

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

杨磊¹, 杨帆², 何艳^{1,2}

(1. 西安邮电大学通信与信息工程学院, 710121, 西安; 2. 贵州医科大学生物与工程学院, 550041, 贵阳)

摘要: 针对脑电(EEG)信号容易被眼电(EOG)伪迹污染,而常规伪迹去除算法会导致 EEG 有用信息大量丢失的问题,提出一种采用样本熵完备经验模态分解的 EOG 伪迹去除算法。首先,利用独立成分分析(ICA)算法将 EEG 分解为独立分量;然后,对各独立分量进行样本熵分析,接着引入阈值对伪迹分量进行自动识别,识别后的伪迹分量经过自适应噪声完备经验模态分解(CEEM-DAN)算法分解后采用小波阈值降噪;最后采用逆 CEEMDAN 和逆 ICA 算法重构信号,达到伪迹去除的目的。采用公开的 BCI2000 运动想象数据集中 60 组数据进行实验,结果表明,所提算法的 EOG 伪迹自动识别正确率达 80%,比基于峰度的伪迹识别算法提高约 26.7%;采用公开的 Klados EEG 数据集中 15 组数据进行实验,结果表明,重构后的 EEG 信号与纯净的 EEG 信号的相关系数为 0.841,均方根误差较受污染信号降低约 56.82%。实验结果证明了所提算法在提高伪迹去除能力的同时能够有效保留有用脑电信息。

关键词: 脑电图;眼电伪迹;独立成分分析;自适应噪声完备经验模态分解;小波

中图分类号: R318.04 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202008023 **文章编号:** 0253-987X(2020)08-0177-08



OSID 码

An Electroencephalogram Artifacts Removal Algorithm for Electroencephalogram Signals Based on Sample Entropy-Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise

YANG Lei¹, YANG Fan², HE Yan^{1,2}

(1. School of Communications and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China; 2. School of Biology and Engineering, Guizhou Medical University, Guiyang 550041, China)

Abstract: An improved algorithm for removing electroencephalogram (EEG) artifacts based on sample entropy is proposed to solve the problem that EOG signals are easily polluted by electroencephalography (EOG) artifact, and conventional artifact removal algorithms lead to a large amount loss of useful EEG information. At first, EEG is decomposed into independent components by an independent component analysis (ICA) algorithm, then, sample entropy analysis for each independent component is employed. Then a threshold value is introduced to automatically identify the artifact component. The identified artifact component is decomposed by the complete ensemble empirical mode decomposition algorithm with adaptive noise (CEEMDAN), and then is denoised by the wavelet transform. Finally, both the inverse CEEMDAN and the inverse ICA algorithms are used to reconstruct the signal to achieve the

收稿日期: 2019-11-28。 作者简介: 杨磊(1996—),女,硕士生;何艳(通信作者),女,副教授。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(81460206,81660298);陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2019JQ861)。

网络出版时间: 2020-04-01

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200331.1649.002.html>

purpose of artifact removal. Experiments are performed using 60 sets of data in the public BCI2000 motion imagination data set. Results show that the accuracy of automatic identification of EOG artifacts is 80%, and is about 26.7% higher than kurtosis-based algorithms. Experiment results performed on 15 sets of data in the public Klados EEG data set show that the correlation coefficient between the reconstructed EEG signal and the pure EEG signal is 0.841, and the root mean square error is reduced by about 56.82% compared with contaminated EEG signals. It is proved that the proposed algorithm achieves high performance not only in artifact removal but also in useful EEG information retainment.

Keywords: electroencephalogram; electroencephalogram artifact; independent component analysis; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; wavelet

脑电图(EEG)作为记录大脑自发电位活动,描述大脑活动和行为认知的主要方式,广泛用于脑活动分析和疾病诊断^[1]。由于 EEG 信号幅值低、随机性和非线性强,在采集过程中极易受到其他信号的影响,增加后续分析难度^[2]。常见影响 EEG 记录的生理伪迹包括眼电(EOG)伪迹、肌电(EMG)伪迹以及心电(ECG)伪迹^[3-4]。其中 EOG 的振幅高于 EEG,且频谱与 EEG 信号重叠,使得 EEG 信号在记录过程中受眼电伪迹的干扰最大^[5]。眼电伪迹的去除成为 EEG 信号伪迹去除的研究重点。

近年来,研究者们提出了各种伪迹去除的算法。基于时域的回归方法通过估计记录的 EOG 对 EEG 信号的影响实现 EOG 伪迹去除^[3]。回归方法要求有良好的伪迹参考信道,同时该方法面临脑电和眼电的双向污染问题。基于频域滤波的方法能有效去除非生理伪迹,由于频谱混叠,利用该方法进行 EOG 伪迹去除时,会造成大量有用 EEG 信息丢失^[3]。文献^[6]采用独立成分分析(ICA)方法将采集到的 EEG 信号分离为统计独立的源分量,以便对伪迹源进行进一步识别。传统的 ICA 方法需要专业人员人工识别去除伪迹,费时费力。利用峰值、近似熵等伪迹信号的特征识别伪迹分量可减少人工依赖^[6-7]。引入离散小波变换(DWT)算法将 EEG 信号分解为若干近似分量和细节分量作为 ICA 的观测信号进行伪迹去除,改善了传统 ICA 算法有用信息丢失的问题^[8],但在实际应用过程中难以选择合适的小波基和分解级数^[9]。与 DWT 算法不同,经验模态分解(EMD)^[10]完全由数据驱动,适用于 EEG 等非平稳、非线性的随机信号,但对噪声较为敏感,容易导致模态混叠。集成经验模态分解(EEMD)通过添加高斯白噪声改善了 EMD 模式混叠问题,自适应噪声完备经验模态分解(CEEMDAN)实现了自适应添加高斯白噪声,从而提高信号重构精确度并降低

计算复杂度^[11]。自适应噪声完备经验模态分解算法在单通道脑电信号伪迹去除中表现良好^[12]。

针对传统回归、频域滤波等算法在伪迹去除过程中存在有用信息丢失、伪迹分量识别困难等问题,本文提出了基于样本熵^[13]和 CEEMDAN^[11-12]算法的样本熵-自适应噪声完备经验模态分解(SE-CEEMDAN)算法,实现了多通道脑电伪迹自动去除;利用 ICA 和改进小波阈值降噪技术^[14]识别和去除伪迹分量,通过逆 CEEMDAN 和逆 ICA 重构得到纯净脑电信号。

1 实验数据和算法

1.1 半模拟数据集

实验使用 Klados 和 Bamidis 于 2016 年公开发表的数据^[15]。该数据集共记录了 27 位健康受试者在闭眼期间的脑电数据,包括 14 名平均年龄(28.2±7.5)岁的男性和 13 名平均年龄(27.1±5.2)岁的女性,按照国际标准 10-20 系统在头皮上放置电极,信号的采样率为 200 Hz,经过 0.5~40 Hz 的带通滤波和 50 Hz 的陷波滤波。实验共采集 54 组脑电数据,获得的脑电数据不含水平眼电,可以作为纯净的 EEG 信号。在相同的情况下对 27 位健康受试者进行 EOG 数据采集,分别记录垂直 EOG(VEOG)和水平 EOG(HEOG)信号。根据式(1)和式(2)模拟生成含有眼电伪迹的半模拟 EEG 信号。

$$s_{\text{con}_{ij}} = s_{\text{pure}_{ij}} + s_{\text{EOG}} \quad (1)$$

$$s_{\text{EOG}} = \alpha s_{\text{VEOG}} + \beta s_{\text{HEOG}} \quad (2)$$

式中: s_{con} 表示污染的 EEG 信号; s_{pure} 表示纯净的 EEG 信号; s_{EOG} 表示 EOG 信号; i 表示受试者编号; j 表示头皮电极编号; s_{VEOG} 和 s_{HEOG} 分别表示 VEOG 和 HEOG; α 和 β 分别表示 VEOG 和 HEOG 的污染系数,使用线性回归方法计算

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^N s_{VEOG}(i) s_{EEG}(i)}{\sum_{i=1}^N s_{VEOG}^2(i)} \tag{3}$$

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^N s_{HEOG}(i) s_{EEG}(i)}{\sum_{i=1}^N s_{HEOG}^2(i)} \tag{4}$$

其中, s_{EEG} 为睁眼期间信号, N 表示采样点数。

图 1 和图 2 分别为半模拟数据集中第 20 号健康受试者 FP1 通道的纯净 EEG 信号、VEOG、HEOG 信号以及模拟污染的 EEG 信号的时域波形和功率谱对比。由图 1 可以看出,纯净 EEG 信号波幅在 $\pm 50\ \mu\text{V}$ 之间,模拟受眼电污染的 EEG 信号波幅在 $\pm 200\ \mu\text{V}$ 之间,波幅显著增大,波形失真严重。由图 2 可以看出,EOG 信号在低频段的功率谱较高,由于频谱混叠,受眼电伪迹的 EEG 信号功率谱高于纯净的 EEG 信号的功率谱。

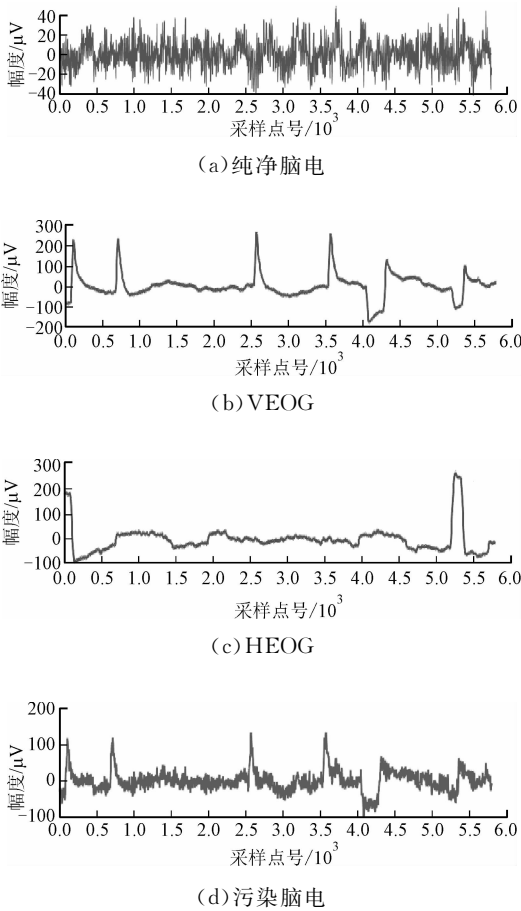


图 1 纯净 EEG 信号、EOG 信号以及模拟受污染 EEG 信号的时域波形

1.2 真实数据集

真实数据集^[16]包含 109 名健康受试者在执行

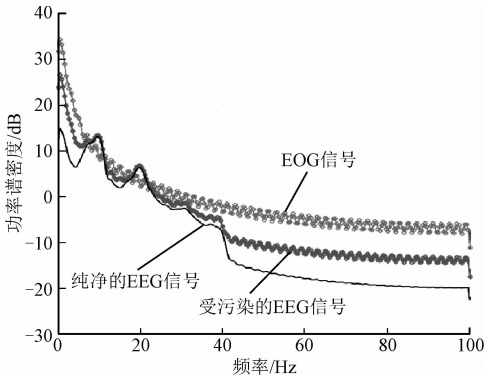


图 2 纯净 EEG 信号、受污染 EEG 信号以及 EOG 信号的功率谱对比

不同的运动/想象任务时使用 BCI2000 系统记录的 64 通道脑电图。每名受试者分别进行 14 次实验:2 次 1 min 的基线测试(一次睁眼,一次闭眼),以及 3 次 2 min 运动或想象任务的测试,采样频率为 160 Hz,电极位置根据国际 10-10 系统进行放置。以受试者在基线测试中的睁眼数据(如 S001R01.edf)作为实验数据。选取距离眼睛较近受眼电影响较大的前额 8 个电极(Fp1、Fpz、Fp2、AF7、AF3、AFz、AF4、AF8)进行眼电伪迹去除。

1.3 SE-CEEMDAN 算法

样本熵-自适应噪声完备经验模态分解(SE-CEEMDAN)算法流程如图 3 所示。首先,受眼电污染的多通道脑电信号经过独立成分分析生成若干个独立分量,然后对各独立分量进行样本熵计算以便自动识别眼电伪迹,利用 CEEMDAN 算法^[11-12]将识别出的含有眼电伪迹的独立分量分解成若干个本征模态函数(IMFs),引入小波阈值降噪技术去除各 IMF 中的眼电伪迹,最后经逆 CEEMDAN 和逆

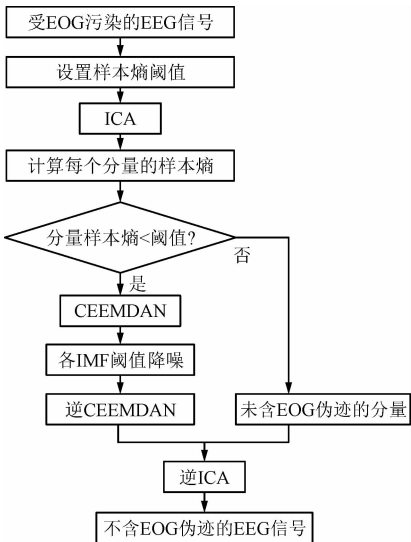


图 3 SE-CEEMDAN 算法流程

ICA 后获得干净的脑电信号。

独立成分分析^[6]是盲源分离的常见方法之一,本文选取 RobustICA 算法对污染的脑电信号进行独立成分分解。经验模态分解^[10]将信号分解为若干个本征模态函数(IMFs)和一个残余分量。CEEMDAN 算法^[11-12]通过自适应加入高斯白噪声有效克服模态混叠并且降低信号重构误差。熵是不确定性的度量,用来表征系统混乱程度。其中,近似熵、样本熵^[13]和模糊熵^[12]常用于生理信号时间序列的复杂度计算。伪迹熵值分布受实验数据驱动,阈值设置的大小直接影响伪迹去除效果^[17]。图 4 为计算半模拟数据集中 27 位健康受试者记录的 54 组纯净 EEG 信号 FP1 通道以及 EOG 信号的样本熵、近似熵和模糊熵的分布情况。从图 4 中可以发现,纯净

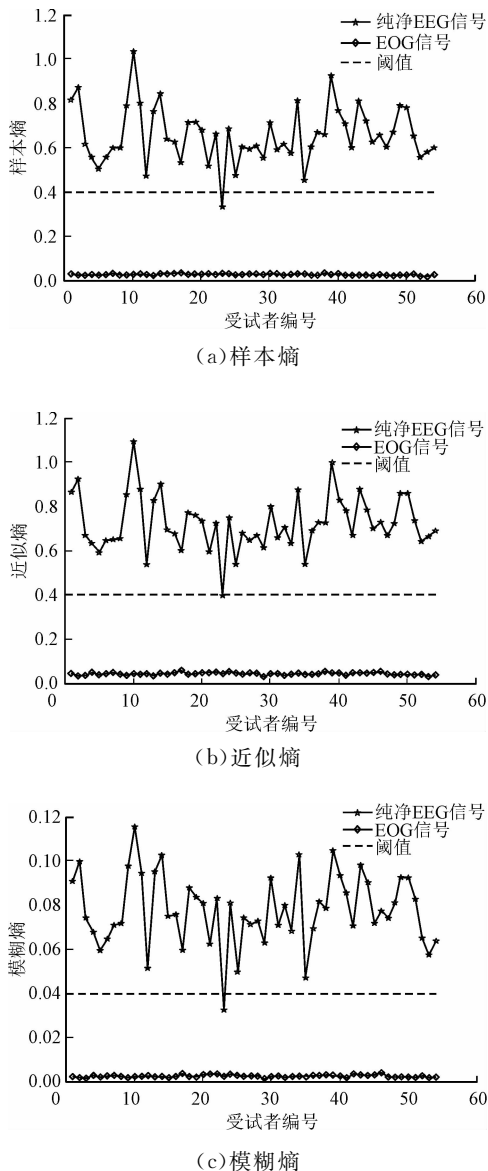


图4 纯净 EEG 信号与 EOG 信号的样本熵、近似熵和模糊熵分布曲线

EEG 信号的样本熵和近似熵基本在 0.4 以上,模糊熵数值在 0.04 以上,EOG 信号样本熵、近似熵均不超过 0.2,EOG 信号模糊熵不超过 0.02,因此在后续处理中将 3 种熵的阈值分别设为 0.4、0.4、0.04。

EEG 信号经 CEEMDAN 算法生成频率从高到低排列的 IMF。引入小波阈值降噪^[18]对各 IMF 实施伪迹去除。本文选取自适应阈值^[19]对不同的 IMF 实施不同的降噪阈值,计算公式如下

$$T_i = \sigma_i \sqrt{2 \lg N} \quad (5)$$

$$\sigma_i = \frac{\text{med}(|h_{ij}|)}{C} \quad (6)$$

$$\lambda_i = \frac{T_i}{\lg(i+2)} \quad (7)$$

式中: N 为 EEG 信号的长度; T 为固定阈值; h_{ij} 为第 i 个信号本征模态函数的系数; $j=1, \dots, N$; σ 表示估计的噪声方差; $\text{med}(\cdot)$ 表示中位数; C 为常数; λ_i 是第 i 个本征模态函数的阈值。图 5 为 C 取不同数值时去除伪迹后的相关系数,从中可以看出, $C=0.6745$ 时相关系数 r_{cc} 随 C 变化已经趋于平稳,本文取 $C=0.6745$,与文献^[18]结果一致。

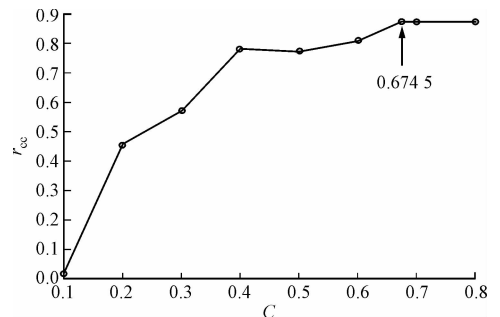


图5 常数 C 与去除伪迹后的相关系数关系曲线

2 实验过程及结果

实验在 Windows10.0 系统的 MATLAB2014b 软件平台上进行,先后选取半模拟数据集和真实脑电数据集,实验步骤如下。

(1)将包含伪迹的多通道 EEG 信号经过 ICA 后生成若干个独立分量,如图 6 所示。

(2)计算每个 IC 分量的样本熵(如表 1 所示)并对其排序,然后进行眼电伪迹分量的判别。根据阈值,第 1 和第 3 个独立分量判为眼电伪迹分量。

(3)利用 CEEMDAN 算法对含有眼电伪迹的独立分量进行分解,分解后生成若干个 IMF,按频率从高到低排序,对每个 IMF 进行阈值降噪处理。

(4)将阈值去噪后的 IMFs 进行信号重构,再与不含眼电伪迹的 IC 分量进行逆 ICA 变换,得到纯

净的脑电信号。

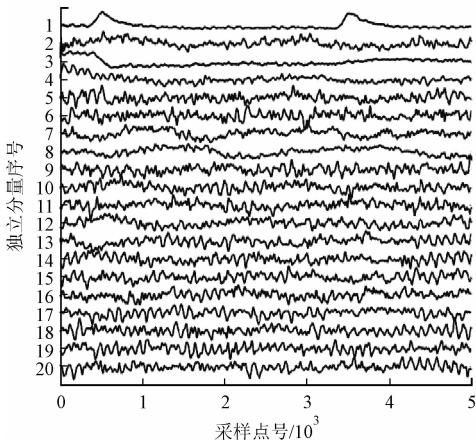


图 6 第 20 号健康受试者的含有眼电伪迹的 EEG 信号经 ICA 后生成的独立分量(半模拟数据集)

表 1 图 6 中各独立分量的样本熵							
IC	1	2	3	4	5	6	7
样本熵	0.20	0.49	0.34	0.67	0.66	0.66	0.62
IC	8	9	10	11	12	13	14
样本熵	0.62	0.67	0.70	0.72	0.73	0.71	0.72
IC	15	16	17	18	19	20	
样本熵	0.72	0.74	0.65	0.71	0.68	0.91	

图 7 为眼电伪迹去除前后脑电地形图。由图 7 可见,集中在靠近眼睛周围电极的能量明显减弱。图 8、图 9 分别为半模拟数据集和真实数据集中各一例数据的伪迹去除结果。将图 8a 和图 9a 与图 8b、图 9b 和图 9c 分别对比,发现去伪迹后的 EEG 信号波幅明显降低,眼电伪迹被有效去除,信号变得比原来更加平滑,并且保留了有用的脑电信息。

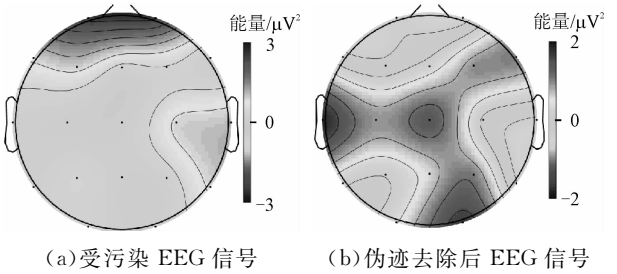
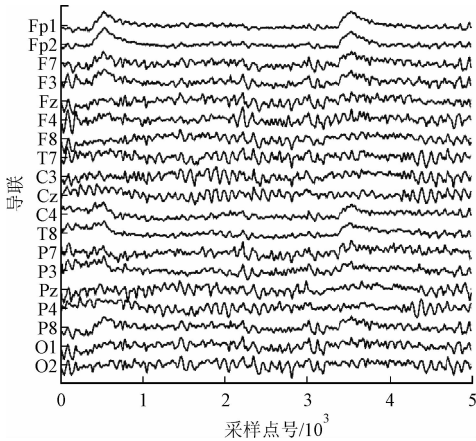


图 7 眼电伪迹去除前后脑电地形图

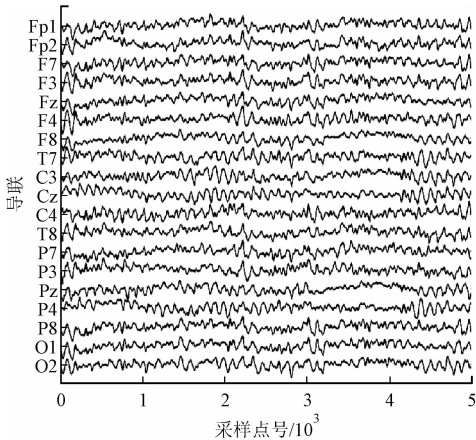
3 算法性能分析

3.1 眼电识别性能分析

实验选取真实数据集中 60 个健康受试者睁眼时的脑电数据进行识别率计算,结果发现 80%样本能够通过熵值计算准确自动识别眼电伪迹分量(3



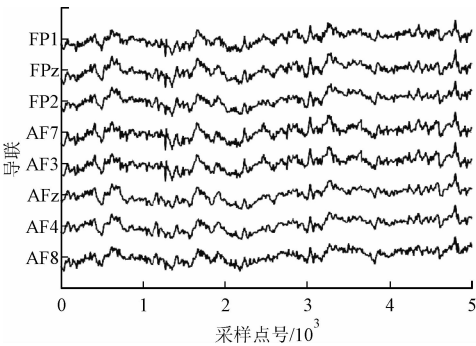
(a)受污染的 EEG 信号



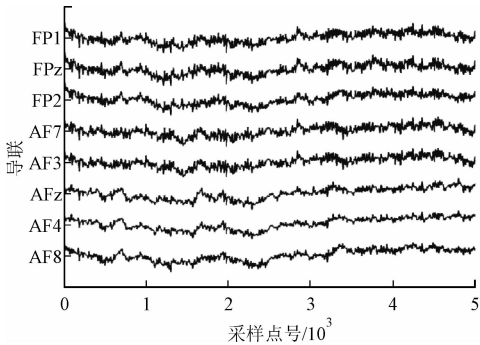
(b)去除伪迹后的 EEG 信号

图 8 第 20 号健康受试者眼电伪迹去除前后 EEG 信号波形图(半模拟数据集)

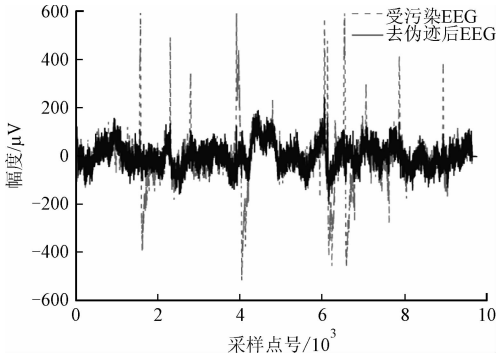
种熵值均可),而文献[20]中的识别率约为 53.3%。基于样本熵的伪迹识别率相对于基于峰度^[20]的伪迹识别率提高 26.7%。对相同独立分量 3 种不同熵的运行时间以及熵值(保留两位小数)进行比较,结果如表 2 和表 3 所示。实验结果表明,样本熵运行时间最短,模糊熵运行时间最长。



(a)污染的 EEG 信号



(b)去除伪迹后的 EEG 信号



(c)FP1 通道去除伪迹前后波形对比

图9 第1位受试者睁眼时眼电伪迹去除前后 EEG 信号波形图(真实数据集)

表2 图6中各独立分量的熵值

IC	样本熵	近似熵	模糊熵
1	0.20	0.24	0.02
2	0.49	0.54	0.05
3	0.34	0.39	0.03
4	0.67	0.72	0.08
5	0.66	0.72	0.08
6	0.66	0.72	0.08
7	0.62	0.68	0.08
8	0.62	0.67	0.08
9	0.67	0.72	0.07
10	0.70	0.74	0.08
11	0.72	0.77	0.08
12	0.73	0.77	0.09
13	0.71	0.76	0.08
14	0.72	0.75	0.08
15	0.72	0.76	0.09
16	0.74	0.79	0.09
17	0.65	0.69	0.08
18	0.71	0.76	0.08
19	0.68	0.74	0.08
20	0.91	0.99	0.12

表3 不同熵值计算时运行时间比较

熵	运行时间/s
样本熵	5.59
近似熵	16.90
模糊熵	47.32

3.2 眼电伪迹去除性能分析

在半模拟数据集中第20号健康受试者污染的脑电数据上,使用本文 SE-CEEMDAN 算法、回归算法^[3]、DWT-ICA 算法^[8]、DWSOFE 算法^[21]、EEMD-ICA^[22]以及 Zeroing-ICA 算法^[23]进行伪迹去除,结果如图10所示。由图10可知,除回归算法之外,其余算法均可去除伪迹。

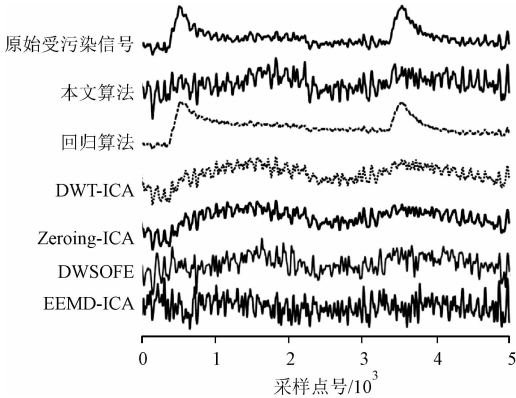


图10 不同伪迹去除算法对比

为进一步精确的评价不同算法对同一脑电信号的伪迹去除效果,实验选取半模拟数据集中15组健康受试者模拟受污染的脑电数据进行不同算法的眼电伪迹去除,同时引入均方根误差 e 和相关系数 r_{cc} ^[3]进行性能评价,其计算公式如下

$$e = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_{\text{pure},i} - s_{\text{after},i})^2} \tag{8}$$

$$r_{cc} = \frac{\sum_{i=1}^N [s_{\text{pure},i} - \bar{s}_{\text{pure}}][s_{\text{after},i} - \bar{s}_{\text{after}}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N [s_{\text{pure},i} - \bar{s}_{\text{pure}}]^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N [s_{\text{after},i} - \bar{s}_{\text{after}}]^2}} \tag{9}$$

式中: s_{pure} 表示纯净的脑电信号; s_{after} 表示去除眼电伪迹之后的脑电信号; $\bar{s}_{\text{pure}}$ 、 $\bar{s}_{\text{after}}$ 表示信号均值; N 表示信号的长度。受污染脑电与纯净脑电信号均方根误差的值越高,代表两者的近似程度越小,受污染脑电与纯净脑电信号相关系数取值范围为 $[-1,1]$,相关系数大于0.8表明强相关。

表4为5种算法对受污染 EEG 信号的处理性

能对比,其中均方根误差越大,表示从 EEG 去除伪迹的能力越弱,较低的相关系数值表示保留原始 EEG 信息的能力较弱。原始受污染的 EEG 信号与纯净 EEG 信号的均方根误差约为 25.366 ± 22.203 ,相关系数约为 0.573 ± 0.233 。由表 4 可见,本文 SE-CEEMDAN 算法的均方根误差最小,相关系数最高。原始受污染的 EEG 信号通过本文算法去伪迹处理后,均方根误差降低约 56.82%,相关系数从 0.573 提高至 0.841。

表 4 5 种算法性能对比

算法	均方根误差 (均值±方差)	相关系数 (均值±方差)
Zeroing-ICA	20.031 ± 44.378	0.597 ± 0.031
DWT-ICA	17.937 ± 61.874	0.660 ± 0.015
DWSOFE	24.739 ± 23.902	0.590 ± 0.017
EEMD-ICA	13.405 ± 45.714	0.695 ± 0.015
本文算法	10.953 ± 19.451	0.841 ± 0.005

由表 4 可以看出:对比算法中 Zeroing-ICA 算法对数据敏感,不同数据要求置零的独立成分分量均有所不同,受主观因素影响较大;DWT-ICA 和 DWSOFE 中利用 DWT 算法进行伪迹去除时,去除效果取决于小波基和分解级数的选取。同时,若 EEG 信号频谱与伪迹频谱重叠,基于 DWT 的算法则无法完全消除伪迹^[3]。Zeroing-ICA 和 DWT-ICA 所识别到的伪迹分量包含部分有用的 EEG 信息,直接置零将造成信息的丢失。由于伪迹造成信号特征多变,EEMD 在重构信号时容易产生误差,因此本文算法引入阈值自动识别伪迹,能减少人为主观因素的影响,在进行伪迹去除时利用自适应的阈值降噪技术,最大程度地保留了原始 EEG 信号的有用信息,去除伪迹后的均方根误差相比 Zeroing-ICA 降低约 45.32%,表明去除眼电伪迹后的脑电信号与原始纯净的脑电信号具有较强的相似程度。实验表明本文算法在去除眼电伪迹的过程中,在有效去除伪迹的同时能最大化保留有用的脑电信息。

4 结 论

针对传统算法在眼电伪迹去除过程中需要人工识别伪迹以及存在有用信息丢失的问题,本文提出样本熵-自适应噪声完备经验模态分解算法 SE-CEEMDAN,利用 ICA 和改进的小波阈值降噪技术,在样本熵方法基础上,结合 CEEMDAN 算法进行多通道脑电信号眼电伪迹自动识别和去除。通过

不同采样长度和频率的半模拟数据集和真实数据集的实验验证,发现本文算法的伪迹自动识别成功率达 80%,节省了人工识别伪迹花费的时间。实验结果表明,相对于传统的回归、Zeroing-ICA、DWT-ICA 算法以及近年来提出的 DWSOFE 算法和 EEMD-ICA 算法,本文提出的 SE-CEEMDAN 算法去除伪迹后与原始纯净的脑电信号的相关程度最大,均方根误差最小,表明本文算法在有效去除眼电伪迹的同时能最大可能地保留脑电的有用信息。

参考文献:

[1] 王栋,李扩,刘晓芳,等. 利用高频脑电的局灶性癫痫患者癫痫发作检测 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(2): 148-154.
WANG Dong, LI Kuo, LIU Xiaofang. Seizuer detection in focal epilepsy patients using high frequency EEG signal [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(2): 148-154.

[2] BAJAJ N, CARRIÓN J R, BELLOTTI F, et al. Automatic and tunable algorithm for EEG artifact removal using wavelet decomposition with applications in predictive modeling during auditory tasks [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 55: 101624.

[3] MANNAN M M N, KAMRAN M A, JEONG M Y. Identification and removal of physiological artifacts from electroencephalogram signals: a review [J]. IEEE Access, 2018, 6: 30630-30652.

[4] CHEN X, XU X, LIU A, et al. Removal of muscle artifacts from the EEG: a review and recommendations [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(14): 5353-5368.

[5] JIANG X, BIAN G B, TIAN Z. Removal of artifacts from EEG signals: a review [J]. Sensors, 2019, 19 (5): 987.

[6] ISSA M F, TUBOLY G, KOZMANN G, et al. Automatic ECG artefact removal from EEG signals [J]. Measurement Science Review, 2019, 19(3): 101-108.

[7] HAREZLAK K, KASPROWSKI P. Application of time-scale decomposition of entropy for eye movement analysis [J]. Entropy, 2020, 22(2): 168.

[8] MAMMONE N, LA FORESTA F, MORABITO F C. Automatic artifact rejection from multichannel scalp EEG by wavelet ICA [J]. IEEE Sensors Journal, 2011, 12(3): 533-542.

[9] CHEN X, CHEN Q, ZHANG Y, et al. A novel EEMD-CCA approach to removing muscle artifacts for pervasive EEG [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 19

- (19): 8420-8431.
- [10] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [EB/OL]. [2019-08-28]. <https://royalsocietypublishing.org/doi/pdf/10.1098/rspa.1988.0193>.
 - [11] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C] // 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 4144-4147.
 - [12] 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 Zhizeng, YAN Zhihua, FU Weidong. Electroencephalogram artifact filtering method of single channel EEG based on CEEMDAN-ICA [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(8): 75-80.
 - [13] ZHANG H, HE S. Analysis and comparison of permutation entropy, approximate entropy and sample entropy [C] // 2018 International Symposium on Computer, Consumer and Control. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 209-212.
 - [14] HU Y, ZONG X, SHE J, et al. Denoising sEMG signals using the combination of complementary EEMD with adaptive noise and improved threshold [C] // 2019 IEEE International Conference on Industrial Cyber Physical Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 821-826.
 - [15] 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.
 - [16] SCHALK G, MCFARLAND D J, HINTERBERGER T, et al. BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(6): 1034-1043.
 - [17] VIJAYASANKAR A, KUMAR P R. Correction of blink artifacts from single channel EEG by EMD-IMF thresholding [C] // 2018 Conference on Signal Processing And Communication Engineering Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 176-180.
 - [18] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
 - [19] 詹展, 秦会斌. 基于新阈值函数的小波阈值去噪算法 [J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(11): 47-51.
ZHAN Zhan, QIN Huibin. A wavelet threshold denoising algorithm based on new threshold function [J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(11): 47-51.
 - [20] ISLAM K A, TCHESLAVSKI G V. Independent component analysis for EOG artifacts minimization of EEG signals using kurtosis as a threshold [C] // 2015 2nd International Conference on Electrical Information and Communication Technologies. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 137-142.
 - [21] 李明爱, 刘帆. 脑电中眼电伪迹的自动识别与去除 [J]. 北京生物医学工程, 2018, 37(6): 559-565.
LI Ming'ai, LIU Fan. The automatic identification and removal of ocular artifacts from EEG [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2018, 37(6): 559-565.
 - [22] ZENG K, CHEN D, OUYANG G, et al. An EEMD-ICA approach to enhancing artifact rejection for noisy multivariate neural data [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2015, 24(6): 630-638.
 - [23] JUNG T P, MAKEIG S, WESTERFIELD M, et al. Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects [J]. Clinical Neurophysiology, 2000, 111(10): 1745-1758.

(编辑 刘杨)