

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205783

EWT 算法在单通道脑电信号眼电伪迹自动去除中的研究*

王东庆^{1,2} 周建华^{1,2} 伏云发^{1,2}

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2. 昆明理工大学脑认知与脑机智能融合创新团队 昆明 650500)

摘要:针对单通道脑电信号眼电伪迹去除算法中存在信息丢失和计算速度慢的问题,提出了一种基于经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)、小波变换(wavelet transform, WT)和近似熵的眼电伪迹去除方法。首先,采用EWT算法自适应分割脑电信号频谱,在分割的区间上构造合适的滤波器组提取具有紧支撑结构的经验模态分量。然后对各模态分量进行WT分解,计算分解后的近似熵,同时设置近似熵阈值对眼电伪迹自动识别并去除。最后采用WT和EWT的逆变换重构信号。采用公开的Klados数据集和Mohit Agarwal的EEG-VR数据集对算法进行实验,实验结果表明:该方法计算时间的平均值为0.1995 s, Alpha波的功率失真均值和方差分别为0.1284和0.1511, Beta波的功率失真均值和方差分别为0.0977和0.1580。所提算法与EMD-ICA、CEEMDAN-ICA和WT算法相比,计算速度快,伪迹去除能力强,能够保留脑电信号有用信息更多。

关键词: 脑电信号; 眼电伪迹; 经验小波变换; 自动去除

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.6140

Empirical wavelet transform algorithm for automatic removal of EOG artifacts from single-channel EEG signals

Wang Dongqing^{1,2} Zhou Jianhua^{1,2} Fu Yunfa^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Brain Cognition and Brain-computer Intelligence Integration Group, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: In response to the problems of information loss and slow computation in previous studies of single-channel EEG signal EOG artifact removal algorithms, a method for removing EOG artifacts based on empirical wavelet transform (EWT), wavelet transform (WT) and approximate entropy is proposed. Firstly, the empirical wavelet transform (EWT) is used to adaptively segment the EEG signal, and the appropriate wavelet filter banks are constructed in the segmentation interval to extract the tightly supported modal components. Then, the WT decomposition is performed for each modal component, and the approximate entropy of the decomposition is calculated, while the approximate entropy threshold is set for automatic identification and removal of EOG artifacts. Finally, the signal is reconstructed using the inverse transform of wavelet transform (WT) and empirical wavelet transform (EWT). The algorithm was tested using the publicly available Klados dataset and Mohit Agarwal's EEG-VR dataset, and the experimental results showed that the mean value of the computation time of the method was 0.1995 s, and the mean value and variance of the power distortion of the Alpha wave were 0.1284 and 0.1511, the mean value and variance of the power distortion of the Beta wave were 0.0977 and 0.1580. Compared with EMD-ICA, CEEMDAN-ICA and WT algorithms, the proposed algorithm has faster computation speed, better artifact removal ability, and can retain more useful information of EEG signals.

Keywords: electroencephalogram; electroencephalogram (EOG) artifact; empirical wavelet transform (EWT); automatic removal

0 引言

脑电信号 (electroencephalography, EEG) 是大脑神经细胞产生的一种具有非线性、非平稳特性的生物电信号, 承载着大量的生理和病理信息^[1]。由于脑电信号幅值较小(1~100 μV), 通过头皮电极采集的脑电信号极易受到非脑电信号生理伪迹的影响。常见的伪迹包括肌电 (electromyography, EMG)、心电 (electrocardiography, ECG) 和眼电 (electrooculography, EOG) 伪迹等。而过多的伪迹干扰将导致后续 EEG 信号无法有效的进行特征提取, 进而影响分类的准确性^[2]。

近年来, 研究者针对多通道脑电信号提出了许多眼电伪迹去除算法, 并取得了较好的效果。但随着脑机接口 (brain-computer interface, BCI) 技术不断的发展, 脑电信号的采集和处理技术越来越多的应用在医疗保健中, 为了降低计算的复杂度, 提高系统的便携性, 许多 EEG 系统开始使用一个 EEG 通道, 如微睡眠检测、便携式麻醉深度监测^[3-5]等。因此, 研究少通道 (特别是单通道) 自动去除眼电伪迹算法对于便携式采集系统的应用具有重要意义。

在以往的研究中, 人们采用线性滤波器、阈值判别或人工观察的方法去除眼电伪迹, 在去除 EOG 的过程中存在伪迹识别困难、去除后信息丢失严重等问题, 特别是在 EEG 信号的频带与 EOG 信号的频带重叠且幅值接近时^[6]。近年来有许多学者提出了不同的单通道伪迹去除方法。Mammone 等^[7]采用小波变换和独立分量分析 (independent component analysis, ICA) 相结合进行盲源分离。由于不同的母波所提取的源具有显著的差异, 对于伪迹的去除效果不同, 母波的选择一直是小波变换是否有效的关键。为了克服小波变换的缺点, Sweeney 等^[8]提出了 EEMD-CCA 算法, 并利用二阶统计量将 EOG 伪迹从脑电信号中分离出来, 有效去除近红外光谱数据中的眼电伪迹, 但该方法只能在脑电信号平稳的前提下工作。刘志勇等^[9]以 WT-ICA 算法为基础, 提出改进型的 WT-EEMD-ICA 算法, 解决了伪迹去除过程中存在的超完备问题。罗志增等^[10]将模糊熵和阈值判别式应用到 CEEMDAN-ICA 算法, 实现 EOG 伪迹的自动识别与去除, 但该算法缺点是计算时间成本高, 适用于离线数据分析。Maddirala 等^[11]开发了一种结合无监督机器学习算法 (K-means) 和奇异谱分析 (singular spectrum analysis, SSA) 技术的新框架, 在不修改 EEG 信号的情况下, 去除眨眼伪迹。虽然上述方法将单通道信号分解为多维信号, 符合盲源分离 (blind source separation, BSS) 算法^[12]的先验条件, 实现了 EOG 伪迹的去除, 不足之处是 EEMD/CEEMDAN 和 ICA 等算法存在复杂度高、计算量

大, 致使计算时间过长无法满足实时性要求。

为了快速、有效地去除 EEG 信号中的伪迹成分, 本文提出了一种基于经验小波变换、小波变换和近似熵的 EOG 伪迹去除方法。该方法首先利用 EWT 算法对脑电信号进行分解得到经验模态分量。之后将逼近分量和细节分量采用 WT 分解, 计算分解后各信号的近似熵, 根据设定的近似熵阈值自动识别伪迹并去除。最后采用 WT 和 EWT 的逆变换得到不含伪迹的脑电信号。

1 EWT 算法

为克服 EMD 算法的缺点, 法国数学家 Gilles 于 2013 年提出了经验小波变换 (EWT)。该方法结合了 EMD 和 WT 的优点, 通过在傅里叶频谱中设计一个合适的小波滤波器组来提取信号的不同模式, 不仅可以自适应的对信号进行与快速傅里叶变换 (fast Fourier transformation, FFT) 相同的高频分辨率的分解, 而且具备完整可靠的数学理论基础, 计算复杂度低, 为非平稳信号的处理提供了新的自适应时频分析方法。

1.1 Fourier 频谱区间划分

对原始信号进行 FFT 分析, 依据 Shannon 准则的要求, 将信号的 Fourier 频谱规范化在 $[0, \pi]$, 并分割成连续的 N 段 $[A_1, A_2, \dots, A_N]$, 频谱上将产生 $N+1$ 条边界线。设 ω_n 为区间分界线, 则 $A_N = [\omega_{n-1}, \omega_n]$, 其中 $\omega_0 = 0, \omega_n = \pi$ 为区间边界线, 信号频谱的分割示意图如图 1 所示。

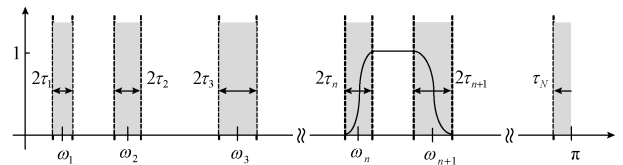


图 1 频谱的分割

Fig. 1 Partitioning of frequent spectrum

图 1 中 ω_n 为各段之间的边界, 过度相位的宽度由式 (1) 给出:

$$\tau_n = \gamma \times \omega_n \quad 0 < \gamma < \min_n \frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \quad (1)$$

EWT 算法自适应的好坏与分段数 N 和分割线 ω_n 密切相关, 本文采用“geomean”分割方法用于确定分区间段数 N 和分界线 ω_n , 文献 [13] 和 [14] 对于 N 和分界线 ω_n 求解给出了详细流程。

1.2 经验小波尺度函数与小波函数

根据 Little wood-Paley 和 Meyer 小波构造的思想, 经验小波的尺度函数和小波函数在频域里的定义如式 (2)、(3) 所示:

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega|) - (1-\gamma)\omega_n\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & (1+\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega|) - (1-\gamma)\omega_{n+1}\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_{n+1} \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega|) - (1-\gamma)\omega_n\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中： $2\gamma\omega_n$ 是过渡相宽的长度($0<\gamma<1$)， $\beta(x)$ 为满足式以下条件的任意函数：

$$\beta(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 1 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\beta(x) + \beta(x+1) = 1, \forall x \in [0,1] \quad (5)$$

一般取 $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$ 。当 $\gamma <$

$\min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right)$ 时，可得在 $L^2(R)$ 上具有紧支撑特性，

文献[15]对其进行了详细的推导。

1.3 信号的分解与重构

根据小波变换的理论构造经验小波，逼近系数 $W_f^e(0,t)$ 由待测信号 $f(t)$ 与小波函数做内积运算所得，如式(6)所示。细节系数 $W_f^e(n,t)$ 由待测信号 $f(t)$ 与尺度函数内积所得，具体表达式如式(7)所示：

$$W_f^e(0,t) = \langle f, \varphi_1 \rangle = \int f(\tau) \overline{\varphi_1(\tau-t)} d\tau =$$

$$\left(\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\varphi}_1(\omega)} \right)^\vee \quad (6)$$

$$W_f^e(n,t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau-t)} d\tau =$$

$$\left(\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\psi}_n(\omega)} \right)^\vee \quad (7)$$

式中：“ $\hat{\cdot}$ ”表示求傅里叶变换，“ \vee ”表示求傅里叶逆变换， $\langle \alpha, \beta \rangle$ 表示 α 与 β 的内积。“ $\overline{\cdot}$ ”表示复共轭。

重构公式如式(8)所示：

$$f(t) = W_f^e(0,t) * \varphi_1(t) + \sum_{i=0}^N W_f^e(n,t) * \psi_n(t) \quad (8)$$

式中：“ $*$ ”表示求卷积，从重构公式可以看出，信号被分解为1个逼近分量 $f_0(t)$ 和 $N-1$ 个细节分量 $f_k(t)$ ($k=1,$

$2, \dots, N-1$)，其表达式如式(9)和(10)所示。

$$f_0(t) = W_f^e(0,t) * \varphi_1(t) \quad (9)$$

$$f_k(t) = W_f^e(k,t) * \psi_k(t) \quad (10)$$

2 近似熵

近似熵(approximate entropy, ApEn)是一种用于量化时间序列波动的规律性和不可预测性的非线性动力学参数^[16]。其中，越复杂的时间序列对应的近似熵越大。

近似熵的计算过程如下：

1) 设存在一个以等时间间隔采样的 N 维的时间序列 $u(1), u(2), u(3), \dots, u(N)$ ；

2) 定义算法相关参数 m, r 。其中， m 为整数，表示比较向量的长度， r 为实数，表示“相似度”的度量值；

3) 重构 m 维向量 $X(1), X(2), \dots, X(N-m+1)$ ，其中 $X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)]$ ， $i=1 \sim N-m+1$ ；

4) 定义向量 $X(i)$ 和 $X(j)$ 之间的距离为：

$$d[X(i), X(j)] = \max_{k=0 \sim m-1} [u(i+k) - u(j+k)] \quad (11)$$

5) 对于 $1 \leq i \leq N-m+1$ ，统计满足如下条件的向量个数：

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \{d[X(i), X(j)] \leq r \text{ numbers}\} \quad (12)$$

6) 对 $C_i^m(r)$ 取对数，对所有 i 取均值记作 $\Phi^m(r)$ ：

$$\Phi^m = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \log(C_i^m(r)) \quad (13)$$

7) 近似熵的计算为：

$$\text{ApEn}(m, r) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad (14)$$

通常选择参数 $m=2$ 或 $m=3$ ； $r = (0.1 \sim 0.25) * \text{std}$ ；其中 std 表示原时间序列的标准差。

3 实验数据和算法

3.1 半模拟数据介绍

实验采用的半模拟数据来自Klados等^[17]于2016年发布的数据集。其中设备采样率为200 Hz，19个EEG电极按照国际标准导联放置，数据经过0.5~40 Hz的带通滤波完整的提取Delta波、Theta波、Alpha波和Beta波。此外在睁眼的状态下，用4个电极记录垂直眼电(vertical electrooculogram, VEOG)和水平眼电(horizontal electrooculogram, HEOG)信号，最后根据伪迹污染模型生成实验所用的半模拟数据，伪迹污染模型如式(15)所示：

$$S_{con_{ij}} = S_{pure_{ij}} + \alpha_j S_{VEOG} + \beta_j S_{HEOG} \quad (15)$$

式中: S_{con} 表示污染的脑电信号; S_{pure} 表示纯净的脑电信号; i 表示被试编号; j 表示电极编号; S_{VEOG} 和 S_{HEOG} 表示垂直眼电和水平眼电; α 为垂直眼电的污染系数, β 为水平眼电的污染系数, 污染系数采用线性回归方式计算, 计算公式如下:

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^N S_{VEOG}(i) S_{EEG}(i)}{\sum_{i=1}^N S_{VEOG}^2(i)} \quad (16)$$

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^N S_{HEOG}(i) S_{EEG}(i)}{\sum_{i=1}^N S_{HEOG}^2(i)} \quad (17)$$

式中: S_{EEG} 为睁眼期间信号, N 表示采样点数。

图 2 和 3 分别为数据集中 2 号被试的脑电信号、眼电信号的时域波形和功率谱对比。

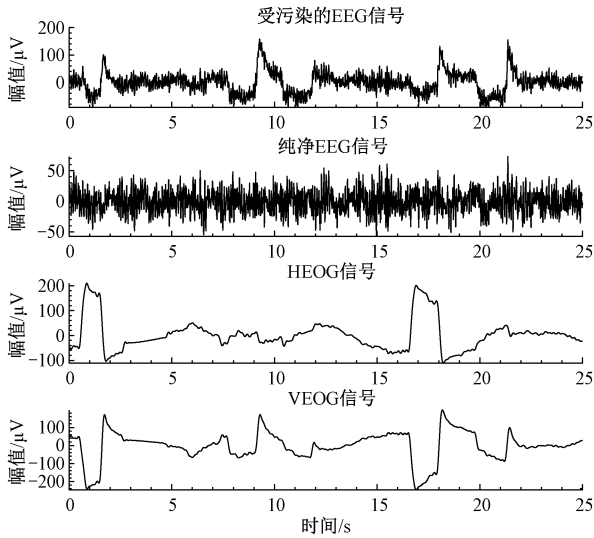


图 2 受污染的 EEG 信号、纯净的 EEG 信号、EOG 信号
Fig. 2 Contaminated EEG, pure EEG, EOG

由图 2 可以看出, 纯净的 EEG 数据和受 EOG 伪迹影响的 EEG 数据的幅值分别在 50、200 μV 左右。含伪迹的 EEG 数据相较于纯净的 EEG 数据幅值大, 波形变形严重。从图 3 功率谱密度的对比中可以看出, 低频段时由于频谱混叠, 含眼电伪迹的脑电信号功率谱密度比纯净脑电信号的功率谱密度大。

3.2 真实数据集介绍

真实数据来自 2019 年 Agarwal 等^[18]使用 OpenBCI 设备和 BIOPAC Cap100C 记录 12 名被试在观看视频 (EEG-VR) 和阅读文章 (EEG-VV) 时不自主眨眼 (自然眨眼) 时的脑电图。本文选择 EEG-VR 的数据对算法进行测试, 其中信号采样率为 250 Hz, 所使用通道为 Fp1 和

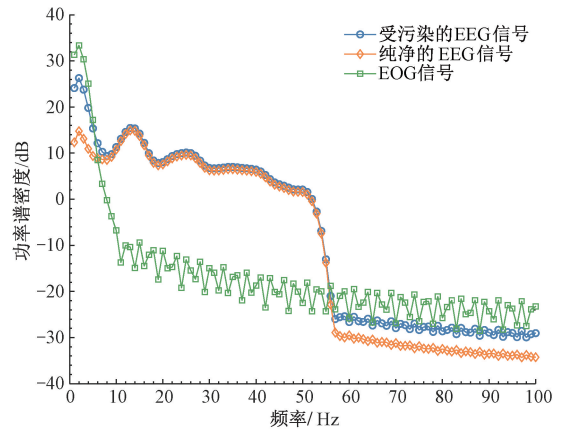


图 3 受污染的 EEG 信号、纯净的 EEG 信号、EOG 信号的功率谱密度对比

Fig. 3 Contaminated EEG, pure EEG, EOG power spectrum density comparison

Fp2。该数据集所保存的数据均为原始信号, 存在 50 Hz 工频干扰和基线漂移, 为此需要对原始信号进行一系列预处理。采用 50 Hz 陷波器去除工频干扰, 采用 0.5 ~ 45 Hz 的低通滤波器保留脑电信号主要频段, 采用拟合基线法中的最小二乘法拟合法去除脑电信号的基线漂移, 信号预处理前后对比如图 4 所示。

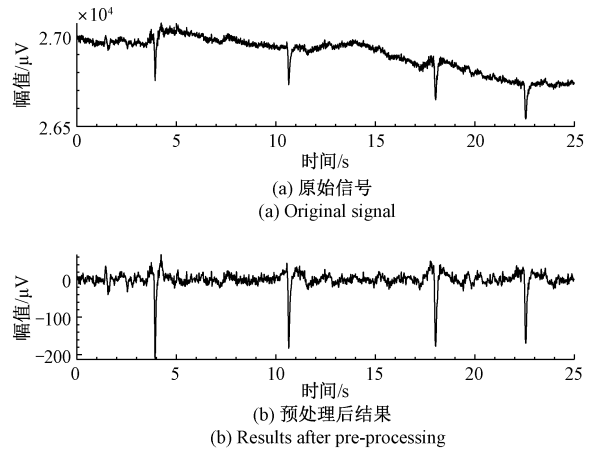


图 4 信号预处理前后对比

Fig. 4 Comparison of signal pre-processing before and after

3.3 本文算法

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经验小波变换、小波变换和近似熵的眼电伪迹去除方法。首先, 利用 EWT 算法进行 EEG 信号频谱的自适应分割, 通过小波滤波器组构建经验模态分量, 之后将经验模态分量中的逼近分量和细节分量采用小波分解, 根据设置的伪迹阈值自动识别眼电伪迹, 最后对伪迹成分进行去除并重构信号, 实现单通道眼电伪迹的自动

去除,整个算法的流程如图5所示。

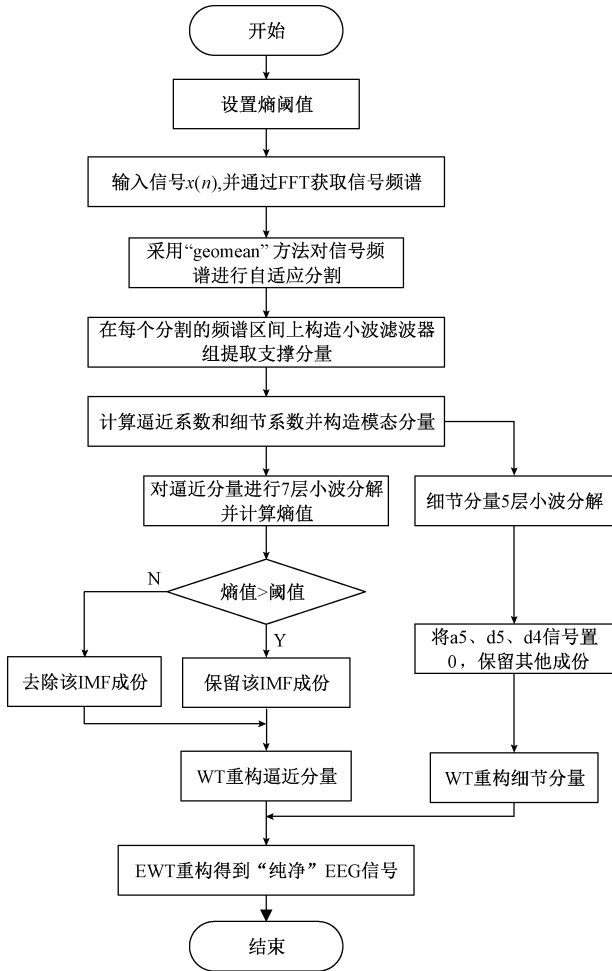


图5 本文算法流程

Fig.5 The algorithm flow diagram of this article

信息论中的熵可用于衡量系统的复杂性和数据的规律性。其中样本熵、近似熵、模糊熵常用于生理信号复杂度的计算,均可进行眼电伪迹的识别^[19]。本文采用半模拟数据中的0~25 s数据测试样本熵、模糊熵和近似熵的计算时间,多次测试取平均值,计算时间如表1所示。

表1 不同熵的运算时间比较

Table 1 Comparison of calculation time of different entropy

熵	计算时间/s
样本熵	0.839 4
模糊熵	1.031 0
近似熵	0.314 2

由表1可知,在相同数据量的情况下,近似熵相对于样本熵和模糊熵具有更快的计算速度,所以本文采用近似熵用于眼电分量和脑电分量判断的依据。

近似熵值的分布受到数据的驱动,而设置不同的近

似熵判定阈值将直接影响伪迹去除的效果,图6为半模拟数据中40组纯净的脑电信号Fp1通道以及眼电信号的近似熵分布曲线,从图6中可以看出脑电信号的近似熵都在0.45以上,因此在后续处理中伪迹的阈值设置为0.45,这与文献[20]所设置的参数基本一致。

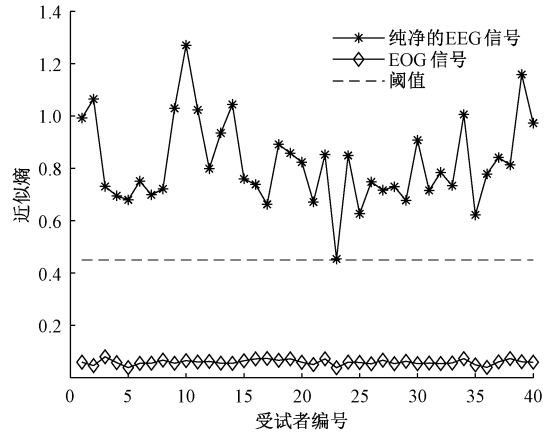


图6 纯净的脑电信号与眼电信号的近似熵分布曲线

Fig.6 Approximate entropy distribution curves of pure EEG signal and EOG signal

3.4 算法性能评价指标

1) 半模拟数据评价指标

用于评价算法对EOG伪迹去除的效果,主要包括两个方面:(1)能否将EOG伪迹有效去除;(2)最大限度的减少脑电信号的失真。本文为了对去除伪迹后的脑电信号进行定量分析,引入相关系数(correlation coefficient, CC)和均方根误差^[21](root mean square error, RMSE)作为算法评价指标。其中相关系数的值越大,说明去除伪迹后保留的信息越完整, RMSE值越小,去除伪迹后的信号越接近纯净的EEG信号,其计算公式如式(18)、(19)所示:

$$r_{cc} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (18)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (19)$$

式中: x 表示去除伪迹后的EEG信号, y 表示纯净的EEG信号。

2) 真实数据评价指标

真实采集的数据中无法得到纯净的脑电信号,故无法采用相关系数和均方根误差对其进行定量评估。为此,在真实的数据分析时,一般采用人工观察的方法对其定性分析,采用去除伪迹前后高频段信号的失真功率情况对其进行定量评估^[22],计算公式如式(20)所示。

$$\Delta P = |P_{in} - P_{out}| \quad (20)$$

式中： P_{in} 表示伪迹去除前 EEG 的功率， P_{out} 表示去除眼电伪迹后 EEG 的功率。

4 实验分析

4.1 实验参数设定

整个实验在 Windows10 系统 MATLAB2020b 软件平台上进行。首先将脑电信号经过 EWT 算法生成若干经验模态分量；然后基于文献[9]和[20]选择最佳的小波基函数“sym7”，对逼近分量采用 7 层分解，对细节分量采用 5 层分解，近似熵中采用默认设置 $m=2, r=0.2 \text{ std}$ ，眼电伪迹的近似熵判定阈值设置为 0.45；之后根据阈值识别伪迹成分并去除；最后重构得到不含 EOG 伪迹的脑电信号。

4.2 实验结果分析

1) 半模拟数据实验结果分析

实验选取 2 号数据的 Fp1 通道，采用本文算法对其处理，图 7 为经过 WT 分解逼近分量所得 IMF 结果图，表 2 为图 7 中各分量的近似熵。

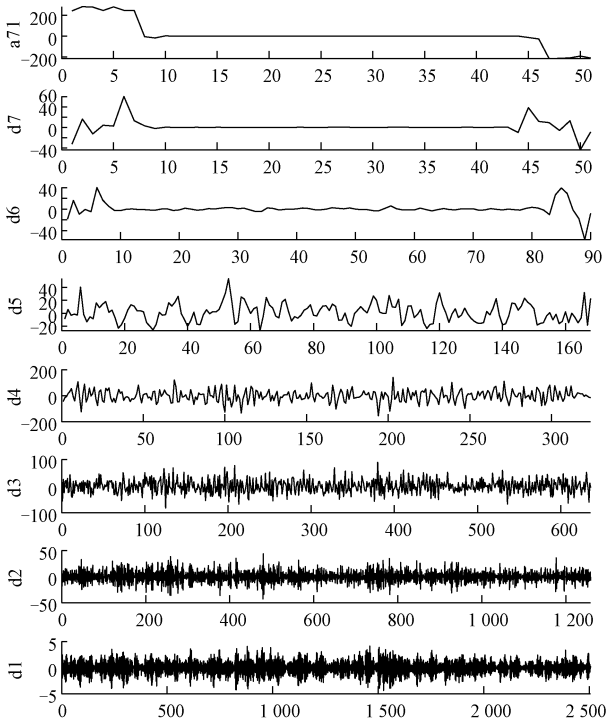


图 7 逼近分量经 WT 分解得到各分量结果

Fig. 7 The approximation components are decomposed by WT to obtain the results of each component

根据伪迹阈值的设定，可以判定表 2 中 a71、d6、d7 属于伪迹，将这些伪迹成分置 0，并重构出逼近分量。对

细节分量进行 5 层分解，并将 a5、d5、d4 的伪迹成分置 0，重构细节分量，最后通过细节分量和逼近分量重构不含伪迹的脑电信号。去除伪迹前后的时域信号、脑地形图对比如图 8 和 9 所示。

表 2 图 7 中各分量的近似熵

Table 2 The approximate entropy of each component in Figure 6

IC	近似熵
a71	0.059 7
d1	1.241 7
d2	1.563 0
d3	1.435 9
d4	1.075 5
d5	0.810 4
d6	0.414 9
d7	0.022 4

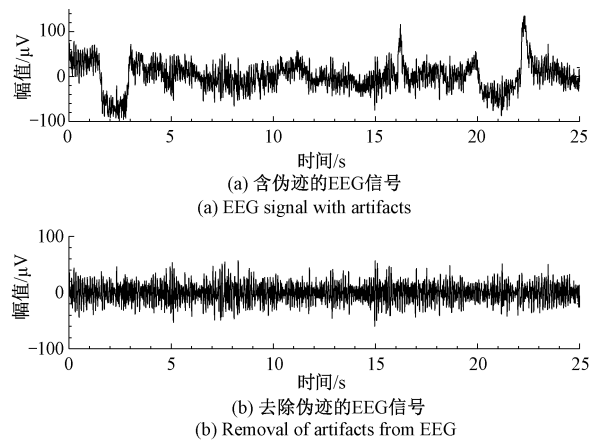


图 8 眼电伪迹去除前后对比

Fig. 8 Comparison before and after removal of EOG artifacts

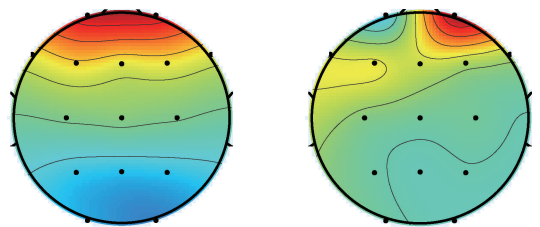


图 9 眼电伪迹去除前后脑地形图对比

Fig. 9 Comparison of brain topography before and after removal of electrooculographic artifacts

从图 8 可以看出，去除伪迹后的 EEG 信号幅值显著减小，并且没有明显的突变。对比图 9 中 Fp1 电极去除伪迹前和去除伪迹后的能量，可以看出去除伪迹后 Fp1 电极附近能量明显减弱，证明眼电伪迹得到了有效去除。

为进一步评价本文算法对眼电伪迹去除的性能,采用与其他单通道伪迹去除算法进行比较,分别使用 EMD-ICA、CEEMDAN-ICA 和 WT 这 3 种算法进行眼电伪迹去除实验。如表 3 为 EMD-ICA、CEEMDAN-ICA、WT 和本算法对同一段数据处理后的 RMSE 和 r_{cc} 的结果对比。其中, RMSE 的值越小, EOG 伪迹的去除越完全, 相关系数越高表示伪迹去除后保留原始信号的能力越强。

表 3 算法性能对比

Table 3 Algorithm performance comparison

算法	r_{cc}	RMSE	计算时间/s
EMD-ICA	0.610 8	26.498 2	3.579 2
CEEMDAN-ICA	0.727 8	17.548 4	12.868 7
WT	0.603 1	33.581 2	0.162 5
本文算法	0.795 7	15.273 5	0.199 5

从表 3 中可以看出 WT 算法的 RMSE 最大, r_{cc} 最小, 去除眼电伪迹的能力较弱, 这与小波基函数的选择和分解层数有关。EMD-ICA 算法与 CEEMDAN-ICA 算法相比伪迹去除性能较差, 可以解释为脑电信号分解过程中出现模式混叠, 加入的白噪声在各分量中有所残留, 影响信号的重构。本文算法相比其他 3 种算法 RMSE 最小, 相关系数最大, 计算时间相对较短, 证明本文算法能够更好的保留 EEG 信号的成分。

2) 真实数据实验结果分析

本文使用的真实数据集中, 每名被试中包含多段 EOG 伪迹, 为此针对每名被试提取 15 段含有伪迹的脑电数据, 总共获取 180 段数据。数据预处理之后对每一段数据采用 EMD-ICA、CEEMDAN-ICA、WT 和本文所提算法进行伪迹去除, 计算 Alpha、Beta 频段功率失真的平均值以及方差来评价算法的稳定性。如图 10 为 4 种算法对同一段真实数据的眼电伪迹去除效果对比, 表 4 为 4 种算法在 Alpha、Beta 频段功率失真对比。

从图 9 中可以看出 WT 算法处理后的数据在眼电处有较大波动, EMD-ICA 和 CEEMDAN-ICA 处理后的 EEG 信号存在较小的波动, 本文所提算法在眼电伪迹处仅有微小的眼电波动, 所以本文算法对于真实脑电数据眼电伪迹去除效果相对表现更好。

表 4 功率失真对比

Table 4 Power distortion comparison

算法	Alpha 波失真功率 (平均值±方差)	Beta 波失真功率 (平均值±方差)
EMD-ICA	0.505 3±3.960 9	1.982 0±2.862 5
CEEMDAN-ICA	0.446 9±8.745 4	0.359 6±4.679 2
WT	0.224 2±0.326 7	0.160 8±0.109 3
本文算法	0.128 2±0.151 1	0.097 7±0.158 0

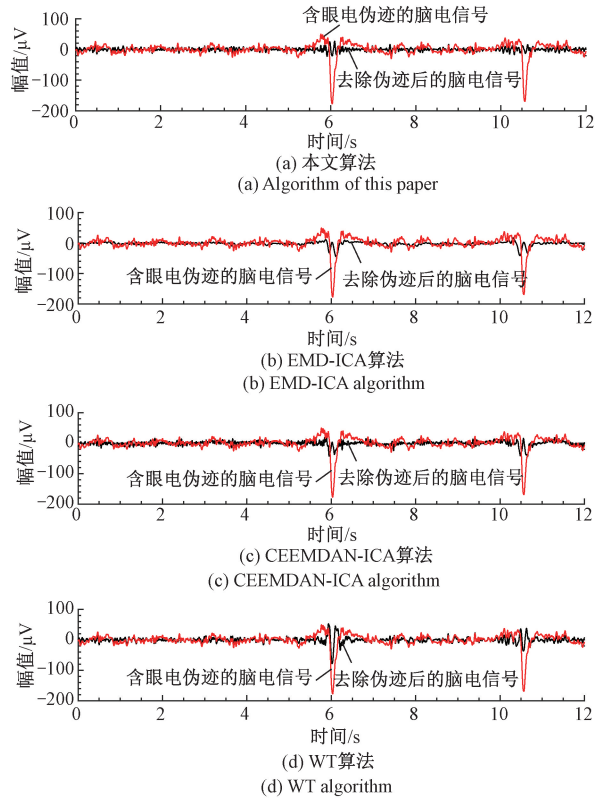


图 10 4 种算法对同一段真实数据眼电伪迹去除效果对比
Fig. 10 Comparison of four algorithms for removing EOG artifacts from the same segment of real data

由表 4 可以看出, 本文所提算法的 Alpha、Beta 功率失真为 $0.128 2 \pm 0.151 1$ 、 $0.097 7 \pm 0.158 0$, 在 Alpha 波、Beta 波频段功率的失真情况均小于 EMD-ICA、CEEMDAN-ICA、WT 算法, 并且具有较小的标准差, 证明本文算法在实际的脑电信号中具有去除眼电伪迹的能力, 能够更好地保留脑电信息。

5 结论

针对单通道脑电信号 EOG 伪迹去除问题, 本文提出了一种快速识别眼电伪迹并自动去除算法, 使用半模拟数据和真实数据对算法进行测试。半模拟数据的实验结果表明, 本文所提算法相对于 EMD-ICA、CEEMDAN-ICA、WT 算法相比有较小的均方误差, 较大的相关系数, 计算时间相对较短为 0.199 5 s。真实脑电数据的实验表明, 所提算法在眼电伪迹处仅有微小的眼电波动, 且 Alpha、Beta 频段的功率失真较小, 证明本文算法在实际的脑电信号中具有去除眼电伪迹的能力, 能够更好的保留脑电信息。

参考文献

- [1] 王灿锋,孙曜. 改进独立分量算法的眼电伪迹去除方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(4): 167-173.
WANG C F, SUN Y. Research on improved independent component algorithm for ocular electrical artifact removal method[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(4): 167-173.
- [2] HOU J D, MORGAN K, TUCKER D M, et al. An improved artifacts removal method for high dimensional EEG[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2016, 268: 31-42.
- [3] 熊馨,杨秋红,周建华,等. 脑机融合控制中脑电伪迹处理方法[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2021, 46(3): 56-70.
XIONG X, YANG Q H, ZHOU J H, et al. EEG artifact processing in brain-machine fusion control [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 46(3): 56-70.
- [4] 陈小刚,陈菁菁,刘冰川,等. 基于脑电的脑机接口技术在医学领域中的应用[J]. 人工智能, 2021, 25(6): 6-14.
CHEN X G, CHEN J J, LIU B CH, et al. EEG-based brain-computer interface technology in the medical field [J]. Artificial Intelligence, 2021, 25(6): 6-14.
- [5] 谢士遥,汤佳贝,蔡雨,等. 脑电 BCI 系统的软硬件开发平台发展现状[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 1-12.
XIE SH Y, TANG J B, CAI Y, et al. Current development of hardware and software development platform for EEG BCI system[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 1-12.
- [6] 杨帮华,章云元,何亮飞,等. 脑机接口中基于 ICA-RLS 的 EOG 伪迹自动去除[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(3): 668-674.
YANG B H, ZHANG Y Y, HE L F, et al. Automatic removal of EOG artifacts based on ICA-RLS in brain-computer interface [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(3): 668-674.
- [7] MAMMONE N, LA F F, MORABITO F C. Automatic artifact rejection from multichannel scalp EEG by wavelet ICA[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(3): 533-542.
- [8] 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 Biomedical Engineering, 2013, 60(1): 97-105.
- [9] 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.
LIU ZH Y, SUN J W, BU X G. Research on single-channel EEG signal oculoelectric artifact removal algorithm[J]. Journal of Automation, 2017, 43(10): 1726-1735.
- [10] 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): 75-80.
LUO ZH Z, YAN ZH H, FU W D. CEEMDAN-ICA based oculo-electric artifact filtering method for single-channel EEG signals[J]. Journal of Sensing Technology, 2018, 31(8): 75-80.
- [11] MADDIRALA A K, VELUVOLU K C. Eye-blink artifact removal from single channel EEG with k-means and SSA[J]. Scientific Reports, 2021(1): 1-14.
- [12] CHENG J, LI L C, LI C, 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(99): 60276-60289.
- [13] 刘春,谢皓,肖奕霖,等. EWT 算法在 ECG 信号滤波中的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11): 1835-1842.
LIU CH, XIE H, XIAO Y L, et al. EWT algorithm in ECG signal filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(11): 1835-1842.
- [14] 林金朝,李必禄,李国权,等. 基于 EWT 和结构特征提取的心电信号 R 波识别算法[J]. 电子学报, 2021, 49(6): 1217-1223.
LIN J ZH, LI B L, LI G Q, et al. An algorithm for R-wave identification of ECG signals based on EWT and structural feature extraction[J]. Journal of Electronics, 2021, 49(6): 1217-1223.
- [15] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. Signal Processing, IEEE Transactions On, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [16] CHIARA P, FRANCESCA M, MARIA C, et al. Analysis of complexity in the EEG activity of Parkinson's disease patients by means of approximate entropy [J]. GeroScience, 2022(3): 1599-1607.
- [17] KLADOS M A, BAMIDIS P D. A semi simulated EEG/EOG dataset for the comparison of EOG artifact rejection techniques[J]. Data in Brief, 2016, 8: 1004-1006.
- [18] AGARWAL M, SIVAKUMAR R. Blink: A fully

automated unsupervised algorithm for eye-blink detection in EEG signals [C]. 2019 57th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton), 2019; 1113-1121.

- [19] 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; 1-8.
- [20] 杨磊, 杨帆, 何艳. 采用样本熵自适应噪声完备经验模态分解的脑电信号眼电伪迹去除算法 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(8): 177-184.
YANG L, YANG F, HE Y. Oculoelectric artifact removal algorithm for EEG signal using sample entropy adaptive noise-complete empirical modal decomposition [J]. Journal of Xi' an Jiaotong University, 2020, 54(8): 177-184.
- [21] KLABOS M A, PAPADELIS C, BRAUN C, et al. REG-ICA: A hybrid methodology combining blind source separation and regression techniques for the rejection of ocular artifacts [J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2011, 6(3): 291-300.
- [22] 张锐, 刘家俊, 陈明明, 等. 基于小波变换-集合经验模态分解的单通道脑电信号眼电伪迹自动去除研究 [J]. 生物医学工程杂志, 2021, 38(3): 473-482.
ZHANG R, LIU J J, CHEN M M, et al. Automatic removal of oculoelectric artifacts from single-channel EEG signals based on wavelet transform-aggregate empirical modal decomposition [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2021, 38(3): 473-482.

作者简介

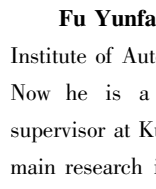


王东庆, 昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为嵌入式技术应用、脑机接口。
E-mail: 2115067698@qq.com



Wang Dongqing is a M. Sc. candidate in Kunming University of Science and Technology of China. His main research interests include embedded applications, brain-computer interfaces.

伏云发, 2012 年获得中国科学院沈阳自动化研究所博士学位, 现为昆明理工大学教授、硕士生导师、博士生导师, 主要研究方向为脑机接口、脑机智能融合、神经反馈及应用。
E-mail: fyf@ynu.edu.cn



Fu Yunfa received his Ph. D. degree from Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2012.

Now he is a professor, master's supervisor and doctoral supervisor at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include brain-computer interface, brain-computer intelligence fusion, neurofeedback and applications.



周建华 (通信作者), 2008 年获得云南大学硕士学位, 现为昆明理工大学高级实验师、硕士生导师, 主要研究方向为嵌入式技术应用、脑机智能融合。
E-mail: 742028837@qq.com

Zhou Jianhua (Corresponding author), received his M. Sc. degree from Yunnan University in 2008. Now he is a senior experimentalist and master's supervisor at Kunming University of Technology. His main research interests include embedded technology applications and brain-computer intelligence fusion.