

王梦豪, 和董才, 马云菲. 基于 WSST-CEEMDAN 算法的单通道脑电信号眼电伪迹去除研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(5):44-51. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24120407

基于 WSST-CEEMDAN 算法的单通道脑电信号眼电伪迹去除研究

王梦豪¹, 和董才¹, 马云菲^{1,2}

(1 华北理工大学 人工智能学院, 河北 唐山 063210; 2 河北省工业智能感知重点实验室, 河北 唐山 063210)

摘要: 针对现有单通道脑电信号伪迹去除方法容易引起低频段信号失真, 无法在有效去除眼电伪迹的同时保留 EEG 信号原始特性的问题, 本研究提出一种基于同步压缩小波变换 (WSST) 和自适应噪声完备经验模态分解 (CEEMDAN) 的单通道脑电信号眼电伪迹去除办法。首先, 利用 WSST 提取受污染的 EEG 信号中的 δ 频段与其他高频分量; 其次, 应用 CEEMDAN 对 δ 频段信号做进一步分解, 以提取本征模态函数 (IMFs), 并设置多尺度模糊熵自动去除眼电伪迹; 最后, 重构去伪信号与高频分量得到去除眼电伪迹后的脑电信号。实验结果表明, 在半模拟数据集上, 通过该方法去除眼电伪迹后的信号同纯净脑电信号的相关性系数 (CC) 高达 0.842, 均方根误差 (RMSE) 为 11.727; 在真实数据集上, 去除眼电伪迹后的信号在 δ 频段能量变化比为 72.86%, Alpha 波与 Beta 波的失真功率分别低至 0.02 和 0.09。这些结果说明本方法在有效去除眼电伪迹的同时, 能够更好地保留 EEG 信号的原始特性, 显著提高单通道脑电信号降噪的精确度和可靠性。

关键词: 单通道脑电信号; 眼电伪迹; 同步压缩小波变换; 自适应噪声的完全集成经验模态分解

中图分类号: TN911.7; R318

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)05-0044-08

Research on removal of EOG artifacts from single-channel EEG signals based on WSST-CEEMDAN algorithm

WANG Menghao¹, HE Dongcai¹, MA Yunfei^{1,2}

(1 College of Artificial Intelligence, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, Hebei, China;
2 Hebei Key Laboratory of Industrial Intelligent Perception, Tangshan 063210, Hebei, China)

Abstract: Current electrooculogram (EOG) artifact removal methods cannot effectively remove electroocular artifacts while preserving the original characteristics of the EEG signal, and the existing methods for removal of single-channel EOG artifacts often lead to low-frequency distortion. A method for removing EOG artifacts from single-channel Electro Encephalo Gram (EEG) signals based on Wavelet Synchro Squeezed Transform (WSST) and adaptive noise Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition (CEEMDAN) is proposed. Firstly, WSST is used to extract the δ frequency band and high-frequency components of the contaminated EEG signal. Secondly, CEEMDAN is used to further decompose the δ frequency band signal to extract the Intrinsic Mode Functions (IMFs), and the multi-scale fuzzy entropy is set to automatically remove the EEGS artifacts. Finally, the deartifacts signal and high-frequency components are reconstructed to obtain the EEG signal after removing the electrooculogram artifacts. The experimental results show that the Correlation Coefficient (CC) of the method on the semi-simulated dataset is as high as 0.842, and the Root Mean Square Error (RMSE) is 11.727. On the real data set, the energy change ratio of the deartifacts in the frequency band is 72.86%, and the distortion power of Alpha wave and Beta wave is as low as 0.02 and 0.09, respectively. These results show that the proposed method can effectively remove EOG artifacts and better retain the original characteristics of EEG signals, and significantly improve the accuracy and reliability of single-channel EEG noise reduction.

Key words: single-channel EEG; EOG artifacts; WSST; CEEMDAN

0 引言

脑电信号 (Electroencephalography, EEG) 源于

大脑大量神经元的同步电活动, 是对大脑功能状态的直接反映。具有非线性、非平稳性特征, 同时蕴含丰富的生理和病理信息^[1]。便携式可穿戴技术的

基金项目: 国家级大学生创新创业训练计划项目 (202410081026); 华北理工大学医工融合专项 (XJ2024002801)。

作者简介: 王梦豪 (2004—), 男, 本科生, 主要研究方向: 智能信号处理。

通信作者: 马云菲 (1994—), 女, 博士, 讲师, 主要研究方向: 神经科学与神经工程。Email: mayunfei@ncst.edu.cn。

收稿日期: 2024-12-04

不断发展要求脑电信号采集设备具有轻便、高效的特点,信号采集通道甚至设计为单通道^[2]。因此,研究单通道脑电信号伪迹去除办法对于精确有效分析大脑活动至关重要。

在脑电信号采集过程中,位于额叶区的脑电通道(例如FP1电极)极易受到眼电伪迹(Electrooculogram, EOG)干扰^[3]。研究人员采用经典回归分析、阈值判定和专家经验观察法去除眼电伪迹。但是,由于脑电信号的幅值相对较小(通常为10~100 μV),且眼电伪迹与脑电信号在 δ 频段(0.5~4.0 Hz)存在频谱混叠现象。经典回归分析会导致有效脑电信号丢失,阈值判定受个体差异影响且主观性强,而专家经验虽有效但耗时,且结果不稳定。为此,研究者进一步提出了包括盲源分离(Blind Source Separation, BSS),小波变换(Wavelet Transform, WT)、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)等方法^[4-6]。这些方法在处理多通道信号时具有一定适用性,但在处理单通道脑电信号时存在明显局限性。具体而言,盲源分离方法要求通道数至少与信号源数量相等,因此不适用于单通道脑电信号处理^[7]。小波变换处理脑电信号具有母波选择任意、阈值设置敏感,以及在滤除低频成分过程中对脑电有效信息过度损失^[8-9]的问题。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)在去除单通道脑电信号眼电伪迹过程中,通常选取脑电信息主导的本征模态函数(Intrinsic Mode Functions, *IMFs*)进行重构,以去除眼电伪迹。但是EMD办法对噪声敏感,易导致模态混叠^[10]。

针对以上单一方法的局限性,近年来研究者提出了结合多种算法优点的单通道伪迹去除方法,并取得了良好效果。吴明权等学者^[11]提出一种基于长时差分振幅包络与小波变换(Wavelet Transform, WT)的自动去除眼电伪迹的方法,然而,WT在处理脑电信号边缘时会产生端点效应^[12],使得伪迹去除在端点位置表现不佳。为克服WT方法的局限性,罗志增等学者^[13]提出了一种结合自适应噪声的完备经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)与独立成分分析的方法,同时利用模糊熵作为测度自动识别并分离眼电伪迹成分。但是该方法计算复杂度高,不适用于实时脑电信号去噪。荆钰霏等学者^[14]将CEEMDAN方法同恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)算法相结合用于单通道脑电信号伪迹去除。通过优化处理流程,实现了快速且便捷的信

号去噪。但是该方法会过度滤除脑电信息。Maddirala^[15]提出了一种集成奇异谱分析(Singular Spectrum Analysis, SSA)、连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)和K-Means聚类算法的方法。该方法首先利用SSA分离出含伪迹的低频成分,其次通过CWT提取伪迹成分的频域特征,再次利用K-Means聚类分离伪迹,最后从原始EEG信号中减去伪迹恢复校正信号。该方法有效保留了低频成分的脑电信息,但其在实际应用中受到计算高复杂度的限制。

为更有效去除单通道脑电信号中的眼电伪迹,并最大限度地保留脑电信号的低频成分信息,本研究提出一种结合同步压缩小波变换与自适应噪声的完全集成经验模态分解的方法。该方法首先利用同步压缩小波变换将脑电信号分离为 δ 频段和低频分量,其次通过CEEMDAN将 δ 频段分解为多个本征模态函数。再次依据多尺度模糊熵阈值筛选并剔除包含眼电伪迹的*IMFs*,最终通过信号重构得到去噪后脑电信号。通过与现有方法对比,验证了本研究算法的有效性和稳定性。

1 方法

1.1 同步压缩小波变换

经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)^[16]对混叠效应具有高敏感性,且其较低的频率分辨率和硬分割频带划分方法往往导致频谱泄漏,进而降低在特定频段的分解准确性^[17]。同样连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)^[18]仅提供相对频率尺度,必须通过小波尺度与频率之间的转换关系来间接推断信号的绝对频率。这一过程增加了对特定频段EEG信号的分解难度。为克服以上限制,本研究引入同步压缩小波变换(Wavelet Synchrosqueezed Transform, WSST)^[19]。WSST通过同步压缩机制,能够更准确地定位和提取特定频段信号,从而提高信号分解精度和可靠性。

WSST首先将信号 $f(t)$ 进行连续小波变换:

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (1)$$

其中, $\psi_{a,b}(t)$ 是由母小波 $\psi(t)$ 通过伸缩和平移变换得到的,即:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

其中, a 表示尺度参数用于控制小波伸缩、与频率成反比, b 表示时间平移参数,控制信号在时间上

的位置。

其次,通过相位信息估计出每个小波系数 $W_f(a,b)$ 对应的瞬时频率。小波变换系数的相位 $\theta(a,b)$ 的公式如下:

$$\theta(a,b) = \arg(W_f(a,b)) \quad (3)$$

瞬时频率 $\omega(a,b)$ 通过相位导数进行估计:

$$\omega(a,b) = \frac{\partial \theta(a,b)}{\partial b} \quad (4)$$

最后,进行同步压缩操作。即将小波系数 $W_f(a,b)$ 重新分配到对应的瞬时频率位置。设定一个新的频率变量 ξ , 同步压缩后的小波变换定义为:

$$T_f(\xi,b) = \int W_f(a,b) \delta(\xi - \omega(a,b)) \frac{da}{a} \quad (5)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 是狄拉克函数,表示小波系数重新分配到频率 ξ 上,提高时频表示分辨率。

本研究通过创建频率掩码,将同步小波系数分离成 2 个频段: δ 频段和高效段分量,对应的频率分别为 0.5~4.0 Hz 和 4~40 Hz。

1.2 自适应噪声的完全集经验模态分解

集成经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)^[20] 通过引入随机噪声,并多次执行 EMD 分解和平均化处理,缓解了模态混叠问题并提高分解稳定性。尽管如此,噪声的引入增强了对信号原始特性的干扰。自适应噪声的完全集经验模态分解 (Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMDAN)^[21] 改进了 EEMD 的噪声处理机制和 IMF 分量的提取方式,减少了模态混叠现象并提高了分解鲁棒性。CEEMDAN 方法的步骤如下:

首先,设置噪声幅值 ε 和添加噪声次数 N 进行初始化。其次,对原始信号 $x(t)$ 添加 N 次不同白噪声,并执行 EMD 分解,计算所有带噪信号的第一分量的平均值:

$$IMF_1 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N EMD(x(t) + \varepsilon e_k) \quad (6)$$

再次,计算残差:

$$r_1 = x(t) - IMF_1 \quad (7)$$

计算后续 IMF 分量:

$$IMF_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N EMD(r_{i-1} + \varepsilon e_k) \quad (8)$$

其中, r_{i-1} 表示第 $i-1$ 步的残差。对残差 r_{i-1} 添加 N 次白噪声到 r_{i-1} , 对带噪残差执行 EMD 分解,提取所有信号的第一分量,计算其平均值 IMF_i , 更新残差:

$$r_i = r_{i-1} - IMF_i \quad (9)$$

最后,当残差变为单调趋势或者接近零时完成分解。

1.3 模糊熵与多尺度模糊熵

熵是评估脑电信号复杂性、随机性和信息量的重要指标。模糊熵 (Fuzzy Entropy) 作为一种鲁棒性分析办法,特别适用于含噪脑电信号的处理^[22]。该方法通过量化时间序列在维数变化时产生新模式的概率来评估序列的复杂性。具体而言,新模式出现的概率越高,表明序列的复杂度越高,相应地,模糊熵的数值也越大。本研究进一步将模糊熵扩展至多尺度模糊熵 (Multi-Scale Fuzzy Entropy)^[23], 以在多个时间尺度上分析脑电信号的复杂性,从而精细识别脑电信号与眼电伪迹。

多尺度模糊熵分析的第一步是对原始 EEG 信号进行粗糙化处理,对于给定的原始脑电信号 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_i\}$, 通过设置尺度因子 τ 进行下采样,生成不同尺度下的序列:

$$y_i^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, j = 1, 2, 3, \dots, \lfloor \frac{N}{\tau} \rfloor \quad (10)$$

其中, $y_i^{(\tau)}$ 表示尺度 τ 下的粗糙化序列; N 表示原始序列长度; $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。

接下来,在每个尺度下,对粗糙化序列计算模糊熵。对于粗糙化序列 $\mathbf{Y}^{(\tau)} = \{y_1, y_2, \dots, y_L\}$ 嵌入到高维空间,构建嵌入维度为 m 的嵌入向量集:

$$\mathbf{X}_i^{(m)} = \{y_i, y_{i+1}, \dots, y_{i+m-1}\}, i = 1, 2, \dots, L - m + 1 \quad (11)$$

其中, $\mathbf{X}_i^{(m)}$ 表示长度为 m 的嵌入向量。

使用切夫雪比距离度量嵌入向量之间的距离:

$$d(\mathbf{X}_i^{(m)}, \mathbf{X}_j^{(m)}) = \max_{k=1,2,\dots,m} |y_{i+k-1} - y_{j+k-1}| \quad (12)$$

并用以下模糊隶属函数将切夫雪比距离转为相似性度量:

$$\mu(d) = \exp\left(-\left(\frac{d}{r \cdot \sigma}\right)^c\right) \quad (13)$$

其中, d 表示 2 个嵌入向量之间的切夫雪比距离; r 表示相似性的公差; σ 表示序列的标准差; c 表示模糊因子,本文设置为 2。

基于这个距离计算相似矩阵的和:

$$\phi_m = \sum_{i=1}^{L-m+1} \sum_{j=i+1}^{L-m+1} \mu(d(\mathbf{X}_i^{(m)}, \mathbf{X}_j^{(m)})) \quad (14)$$

其中, ϕ_m 表示长度为 m 的嵌入向量的相似和。模糊熵定义为长度 $m+1$ 和 m 的嵌入向量相似性之间的对数差异:

$$FuzzyEn(m, r, c) = -\ln\left(\frac{\phi_{m+1}}{\phi_m}\right) \quad (15)$$

其中, ϕ_{m+1} 表示长度为 $m + 1$ 的嵌入向量的相似和。通过重复粗糙化序列和模糊熵计算,即可得到不同尺度下的模糊熵值序列。

计算半模拟数据集 54 组数据中 FP1 通道纯净 EEG 信号与 EOG 伪迹的多尺度模糊熵值。结果如图 1 所示,可以看出纯净 EEG 信号的多尺度模糊熵值均在 0.214 5 以上,因此将多尺度模糊熵阈值设置为 0.214 5,以自动识别脑电信号与眼电伪迹。

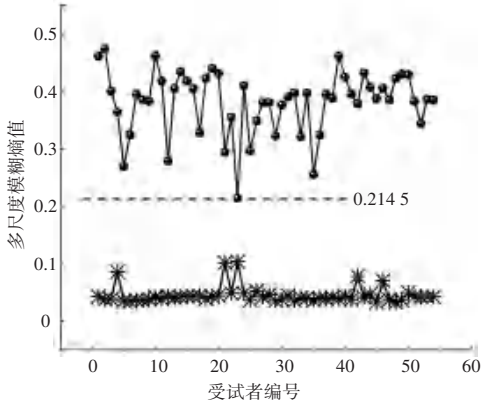


图 1 多尺度模糊熵阈值

Fig. 1 Multi-scale fuzzy entropy threshold

2 数据来源与评价指标

2.1 实验数据数据

为验证本研究所提 WSST-CEEMDAN 方法去除 EOG 伪迹的有效性,使用半模拟脑电数据集和真实脑电数据集进行综合评估。

2.1.1 半模拟数据集

本文采用 Klados 等学者^[24]于 2016 年发布的半模拟脑电数据集。其中,包括 14 名男性(平均年龄 28.2 岁,标准差 7.5)和 13 名女性(平均年龄 27.1 岁,标准差 5.2)。EEG 信号采用国际 10-20 电极系统进行记录,覆盖了 19 个标准电极位置(FP1、FP2、F3、F4、C3、C4、P3、P4、O1、O2、F7、F8、T3、T4、T5、T6、Fz、Cz、Pz),并以左右乳突为参考电极。该数据集还记录了这 27 例受试者在眨眼期间检测到的垂直眼电信号(Vertical EOG, VEOG)与水平眼电信号(Horizontal EOG, HEOG),根据 Elbert 等学者^[25]所提出的公式来生成含眼电伪迹的半模拟脑电信号:

$$S_{con_{ij}} = S_{pure_{ij}} + a_j S_{VEOG} + b_j S_{HEOG} \quad (16)$$

其中, $S_{con_{ij}}$ 表示污染后的 EEG 信号; $S_{pure_{ij}}$ 表示纯净 EEG 信号; a_j 和 b_j 分别表示垂直和水平眼动的污染系数,分别通过受试者的线性回归计算得出。此外,所有信号的采样频率为 200 Hz,并经过 0.5~40.0 Hz 的带通滤波和 50 Hz 的陷波滤波处理,以消

除低频漂移和工频噪声。本研究选取距离眼睛最近、最易受眼动干扰的 FP1 电极来展开单通道眼电伪迹去除研究。

模拟受污染信号、纯净 EEG 信号与 EOG 信号如图 2 所示,受 EOG 污染的 EEG 信号显示出相比纯净 EEG 更高的幅值和更为严重的波形畸变。具体而言,未受污染的 EEG 信号振幅稳定在 $\pm 50 \mu V$,而受 EOG 污染的 EEG 信号振幅显著增加至 $\pm 200 \mu V$,导致波形严重失真。同样,受 EOG 污染的 EEG 信号在时域上表现出更高的基线漂移。进一步地,计算得到的功率谱密度(PSD)如图 3 所示,在低频段由于频谱混叠效应,受 EOG 伪迹污染的 EEG 信号的 PSD 高于纯净 EEG 信号的 PSD。

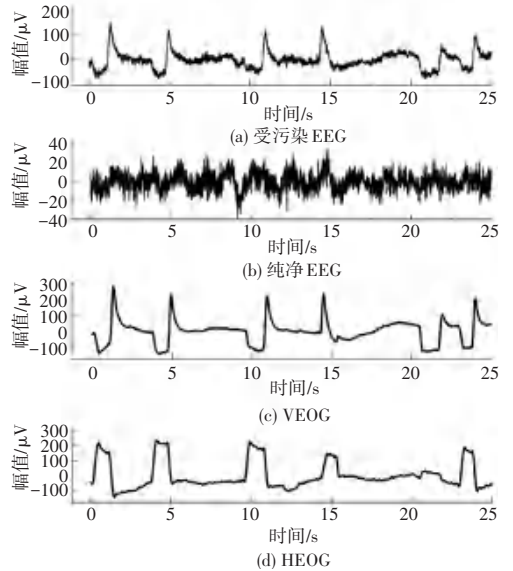


图 2 模拟受污染信号、纯净 EEG 信号与 EOG 信号

Fig. 2 Simulated contaminated signal, pure EEG signal, and EOG signal

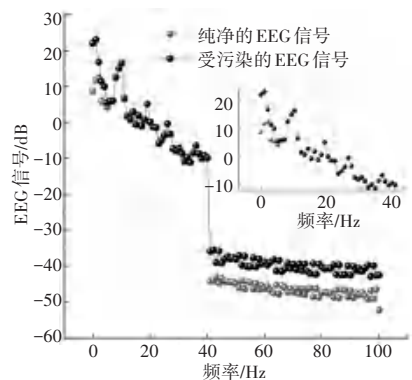


图 3 功率谱密度图

Fig. 3 Power spectral density plot

2.1.2 真实数据集

真实数据采用 2019 年 Agarwal 等学者^[26]所采集的数据。这些数据是通过 OpenBCI 神经头带和

BIOPAC Cap100C 设备从 12 名年龄介于 22~30 岁的参与者中记录得到的。这些参与者在执行阅读 (EEG-VR) 期间,自然发生的眨眼动作被同步记录。

本研究利用 0.5~40.0 Hz 的带通滤波和 50 Hz 的陷波滤波去除漂移和工频干扰,在此基础上选取 FP1 通道进行伪迹去除研究。滤波处理前后数据对比如图 4 所示。

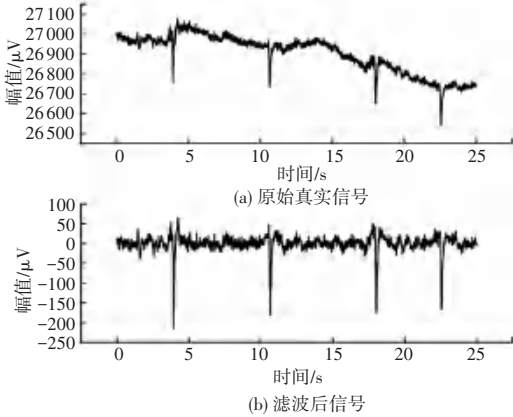


图 4 滤波处理前后数据对比

Fig. 4 Data comparison before and after filtering

2.2 评价指标

2.2.1 半模拟数据集的评价指标

本研究引入相关系数 (Correlation Coefficient, CC) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, $RMSE$) 作为本方法性能的评估指标。具体而言, CC 值越大,表明两信号之间的相关性越强,说明去除眼电伪迹后的脑电信号保留了更多原始信息。而 $RMSE$ 值越小,意味着伪迹去除得更彻底,去伪后的信号与纯净信号更加接近。其中,相关系数和均方根误差的计算公式为:

$$CC = \frac{Cov(S_{\text{Pure_EEG}}, S_{\text{Cleaned_EEG}})}{\sqrt{Var(S_{\text{Pure_EEG}}) \times Var(S_{\text{Cleaned_EEG}})}} \quad (17)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (18)$$

其中, $Cov(\cdot)$ 表示求取协方差, $Var(\cdot)$ 表示求取方差。

2.2.2 真实数据集的评价指标

真实数据集中由于不存在纯净 EEG 信号作为参考,无法利用 CC 和 $RMSE$ 作为评价指标进行性能评估。所以本研究引入含眼电伪迹的脑电信号 $S_{\text{Con_EEG}}$ 和去除眼电伪迹后的脑电信号 $S_{\text{Cleaned_EEG}}$ 在 δ 频段的能量比 (Energy Ratio, ER)^[27] 变化作为一项评价指标。公式定义为:

$$ER_{\delta} = \frac{E_{\delta}}{E_{\delta} + E_{\theta} + E_{\alpha} + E_{\beta} + E_{\gamma}} \quad (19)$$

$$\overline{ER}_{\delta} = \frac{\tilde{E}_{\delta}}{\tilde{E}_{\delta} + \tilde{E}_{\theta} + \tilde{E}_{\alpha} + \tilde{E}_{\beta} + \tilde{E}_{\gamma}} \quad (20)$$

$$\Delta ER_{\delta} = (ER_{\delta} - \overline{ER}_{\delta}) \times 100\% \quad (21)$$

其中, ER_{δ} 表示混有 EOG 的 EEG 信号在 δ 频段的 ER , \overline{ER}_{δ} 表示纯净 EEG 信号在 δ 频段的 ER 。

同时引入另一项评价指标,即在 α 和 β 频段功率谱密度的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)^[26]。 MAE 的定义如下:

$$MAE_{\text{PSD}}^{\alpha} = \frac{\sum_{k=K_1}^{K_2} |PSD_{\alpha}^{\text{con}}(k) - PSD_{\alpha}^{\text{clean}}(k)|}{K_2 - K_1} \quad (22)$$

其中, $MAE_{\text{PSD}}^{\alpha}$ 表示在 α 频段的 PSD , K_1 和 K_2 分别表示 PSD 在 α 频段的下限和上限。由式(22) 同样可以推导出, PSD 在 β 频段的平均绝对误差 MAE_{PSD}^{β} 。其值越小,表示该频段的失真越小,脑电信息也就越大限度地得到了保留。

3 结果与讨论

3.1 半模拟数据集实验结果分析

用半模拟数据集对本研究所提方法进行验证,并同文献[27]所提算法进行对比。

以编号为 1 的受 EOG 伪迹污染的 EEG 信号为例,图 5 展示了 WSST 的分解结果。在 0.5~4.0 Hz 的频率范围内,EOG 伪迹显著可见,并在该频率范围内的分解结果中占据主导地位。为确保在 0.5~4.0 Hz 频率范围内的 EEG 信号不被错误剔除,采用 CEEMDAN 方法做进一步分解,其结果见图 6。此外,计算每个 IMF 的多尺度模糊熵,以评估其与预设阈值的相对大小,进而实现信号的准确重构。每个 IMF 的多尺度模糊熵结果及其平均值见表 1。

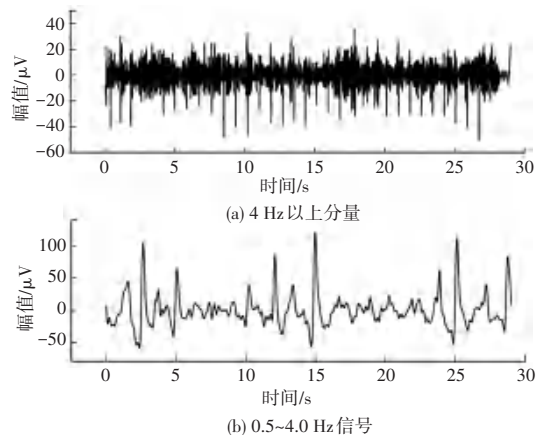


图 5 WSST 分解结果

Fig. 5 Results of the WSST method

表 1 每个 IMF 的多尺度模糊熵结果及其平均值

Table 1 Multiscale fuzzy entropy results of each IMF and their average values

内容项	IMF							
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
Scale1	0.318	0.136	0.059	0.046	0.028	0.012	0.004	0.001
Scale2	0.327	0.117	0.097	0.081	0.051	0.023	0.009	0.002
Scale3	0.375	0.112	0.124	0.109	0.070	0.034	0.013	0.002
Scale4	0.399	0.105	0.144	0.132	0.088	0.044	0.016	0.003
Scale5	0.434	0.103	0.158	0.151	0.105	0.053	0.020	0.004
均值	0.371	0.115	0.116	0.104	0.068	0.033	0.012	0.002

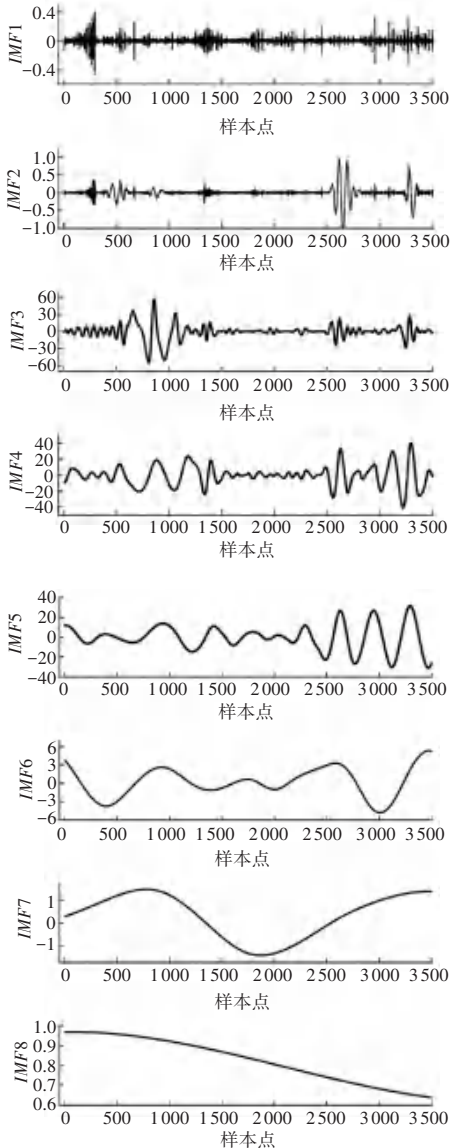


图 6 CEEMDAN 分解结果

Fig. 6 Results of the CEEMDAN method

基于多尺度模糊熵与阈值大小的定量分析,可以明显得出在 IMF1 模态中蕴含丰富的脑电活动信息,而 IMF2 ~ IMF8 的多尺度模糊熵小于阈值 0.214 5,即为眼电伪迹,去除对应的 IMFs,并对满足大于阈值的 IMF

进行保留重构。将重构后的信号与先前通过 WSST 方法得到的高频分量二次重构,再通过逆 WSST 过程处理,最终得到去除 EOG 伪迹的 EEG 信号。WSST-CEEMDAN 去噪结果如图 7 所示。可以明显观察到,经过伪迹去除后的 EEG 信号幅值显著降低。

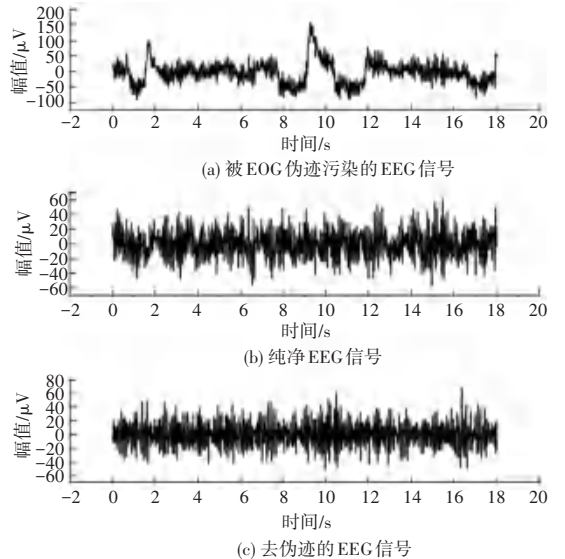


图 7 WSST-CEEMDAN 去噪结果

Fig. 7 Denoising results of WSST-CEEMDAN method

为进一步评价本文算法对眼电伪迹去除的有效性,采用其他单通道伪迹去除算法进行比较,结果见表 2。

表 2 半模拟数据集下算法性能对比

Table 2 Comparison of algorithm performance on semi-simulated datasets

算法	相关性系数	均方根误差
EMD-ICA ^[27]	0.611	26.498
CEEMDAN-ICA ^[27]	0.727	17.548
EWT-ApEn ^[27]	0.796	15.274
本文算法	0.842	11.727

从表 2 可以看出,EMD-ICA 算法的 CC 值最小且 RMSE 最大,去除眼电伪迹能力最弱,这一结果与 EMD 方法存在的模态混叠局限性密切相关。与

CEEMDAN-ICA 和 EWT-ApEn 相比,本文算法的 CC 值最高且 $RMSE$ 值最低,在去除 EOG 伪迹方面展现出显著优越性,这可解释为 WSST-CEEMDAN 算法对 δ 频段分解更为精准,且多尺度模糊熵阈值设置更加精细利于去伪信号重构。这就表明该方法在彻底去除伪迹的同时也最大程度地保留了 EEG 信号的原始特征。

3.2 真实数据集实验结果分析

本研究选取真实数据集中每位受试者的 20 s 测试片段进行分析。将对原始信号进行带通滤波和陷波滤波处理后的滤波信号,应用 WSST-CEEMDAN 算法去除眼电伪迹。去伪结果如图 8、图 9 所示。计算 δ 频段能量比的变化值和 MAE_{PSD}^{α} 与 MAE_{PSD}^{β} 。根据文献[28],当能量比变化值超过 50%时,可以认为该方法在去除眼电伪迹方面具有良好去噪效果。并与文献[28]所提方法 EWT-ICEEMDAN、WT-EEMD、DWT 对同一段信号进行处理后的性能对比。真实数据集下算法性能对比见表 3。

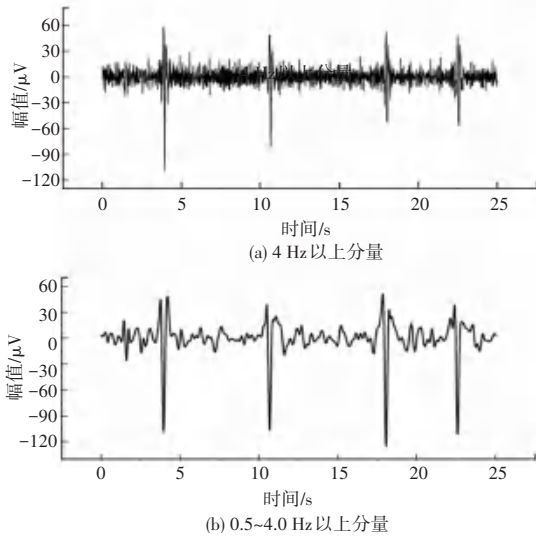


图 8 真实数据的 WSST 分解结果

Fig. 8 WSST decomposition results of real data

表 3 真实数据集下算法性能对比

Table 3 Comparison of algorithm performance on real-world datasets

算法类型	$\overline{ER}_{\delta} / \%$	Alpha 波失真功率	Beta 波失真功率
本算法	72.86	0.02	0.09
EWT-ICEEMDAN ^[28]	71.20	0.07	0.07
WT-EEMD ^[28]	81.08	0.33	0.87
DWT ^[28]	10.67	3.86	2.99

由表 3 可以看出,本文算法具有最高的 δ 频段能量变化比,其值为 72.86%。在 Alpha 波、Beta 波的失真功率为 0.02 和 0.09 均小于 EWT-

ICEEMDAN、WT-EEMD、DWT 方法的对应指标。证明该算法频段适应性强,信号保真度高。

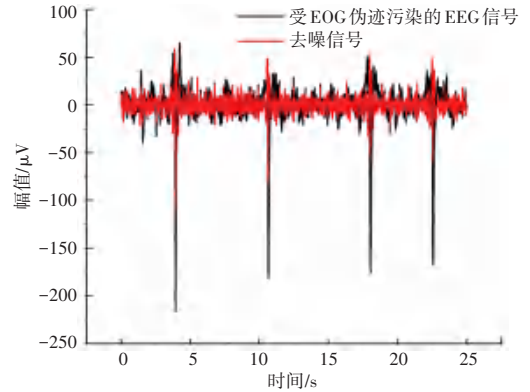


图 9 真实数据集降噪结果

Fig. 9 Noise reduction results for real datasets

去噪后信号对比如图 10 所示,去噪后脑电信号与原始含噪信号在时域特性上展现出良好一致性。此外,经伪迹去除的脑电信号在高频成分细节保留以及低频基线的稳定性方面均表现出色,证实了本文所提方法在不显著改变脑电信号时间特性的前提下,能够有效地保留信号关键特征。该方法对于脑电信号关键信息的保留显示出了良好鲁棒性。

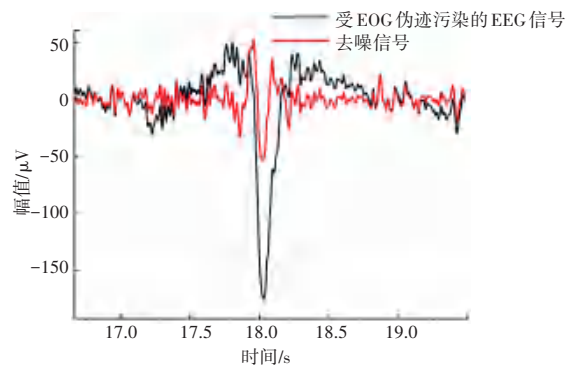


图 10 去噪后信号对比细节

Fig. 10 The signal comparison after denoising

4 结束语

针对单通道脑电信号眼电伪迹去除问题,本文提出了一种基于 WSST-CEEMDAN 算法的眼电伪迹自动去除办法。本研究以半模拟数据集和真实数据集进行测试,半模拟数据集实验结果表明,WSST-CEEMDAN 算法与 EMD-ICA、CEEMDAN-ICA 和 EWT-ApEn 相比,具有最大的相关性系数和最小的均方根误差。真实数据集的实验结果表明,本研究算法与 EWT-ICEEMDAN、WT-EEMD 和 DWT 相比,具有最高的 δ 频段能量变化比,和最小的 Alpha

和 Beta 波失真功率。综合前述研究表明本文所提方法具有在实际脑电信号中去眼电伪迹的能力,并能够最大程度地保留原始 EEG 信号的关键特征。

参考文献

- [1] 朱佳俊,林挺宇,张恒运. 脑电波分析及处理综述[J]. 智能计算机与应用, 2021, 11(2): 123-128.
- [2] KAIDO V, NAVEED M, YAR M. Past, present, and future of EEG-based BCI applications[J]. *Sensors*, 2022, 22(9): 3331-3331.
- [3] HE P, WILSON G, RUSSELL C. Removal of ocular artifacts from electro-encephalogram by adaptive filtering[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2004, 42(3): 407-412.
- [4] 赵欣,吴建行,王坤. 脑电信号伪迹去除算法综述[J/OL]. 信号处理. (2024-10-25). <https://link.cnki.net/urlid/11.2406.tn.20241024.1609.002>.
- [5] 刘志勇,孙金玮,卜宪庚. 单通道脑电信号眼电伪迹去除算法研究[J]. 自动化学报, 2017, 43(10): 1726-1735.
- [6] 骆睿鹏,冯铭科,黄鑫,等. 脑电信号预处理方法研究综述[J]. 电子科技, 2023, 36(4): 36-43.
- [7] 付卫红,周新彪,农斌. 单通道盲源分离的研究现状与展望[J]. 北京邮电大学学报, 2017, 40(5): 1-11.
- [8] KHATUN S, MAHAJAN R, MORSHED B I. Comparative study of wavelet-based unsupervised ocular artifact removal techniques for single-channel EEG data[J]. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health & Medicine*, 2016, 4: 1-8.
- [9] GAJBHIYE P, NOPPARADA M, CHEN W, et al. Wavelet domain optimized Savitzky-Golay filter for the removal of motion artifacts From EEG recordings [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 70: 1-11.
- [10] MOLLA M K I, TANAKA T, RUTKOWSKI T M, et al. Separation of EOG artifacts from EEG signals using bivariate EMD [C]//2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 562-565.
- [11] 吴明权,李海峰,马琳. 单通道脑电信号中眼电干扰的自动分离方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(2): 367-372.
- [12] 梅海泉,郑建宏. 有限小波变换中边缘效应的一种消除方案[J]. 重庆邮电学院学报, 1999, 11(1): 11-16.
- [13] 罗志增,严志华,傅炜东. 基于 CEEMDAN-ICA 的单通道脑电信号眼电伪迹滤除方法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(8): 1211-1216.
- [14] 荆钰霏,李川涛,王伟,等. 基于 CEEMDAN-CFAR 的单通道脑电信号眼电伪迹去除方法研究[J]. 医疗卫生装备, 2022, 43(4): 1-7.
- [15] MADDIRALA K A. SSA with CWT and k-means for eye-blink artifact removal from single-channel EEG signals [J]. *Sensors*, 2022, 22(3): 931-931.
- [16] ABHIJIT B, BILAS R P. A multivariate approach for patient-specific EEG seizure detection using empirical wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Bio-medical Engineering*, 2017, 64(9): 2003-2015.
- [17] GILLES J. Empirical Wavelet Transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [18] LILLY J M, OLHEDE S C. Generalized morse wavelets as a superfamily of analytic wavelets [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(11): 6036-6041.
- [19] INGRID D, LU Jianfeng. Synchrosqueezed Wavelet transforms: An empirical mode decomposition-like tool [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2011, 30(2): 243-261.
- [20] 付荣荣,杨阳,于宝,等. 基于集合经验模态分解的脑电信号高阶分量特征提取[J]. 计量学报, 2021, 42(12): 1680-1686.
- [21] 梁袁泽. 基于经验模态分解与排列熵的癫痫脑电信号自动检测方法[D]. 南京:南京邮电大学,2023.
- [22] 刘慧,谢洪波,和卫星,等. 基于模糊熵的脑电睡眠分期特征提取与分类[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(4): 484-489.
- [23] ANDREA C, SABATINA C, EGIDIO B D, et al. EEG complexity-based algorithm using multiscale fuzzy entropy: Towards a detection of Alzheimer's disease [J]. *Measurement*, 2024, 225: 114040.
- [24] KLADOS A M, BAMIDIS D P. A semi-simulated EEG/EOG dataset for the comparison of EOG artifact rejection techniques [J]. *Data in Brief*, 2016, 8: 1004-1006.
- [25] ELBERT T, LUTZENBERGER W, ROCKSTROH B, et al. Removal of ocular artifacts from the EEG - A biophysical approach to the EOG [J]. *Electroencephalography & Clinical Neurophysiology*, 1985, 60(5): 455-463.
- [26] AGARWAL M, SIVAKUMAR R. Blink: A fully automated unsupervised algorithm for eye-blink detection in EEG signals [C]//Proceedings of the 57th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing. Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 1113-1121.
- [27] 王东庆,周建华,伏云发. EWT 算法在单通道脑电信号眼电伪迹自动去除中的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 121-129.
- [28] 宋婷,舒智林,孙玉波,等. 一种基于 EWT-ICEEMDAN 的单通道脑电信号眼电伪迹去除算法[J]. 传感技术学报, 2023, 36(10): 1584-1592.