此方向着手,开发能够定量评估现实场景中去伪效果的指标,以提高去伪评价的准确性和科学性。

综上所述,随着EEG应用领域不断扩展和多样化,运动伪迹的去除已成为一项关键且亟待解决的问题。该文对当前运动伪迹去除方法进行了系统的梳理与总结,通过对比不同方法的优劣及应用范围,为运动伪迹消除领域的后续研究提供了参考。同时,该文也对运动伪迹消除技术未来的发展路径进行了前瞻性探讨,期望能够促进EEG技术在日常生活中的广泛应用,推动运动神经科学和相关领域的发展。

参考文献

- [1] 许敏鹏, 罗睿心, 韩锦, 等. 刺激视野面积对稳态视觉诱发电位的影响[J]. 信号处理, 2022, 38(10): 2064-2073.
XU Minpeng, LUO Ruixin, HAN Jin, et al. Research on the effect of stimulus areas on steady-state visual evoked potential [J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(10): 2064-2073. (in Chinese)
- [2] 许敏鹏, 吴乔逸, 熊文田, 等. 面向中高频SSVEP脑机接口的编解码算法研究[J]. 信号处理, 2022, 38(9): 1881-1891.
XU Minpeng, WU Qiaoyi, XIONG Wentian, et al. Research on encoding and decoding algorithms for medium/high-frequency SSVEP-based brain-computer interface[J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(9): 1881-1891. (in Chinese)
- [3] ZHANG Hao, ZHOU Qingqi, CHEN He, et al. The applied principles of EEG analysis methods in neuroscience and clinical neurology [J]. Military Medical Research, 2023, 10(1): 67.
- [4] AHLSTRÖM C, ANUND A, FORS C, et al. Effects of the road environment on the development of driver sleepiness in young male drivers [J]. Accident Analysis & Prevention, 2018, 112: 127-134.
- [5] 何峰, 董博文, 韩锦, 等. 基于头皮脑电的游戏型脑机接口应用研究综述[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(2): 415-423.
HE Feng, DONG Bowen, HAN Jin, et al. Advances in application of game brain-computer interface based on ElectroEncephaloGram [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(2): 415-423. (in Chinese)
- [6] CHOI S O, CHOI J G, YUN J Y. A study of brain function characteristics of service members at high risk for accidents in the military [J]. Brain Sciences, 2023, 13(8): 1157.
- [7] CHEN Xun, XU Xueyuan, LIU Aiping, et al. Removal of muscle artifacts from the EEG: A review and recommendations [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(14): 5353-5368.
- [8] YIN Jin, LIU Aiping, LI Chang, et al. Frequency information enhanced deep EEG denoising network for ocular artifact removal [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(22): 21855-21865.
- [9] SYMEONIDOU E R, NORDIN A D, HAIRSTON W D, et al. Effects of cable sway, electrode surface area, and electrode mass on electroencephalography signal quality during motion [J]. Sensors, 2018, 18(4): 1073.
- [10] LEPOLA P, MYLLYMAA S, TÖYRÄS J, et al. Shielded design of screen-printed EEG electrode set reduces interference pick-up [J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(8): 2692-2697.
- [11] GORJAN D, GRAMANN K, DE PAUW K, et al. Removal of movement-induced EEG artifacts: Current state of the art and guidelines [J]. Journal of Neural Engineering, 2022: 19(1):011004.
- [12] CASTERMANS T, DUVINAGE M, CHERON G, et al. About the cortical origin of the low-delta and high-gamma rhythms observed in EEG signals during treadmill walking [J]. Neuroscience Letters, 2014, 561: 166-170.
- [13] MORBIDI F, GARULLI A, PRATTICCHIZZO D, et al. Off-line removal of TMS-induced artifacts on human electroencephalography by Kalman filter [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2007, 162(1/2): 293-302.
- [14] SWEENEY K T, AYAZ H, WARD T E, et al. A methodology for validating artifact removal techniques for physiological signals [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2012, 16(5): 918-926.
- [15] BLANCO-DÍAZ C F, GUERRERO-MENDEZ C D, DELISLE-RODRIGUEZ D, et al. Lower-limb kinematic reconstruction during pedaling tasks from EEG signals using Unscented Kalman filter [J]. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 2024, 27(7): 867-877.
- [16] FAUST O, ACHARYA U R, ADELI H, et al. Wavelet-based EEG processing for computer-aided seizure detection and epilepsy diagnosis [J]. Seizure, 2015, 26: 56-64.
- [17] ALYASSERI Z A A, KHADER A T, AL-BETAR M A, et al. EEG signals denoising using optimal wavelet transform hybridized with efficient metaheuristic methods [J]. IEEE Access, 2020, 8: 10584-10605.
- [18] GUIDO R C, PEDROSO F, FURLAN A, et al. CWT×DWT×DTWT×SDTWT: Clarifying terminologies and

- roles of different types of wavelet transforms[J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2020, 18(6): 2030001.
- [19] KAUR C, BISHT A, SINGH P, et al. EEG Signal denoising using hybrid approach of Variational Mode Decomposition and wavelets for depression[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 65: 102337.
- [20] RHIF M, BEN ABBES A, FARAH I R, et al. Wavelet transform application for/in non-stationary time-series analysis: A review[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(7): 1345.
- [21] BONO V, DAS S, JAMAL W, et al. Hybrid wavelet and EMD/ICA approach for artifact suppression in pervasive EEG [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2016, 267: 89-107.
- [22] GAJBHIYE P, TRIPATHY R K, BHATTACHARYYA A, et al. Novel approaches for the removal of motion artifact from EEG recordings[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(22): 10600-10608.
- [23] GAJBHIYE P, MINGCHINDA N, CHEN Wei, et al. Wavelet domain optimized savitzky-golay filter for the removal of motion artifacts from EEG recordings[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4002111.
- [24] HUANG N E, SHEN Zheng, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [25] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.
- [26] SWEENEY K T, MCLOONE S F, WARD T E. The use of ensemble empirical mode decomposition with canonical correlation analysis as a novel artifact removal technique[J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2013, 60(1): 97-105.
- [27] YAN Wenqiang, WU Yongcheng. A time-frequency denoising method for single-channel event-related EEG [J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2022, 16: 991136.
- [28] CHENG Juan, LI Luchang, LI Chang, et al. Remove diverse artifacts simultaneously from a single-channel EEG based on SSA and ICA: A semi-simulated study[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 60276-60289.
- [29] TEIXEIRA A R, TOMÉ A M, LANG E W, et al. Automatic removal of high-amplitude artefacts from single-channel electroencephalograms [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2006, 83(2): 125-138.
- [30] MADDIRALA A K, SHAIK R A. Motion artifact removal from single channel electroencephalogram signals using singular spectrum analysis [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2016, 30: 79-85.
- [31] NOORBASHA S K, SUDHA G F. Joint Singular Spectrum Analysis and Generalized Moreau Envelope Total Variation for motion artifact removal from single channel EEG signals [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 68: 102647.
- [32] MURALI KRISHNA Y, VINAY KUMAR P. Efficient EEG motion artifact elimination framework for ambulatory epileptic seizure detection application[J]. *Biomedical Physics and Engineering Express*, 2024, 10(3): 035005.
- [33] 江星星, 宋秋昱, 杜贵府, 等. 变分模式分解方法研究与应用综述[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(1): 55-73.
JIANG Xingxing, SONG Qiuyu, DU Guifu, et al. Review on research and application of variational mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(1): 55-73. (in Chinese)
- [34] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [35] HOSSAIN M S, BIN IBNE REAZ M, CHOWDHURY M E H, et al. Motion artifacts correction from EEG and fNIRS signals using novel multiresolution analysis [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 29760-29777.
- [36] REHMAN N U, AFTAB H. Multivariate variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(23): 6039-6052.
- [37] CHANG Chiyuan, HSU S H, PION-TONACHINI L, et al. Evaluation of artifact subspace reconstruction for automatic EEG artifact removal[C]//2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2018: 1242-1245.
- [38] ALOUI N, PLANAT-CHRÉTIEN A, BONNET S. Artefact subspace reconstruction for both EEG and fNIRS co-registered signals[C]//2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). Mexico. IEEE, 2021: 208-211.
- [39] ANDERS P, MÜLLER H, SKJÆRET-MARONI N, et al. The influence of motor tasks and cut-off parameter selection on artifact subspace reconstruction in EEG recordings[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2020, 58(11): 2673-2683.
- [40] CHANG Chiyuan, HSU S H, PION-TONACHINI L, et al. Evaluation of artifact subspace reconstruction for

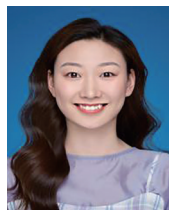
- automatic artifact components removal in multi-channel EEG recordings[J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2020, 67(4): 1114-1121.
- [41] CATALDO A, CRISCUOLO S, DE BENEDETTO E, et al. A method for optimizing the artifact subspace reconstruction performance in low-density EEG[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(21): 21257-21265.
- [42] ARPAIA P, ESPOSITO A, NATALIZIO A, et al. Low-density EEG correction with multivariate decomposition and subspace reconstruction[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(19): 23621-23628.
- [43] TSAI B Y, DIDDI S V S, KO L W, et al. Development of an adaptive artifact subspace reconstruction based on hebbian/anti-hebbian learning networks for enhancing BCI performance[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(1): 348-361.
- [44] BLUM S, JACOBSEN N S J, BLEICHNER M G, et al. A Riemannian modification of artifact subspace reconstruction for EEG artifact handling[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2019, 13: 141.
- [45] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [M]//*Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [46] SUN Weitong, SU Yuping, WU Xia, et al. A novel end-to-end 1D-ResCNN model to remove artifact from EEG signals[J]. *Neurocomputing*, 2020, 404: 108-121.
- [47] ZHANG Haoming, WEI Chen, ZHAO Mingqi, et al. A novel convolutional neural network model to remove muscle artifacts from EEG [C]//*ICASSP 2021 - 2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Toronto, ON, Canada. IEEE, 2021: 1265-1269.
- [48] MAHMUD S, HOSSAIN M S, CHOWDHURY M E H, et al. MLMRS-Net: Electroencephalography (EEG) motion artifacts removal using a multi-layer multi-resolution spatiallypooled 1D signal reconstruction network [J]. *Neural Computing and Applications*, 2023, 35(11): 8371-8388.
- [49] CUI Heng, LI Chang, LIU Aiping, et al. A dual-branch interactive fusion network to remove artifacts from single-channel EEG [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 73: 4001912.
- [50] MAHMUD S, CHOWDHURY M E H, KIRANYAZ S, et al. Restoration of motion-corrupted EEG signals using attention-guided operational CycleGAN [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 128: 107514.
- [51] ARAD E, BARTSCH R P, KANTELHARDT J W, et al. Performance-based approach for movement artifact removal from electroencephalographic data recorded during locomotion[J]. *PLoS One*, 2018, 13(5): e0197153.
- [52] KLINE J E, HUANG H J, SNYDER K L, et al. Isolating gait-related movement artifacts in electroencephalography during human walking[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2015, 12(4): 046022.
- [53] HE Ping, WILSON G, RUSSELL C, et al. Removal of ocular artifacts from the EEG: A comparison between time-domain regression method and adaptive filtering method using simulated data[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2007, 45(5): 495-503.
- [54] AGUILAR-CRUZ K A, DE JESÚS MEDEL-JUÁREZ J, ZAGACETA-ÁLVAREZ M T, et al. Adaptive filtering approach with forgetting factor for stochastic signals applied to EEG[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 101274-101283.
- [55] LA ROSA A B, PEREIRA P T L, ÜCKER P, et al. Exploring NLMS-based adaptive filter hardware architectures for eliminating power line interference in EEG signals [J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2021, 40(7): 3305-3337.
- [56] ROSANNE O, ALBUQUERQUE I, CASSANI R, et al. Adaptive filtering for improved EEG-based mental workload assessment of ambulant users[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2021, 15: 611962.
- [57] BEACH C, LI Mingjie, BALABAN E, et al. Motion artefact removal in electroencephalography and electrocardiography by using multichannel inertial measurement units and adaptive filtering[J]. *Healthcare Technology Letters*, 2021, 8(5): 128-138.
- [58] KILICARSLAN A, CONTRERAS VIDAL J L. Characterization and real-time removal of motion artifacts from EEG signals[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2019, 16(5): 056027.
- [59] COMON P. Independent component analysis, A new concept?[J]. *Signal Processing*, 1994, 36(3): 287-314.
- [60] DALY I, BILLINGER M, SCHERER R, et al. On the automated removal of artifacts related to head movement from the EEG [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2013, 21(3): 427-434.
- [61] ONIKURA K, IRAMINA K. Evaluation of a head movement artifact removal method for EEG considering real-time processing[C]//*2015 8th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON)*. Pattaya, Thailand. IEEE, 2015: 1-4.
- [62] DEBBARMA S, BHADRA S. A sensor-fusion method for motion artifacts reduction in intraoral EEG signals [J].

- IEEE Sensors Journal, 2023, 23(19): 23545-23557.
- [63] HERMANS K, DE MUNCK J C, VERDAASDONK R, et al. Effectiveness of reference signal-based methods for removal of EEG artifacts due to subtle movements during fMRI scanning[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016, 63(12): 2638-2646.
- [64] NORDIN A D, HAIRSTON W D, FERRIS D P. Dual-electrode motion artifact cancellation for mobile electroencephalography [J]. Journal of Neural Engineering, 2018, 15(5): 056024.
- [65] SONG Jingyi, WANG Yikai. Systematic design and implementation of a high-robust adaptive calibration technique for ETI-induced analog front end circuits in EEG systems[J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2017, 91(1): 63-72.
- [66] LEE H, CHUNG H, KO H, et al. Adaptive scheduling of acceleration and gyroscope for motion artifact cancellation in photoplethysmography [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2022, 226: 107126.
- [67] DABBAGHIAN A, YOUSEFI T, FATMI S Z, et al. A 9.2-g fully-flexible wireless ambulatory EEG monitoring and diagnostics headband with analog motion artifact detection and compensation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2019, 13(6): 1141-1151.

作者简介



肖晓琳 女, 1991年生, 天津人。天津大学副教授, 博士, 主要研究方向为基于事件相关电位的脑-机接口技术、脑电信号处理、脑控系统设计与开发。
E-mail: xiaoxiao0@tju.edu.cn



刘晓杰 女, 1999年生, 河北保定人。天津大学硕士研究生, 主要研究方向为脑-机接口、生物信号处理。
E-mail: lxj_1999@tju.edu.cn



罗睿心 女, 1998年生, 四川宜宾人。天津大学博士在读, 主要研究方向为脑-机接口。
E-mail: ruixin_luo@tju.edu.cn



李辉 男, 1985年生, 河北衡水人。天津大学博士在读, 主要研究方向为脑-机接口硬件。
E-mail: 286845624@qq.com



许敏鹏 男, 1988年生, 浙江台州人。天津大学医学工程与转化医学研究院副院长, 教授, 博士, 主要研究方向为脑-机接口、神经信号处理和神经调控。
E-mail: xmp52637@tju.edu.cn



明东 男, 1976年生, 山东烟台人。天津大学副校长, 讲席教授, 主要研究方向为脑-机接口、神经再生与修复、神经仿生与智能、神经刺激与调节、神经传感与成像。
E-mail: richardming@tju.edu.cn

(责任编辑: 边熙淳)