DOI: 10.13382/j.jemi.B2205263

基于 AVMD 的非线性经颅电刺激伪迹去除方法*

陈 妮[1,2] 范泽平[3] 曹欣燃[3] 覃玉荣[3]

(1. 广西大学电气工程学院 南宁 530004;2. 广西医科大学基础医学院 南宁 530021;
3. 广西大学计算机与电子信息学院 南宁 530004)

摘 要:经颅交流电刺激(transcranial alternating current stimulation, tACS)是一种应用广泛的无创脑刺激方法。由于非线性 tACS 伪迹的干扰,很难直接获取刺激时神经电活动的真实情况。为此,提出一种自适应变分模式分解(adaptive variational mode decomposition, AVMD)方法用于去除非线性 tACS 伪迹。该方法利用希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)提取伪迹包络,然后利用窗口傅里叶变换(window Fourier transform, WFT)确定 VMD 分解的模态数。再利用 VMD 分解原始数据得到多个本征模态信号。最后根据各模态信号的幅度特征重构真实脑电成分。在模拟数据和公开实验数据上测试 AVMD 方法的性能,分别采用重构脑电与真实脑电之间的相关系数(模拟数据)以及重构脑电和 sham 脑电统计特征的平均绝对误差(实验数据)进行方法性能评价。结果表明,对于模拟数据,在调幅深度 $m_a \in [0.001, 0.01]$、相位调制深度 $m_p \in [0.001, 0.01]$ 和刺激频率 $f_{arti} \in [10, 100]$ 的条件下,重构脑电和真实脑电的平均相关系数分别为 0.988 5、0.893 5 和 0.948 4。对于实验数据,重构脑电和 sham 脑电之间统计特征的平均绝对误差在刺激频率为 11 Hz 时分别为 0.989 6(峰度)、2.991 8(均方根幅度)、0.175 1(样本熵),在刺激频率为 62 Hz 时为 0.940 7(峰度)、2.473 1(均方根幅度)和 0.084 1(样本熵)。与移动叠加平均法(superposition of moving averages, SMA)、自适应滤波法(adaptive filtering, AF)和经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)相比,AVMD 方法表现出更稳定更好的非线性 tACS 伪迹去除性能。该方法的提出为闭环 tACS 刺激仪器的开发提供支持。

关键词:经颅交流电刺激;非线性伪迹;变分模态分解;脑电

中图分类号:TM930 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:310.61

Artifact removal of nonlinear transcranial electrical stimulations using adaptive variational mode decomposition

Chen Ni[1,2] Fan Zeping[3] Cao Xinran[3] Qin Yurong[3]

(1. College of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China; 2. Department of Biomedical Engineering, Guangxi Medical University, Nanning 530021, China; 3. College of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: Transcranial alternating current stimulation (tACS) is a widely used noninvasive brain stimulation method. However, due to nonlinear electrical stimulation artifacts interference, it is difficult to obtain the real neural activity during stimulation directly. Therefore, an adaptive variational mode decomposition (AVMD) method is proposed to remove the nonlinear tACS artifacts. In this method, the envelope of artifacts is extracted by Hilbert transform (HT), then, the VMD modes is obtained by WFT spectrum analysis. VMD is used to decompose the recorded data to obtain multiple intrinsic mode signals. According to the amplitude characteristics, the artifact components are selected, and the effective EEG components are recovered. AVMD algorithm were tested on the synthetic data and the public experimental data. The correlation coefficient between reconstructed EEG and real EEG was used to measure the artifact removal effect for the synthetic data. The mean absolute error (MAE) of the statistical characteristics between recovered EEG and sham EEG was used to evaluate the artifact removal effect for the experimental data. For the synthetic data, under the conditions of amplitude modulation depth $m_a \in [0.001, 0.01]$, phase modulation depth $m_p \in [0.001, 0.01]$ and stimulation frequency $f_{arti} \in [10, 100]$,

收稿日期:2022-03-13 Received Date: 2022-03-13

*基金项目:广西自然科学基金(2016GXNSFAA380068)项目资助

the average correlation coefficients between reconstructed EEG and real EEG are 0.988 5, 0.893 5, 0.948 4, respectively. The MAE of the statistical characteristics between recovered EEG and sham EEG are 0.989 6 (kurtosis), 2.991 8 (root mean square amplitude), 0.175 1 (sample entropy) for the experimental data with the stimulation frequency 11 Hz, and are 0.940 7 (kurtosis), 2.473 1 (root mean square amplitude) and 0.084 1 (sample entropy) for the experimental data with the stimulation frequency 62 Hz. AVMD method shows more stable and better nonlinear tACS artifact removal performance compared with superposition of moving averages (SMA), adaptive filtering (AF) and empirical mode decomposition (EMD). This method provides support for the development of closed-loop tACS instrument.

Keywords: transcranial alternating current stimulation; nonlinear artifact; variational mode decomposition; EEG

0　引　言

经颅交流电刺激(transcranial alternating current stimulation, tACS)能够调节特定节律的脑电(electroencephalography, EEG)活动[1-4],在认知功能调控及神经精神疾病治疗等方面具有广泛应用[5]。然而,在tACS刺激实验记录的原始数据中混叠有大幅度的刺激伪迹。这些刺激伪迹的存在会导致研究人员在解释恢复出的EEG信号方面存在争议[6-7]。例如:对大脑施加与自发振荡同频的tACS刺激能够观察到EEG自发振荡功率的增加。依据这一变化特征,有研究认为tACS刺激对神经振荡产生同步作用,也有研究提出这可能是残余伪迹成分引起的。其次,为使tACS刺激具有更好的神经振荡调控效果,需要采用闭环刺激技术来生成与大脑神经电活动相匹配的刺激信号[8-9]。有效去除tACS伪迹是实现闭环刺激技术的前提。因此,一种有效的tACS伪迹去除方法对于正确理解其作用机制及开发实时闭环神经刺激技术具有重要作用。

目前,已经提出的tACS刺激伪迹去除方法主要有模板减法、主成分分析法、波束形成法、时间滤波法等[10-15]。其中模板减法是在一定长度的时间窗内,对原始记录数据进行叠加平均得到伪迹模板,再从原始记录数据中减去该模板以恢复真实脑电信号。然而,该方法要求刺激伪迹为标准周期信号。主成分分析法、时间滤波法等是以多组信号的线性混合叠加为前提,因此仅适用于实验记录数据中线性叠加的刺激伪迹分量去除[16-20]。近年来,有研究发现tACS伪迹并不是标准正弦波,而是振幅和相位受窄带或随机信号调制的非线性波[6,20-21]。这种调制效应受到许多因素的影响,如记录电极的干燥程度、电极下血液循环或肌肉运动[17]。根据欧姆定律,tACS刺激器为恒流输出时,触点阻抗的变化会引起输出电压幅值和相位的改变。Noury等[6,20]分析tACS刺激实验记录的数据发现,刺激伪迹具有调幅波特征,调制信号的频率与呼吸频率及心跳频率相近。他们认为这是由于心跳和呼吸等生理过程改变了脑血管的血流量,引起人体阻抗值的变化,从而形成tACS伪迹的调制特性。现有的tACS伪迹去除方法是以伪迹的平稳时不变为前提,很难捕获局部波动,从而无法完全去除tACS伪迹的非线性成分[6,20-21]。

综合以上分析可知,关于tACS伪迹去除方法的研究主要集中在线性伪迹分量去除及方法有效性的验证方面[16-17,22],非线性tACS伪迹的去除方法仍有待提出。为此,本文根据非线性tACS伪迹的频谱特征,提出一种基于自适应变分模态分解(adaptive variational mode decomposition, AVMD)的伪迹去除方法。该方法利用希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)提取伪迹包络,通过窗口傅里叶变换(window Fourier transform, WFT)分析包络的谱峰数目,再利用变分模态分解分离多个谐波分量。最后,根据tACS伪迹与脑电的幅度差异筛选和重构真实脑电分量。分别在模拟数据和实验数据上对所提出的方法进行性能测试,并与移动叠加平均法(superposition of moving averages, SMA)、自适应滤波法(adaptive filtering, AF)和经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)进行比较。结果表明,本文所提出的方法能够有效去除非线性tACS伪迹,并且去除性能优于其他3种方法。

1　AVMD 算法

1.1　算法分析

Noury等[20-21]的研究表明,tACS伪迹是一种非线性波,其振幅和相位受心电和呼吸等生理过程的调制。这使得tACS伪迹具有以刺激频率为中心带、刺激频率与调制频率的和/差为边带的频谱特征。VMD算法是一种在频域中进行非平稳时变信号模态分解的方法[23],在非平稳信号的去噪、预测等方面均有应用[24-25]。但是,该算法在使用之前需要先设置模态分解个数K。K值对VMD的分解效果有重要影响[26-27],其选取方法需要依据实际信号的特征来设定。观察tACS伪迹的频谱可以发现K值可由频谱的峰值数量来确定,而频谱的峰值数量又由包络信号的频谱特征决定。因此,本文提出的AVMD算法包括如下方面:1)包络信号提取;2)分析包络信号中的谱峰个数;3)VMD分解;4)剔除伪迹成分及重构脑电信号。重构结果即为恢复出的真实脑电信号。各部分的

实现原理在 1.2~1.5 节中描述。

1.2 包络信号提取

常用的包络信号提取方法有 HT 变换或是先进行局部峰值检测,再采用样条拟合。本文采用 HT 变换提取包络。首先,获取信号 $x(t)$ 的希尔伯特变换:

$$x^*(t)=\frac{1}{\pi t}*x(t)=\frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{x(\tau)}{t-\tau}\mathrm{d}\tau \tag{1}$$

接着构造 $x(t)$ 的解析信号 $z(t)$:

$$z(t)=x(t)+i\cdot x^*(t) \tag{2}$$

最后计算解析信号的瞬时幅值 $A(t)$:

$$A(t)=|z(t)|=\sqrt{x^2(t)+x^{*2}(t)} \tag{3}$$

$A(t)$ 即为 $x(t)$ 的包络信号。

1.3 谱峰分析

对式(3)计算得到的包络信号采用 WFT 变换得到包络信号的频谱,再分析频谱的峰值个数判断出包络信号含有的主振荡频率个数。WFT 的计算公式为:

$$G_f(\omega,b)=\int_{-\infty}^{+\infty}f(t)g(t-b)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega t}\mathrm{d}t \tag{4}$$

其中,$f(t)$ 为待分析信号,$g(t)$ 为窗函数。

1.4 VMD 算法

通过谱峰分析得到 tACS 伪迹包含的谐波分量个数,再利用 VMD 算法分离出各谐波分量。VMD 算法是将原始信号分解成 k 个中心频率为 ω_k 的模态函数 u_k。模态函数 u_k 被定义为一个调幅调频信号,记为:

$$u_k(t)=A_k(t)\cos(\varphi_k(t)) \tag{5}$$

式中:$A_k(t)$ 为瞬时幅值,$\varphi_k(t)$ 为相位。相位 $\varphi_k(t)$ 是一个非递减函数,$\varphi'_k(t)\geqslant 0$;包络线非负,$A_k(t)\geqslant 0$;并且包络 $A_k(t)$ 和瞬时频率 $\omega_k(t)=\varphi'_k(t)$ 对于相位 $\varphi_k(t)$ 来说是缓变的。

VMD 算法的整体框架是一个变分问题,可以使得每个模态的估计带宽之和最小。为了估计模态 u_k 的带宽,首先通过 HT 得到每个模态 u_k 的单边频谱;然后对各模态解析信号混合一预估中心频率,将每个模态的频谱调制到相应的基频带;再计算解析信号梯度的平方范数,估计出模态 u_k 的带宽。所产生的约束变分问题如下:

$$\left\{\min_{|u_k|,|\omega_k|}\left\{\sum_k\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2\right\}\right\}$$
$$\text{s.t.}\sum_k u_k(t)=f \tag{6}$$

式中:$\{u_k\}=\{u_1,u_2,\cdots,u_k\}$ 和 $\{\omega_k\}=\{\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_k\}$ 分别为分解的 K 个模态及其对应中心频率的集合,$*$ 表示卷积运算,∂_t 表示梯度运算。

为求解式(6)的约束变分问题,引入二次惩罚参数 α 和拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$,将约束变分问题转化为非约束变分问题。增广拉格朗日函数如下:

$$L(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda)=\alpha\sum_k\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2+\left\|f(t)-\sum_k u_k(t)\right\|_2^2+\langle\lambda(t),f(t)-\sum_k u_k(t)\rangle \tag{7}$$

式中:<>表示内积运算。用交替方向乘数法迭代更新 u_k,ω_k 及 λ,求解式(7)增广拉格朗日函数的鞍点,即得到约束变分模型的最优解。

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega)=\frac{\hat{f}(\omega)-\sum_{i\neq k}\hat{u}_i^n(\omega)+\frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1+2\alpha(\omega-\omega_k^n)^2} \tag{8}$$

$$\omega_k^{n+1}=\frac{\int_0^\infty\omega|\hat{u}_k^n(\omega)|^2\mathrm{d}\omega}{\int_0^\infty|\hat{u}n_k(\omega)|^2\mathrm{d}\omega} \tag{9}$$

式(8)~(9)中,$\hat{f}(\omega)$、$\hat{u}n_i(\omega)$、$\hat{\lambda}^n(\omega)$ 和 $\hat{u}n+1_k(\omega)$ 分别表示 $f(t)$、$u_i^n(t)$、$\lambda^n(t)$ 和 $u_k^{n+1}(t)$ 的傅里叶变换;n 是迭代次数。

$$u_k(t)=Real\{F^{-1}[\hat{u}_k(\omega)]\} \tag{10}$$

式中:$F^{-1}(\cdot)$ 表示傅里叶逆变换;$Real(\cdot)$ 表示复数的实部。

VMD 将原始信号分解为 K 个模态分量的具体步骤如下:

1)初始化 $\{u_k^l\}$ $\{\omega_k^l\}$ λ^l 和 n 为 0;

2)由式(8)和(9)分别迭代更新 $\hat{u}_k$ 和 ω_k;

3)根据式(10)更新 $\hat{\lambda}$:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega)\leftarrow\hat{\lambda}n(\omega)+\tau\left[\hat{f}(\omega)-\sum_k\hat{u}n+1_k(\omega)\right] \tag{11}$$

4)重复步骤 2)~3),直至满足迭代终止条件:

$$\sum_k\|\hat{u}_k^{n+1}-\hat{u}_k^n\|_2^2/\|\hat{u}_k^n\|_2^2<\varepsilon \tag{12}$$

式中:ε 为判别精度,$\varepsilon>0$。

5)输出结果,得到 K 个模态分量。

1.5 算法实现流程

AVMD 算法的实现流程如图 1 所示。该算法首先通过 HT 提取 tACS 伪迹包络,然后采用 WFT 计算包络频谱,分析包络频谱包含的谱峰个数 Ke。设模态个数 $K=Ke+1$,对原始信号进行 VMD 分解得到多个模态分量。再根据各模态的谱峰幅度,从多个模态分量中去除伪迹分量并重构脑电信号。然后对重构信号进行频谱分析,判断是否有残余伪迹存在。是则再次分解;否则结束计算。

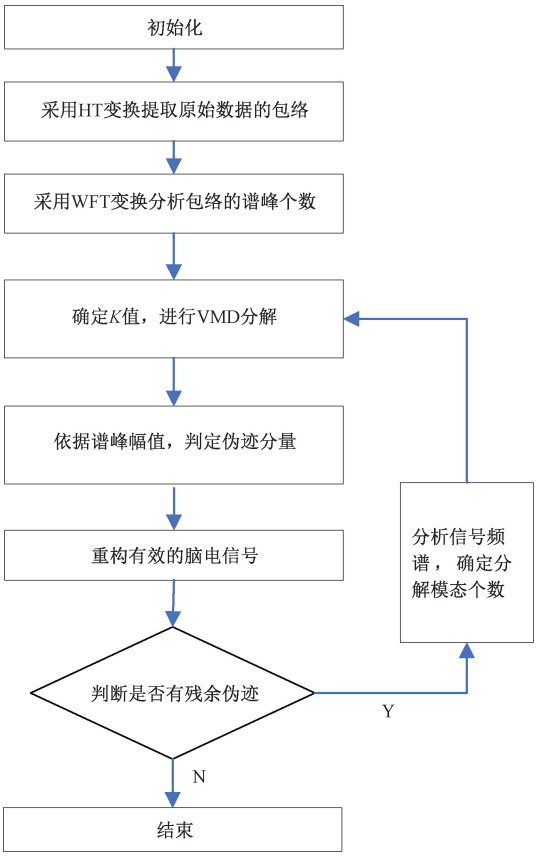


图 1　AVMD 算法的流程

Fig. 1　Flow chart of the AVMD algorithm

2　测试数据

2.1　模拟数据

tACS 伪迹由调制信号(心跳、呼吸等引起)和载波信号(刺激信号)相乘得到,生成模拟数据的模型表达式如下:

$$Art(t) = a(t) \times e^{i\cdot\varphi(t)} \times Cur(t) \tag{13}$$

$$s(t) = \mathrm{Re}\{Art(t)\} + b(t) \tag{14}$$

式中:$Art(t)$ 和 $Cur(t)$ 分别是刺激伪迹和归一化刺激电流的解析表示。$a(t)$ 和 $\varphi(t)$ 代表记录通道的时变伪迹幅度和相位。$s(t)$ 为记录到的混合信号,$b(t)$ 为真实的脑电信号。

脑血流阻抗中含有较强周期性的正弦波,主要频率成分有:0.29、1.007 5、2.547 5、3.622 5 Hz。这与文献[8,20]报道的 tACS 伪迹幅度特征基本一致。因此,假设调制信号由上述 4 个分量组成,则 $Art(t)$ 的表达式如下:

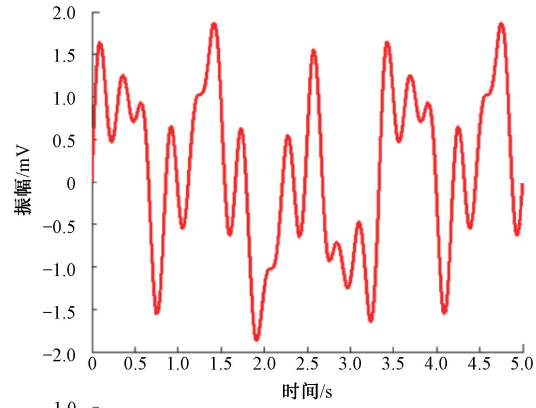
$$a(t) = \sin(2\pi f_1 t) + \sin(2\pi f_2 t) + \sin(2\pi f_3 t) + \sin(2\pi f_4 t) + noise \tag{15}$$

$$Art(t) = m_a \times a(t) \times Cur(2\pi f_{arti} t + m_p \times a(t)) \tag{16}$$

式中:f_1, f_2, f_3, f_4 分别代表脑血流阻抗中包含的频率分量。m_a 和 m_p 分别代表幅度调制深度和相位调制深度。$noise$ 表示随机噪声,f_{arti} 表示刺激频率。

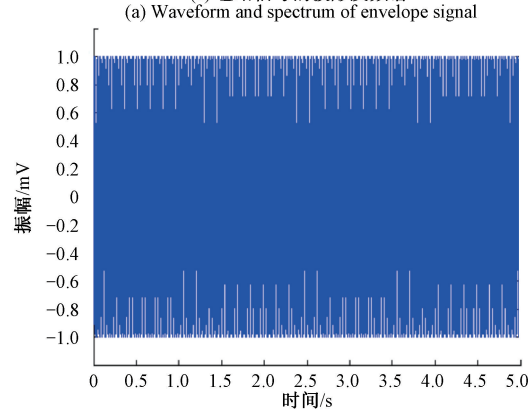
式(14)中 $b(t)$ 为一名受试者 Oz 通道的静息态脑电,来源于之前研究中采集的实验数据[24]。将 $b(t)$ 与 $Art(t)$ 叠加得到混合信号 $s(t)$。利用重构脑电与原始脑电之间的相关系数来评价算法去除 tACS 伪迹的性能。文献[24]采集的 20 名受试者的静息态脑电数据将用于后续的算法性能测试。

图 2(a)~(c)示出了模拟信号的包络成分、载波成分以及混合信号的波形和频谱。可以看到,载波成分的频率为 60 Hz,其幅度受到 0.29、1.007 5、2.547 5、3.622 5 Hz 4 个谐波分量的调制。从频谱上可以观察到混合信号中心频率两边出现了边带分量。



(a) 包络信号的波形及频谱

(a) Waveform and spectrum of envelope signal



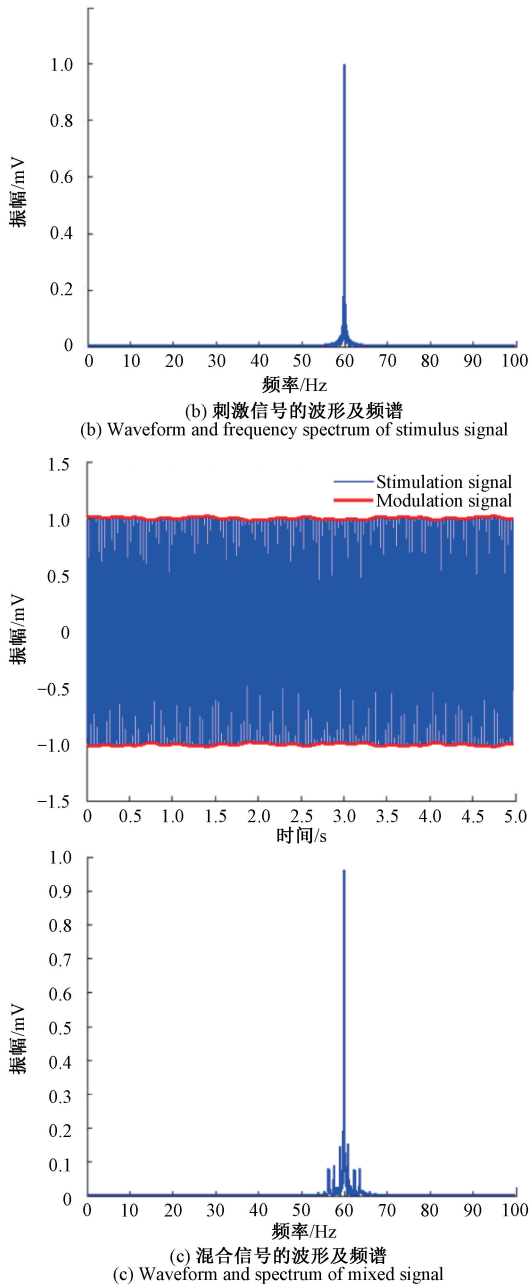


图 2 模拟信号各成分的波形和频谱

Fig. 2 Waveform and spectrum of synthetic data components

2.2 实验数据

实验数据来自 Noury 提供的公开数据[6],可以通过以下链接下载得到: https://www. dropbox. com/s/p08ceajw024pihy/tacs_data. zip? dl=0。Noury 的 tACS 刺激实验在 4 名健康男性受试者中进行,每位受试者参与 6 次实验。所有受试者在参与前均签署知情同意书。所有实验均按照《赫尔辛基宣言》进行,并经当地伦理委员会批准。每次的测试条件为: sham、tACSa、tACSb、sham、tACSb 和 tACSa。每个条件下的实验时长 66 s。对于每次测试,11 Hz 和 62 Hz 的 tACS 被随机分配到 tACSa 和 tACSb 条件下,以避免任何潜在的序列效应。实验数据采集由 Mega 公司的 72 通道 NeurOne 脑电采集系统完成,采样率为 10 kHz,按 10-10 标准导联定位电极,参考电极为 FCz。实验在采集 EEG 信号的同时还记录心电和呼吸信号。

本文选取每位受试者 6 组不同条件下的实验数据进行算法测试,共有 24 组测试数据。图 3 示出受试者 S3 在第 1 次 tACS 刺激时记录的数据包络,记录电极为 PO10,刺激频率为 62 Hz。从图 3 能明显观察到信号包络存在的谐波分量。

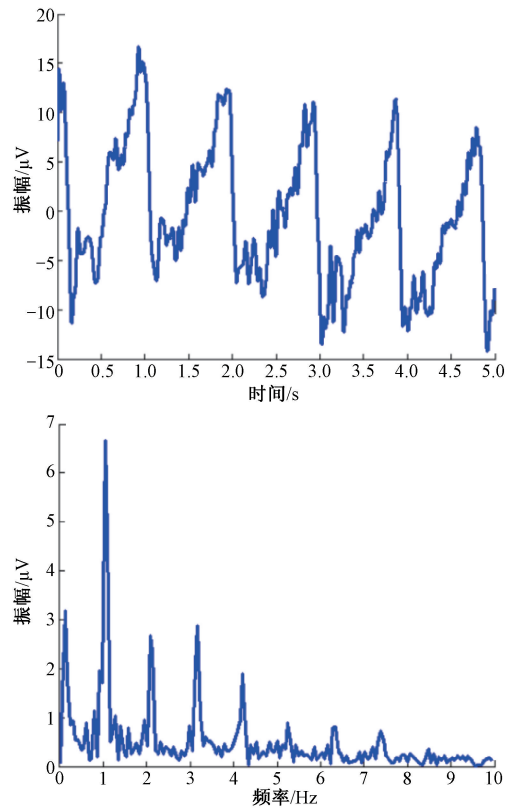


图 3 来自受试者 S3 的刺激伪迹包络波形及频谱

Fig. 3 Waveform and spectrum of tACS artifacts envelope from one subject S3

由于无法从实验数据中直接获取真实脑电的活动情况,因此缺乏参考信号用于判断重构脑电中是否存在残留伪迹。在模拟数据中采用的算法性能评价方法并不适用于实验数据。现有研究对于实验数据伪迹去除效果的算法性能评价主要通过刺激前与刺激过程中脑电统计特征的差异来评估[16]。这种评估方法依据的是在较短的刺激时长(例如:1 min)下 tACS 刺激不会引起大脑状态的改变,脑电信号的统计特性在刺激前后无太大差异。常用的统计参数有样本熵、峰度、均方根幅度[28-30]。例如:样本熵是表征时间序列复杂性的统计参数,当信号中

包含的刺激伪迹被抑制时,时间序列的复杂性会增加。因此,可以通过样本熵衡量 tACS 伪迹的残留情况。通常认为重构脑电和刺激前的脑电(sham 脑电)统计特性越接近,算法的伪迹去除性能越好。

3　方法测试

3.1　模拟数据测试

通过改变式(16)中 m_a、m_p、f_{arti} 的值,以及模拟数据的信噪比(signal to noise ratio, SNR),可在参数受控条件下测试算法性能,了解伪迹特性对算法性能的影响。观察 AVMD 算法性能随受控参数的变化情况,并与 EMD、SMA 和 AF 算法的伪迹去除效果进行比较。SMA 和 AF 算法是文献[16]中去除 tACS 伪迹的方法。EMD 算法是常用于与 VMD 算法比较的信号处理方法。依据 tACS 实验中常用的刺激参数及 tACS 的伪迹特性,对于模拟数据的测试条件设置如下:

1)f_{arti}=40 Hz、m_p=0、SNR=0.1 时,振幅调制深度以 0.001 为步进,从 0.001 增加至 0.01。

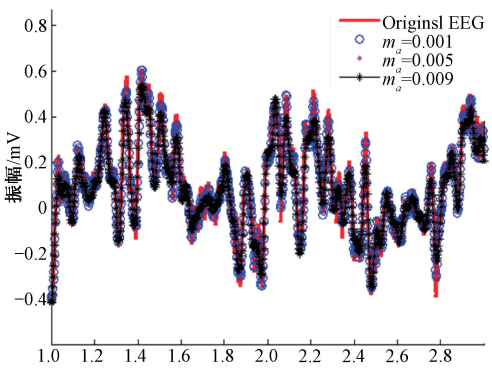
2)f_{arti}=40 Hz、m_a=0、SNR=0.1 时,相位调制深度以 0.001 为步进,从 0.001 增加至 0.01。

3)m_a=0.001、m_p=0.001、SNR=0.1 时,刺激频率以 10 Hz 为步进,从 10 Hz 增加至 100 Hz。

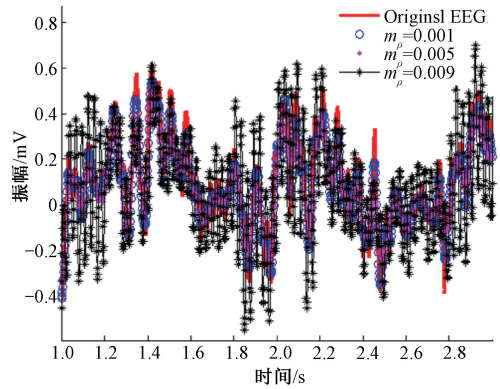
4)f_{arti} = 40 Hz、m_a = 0.001、m_p = 0.001 时,SNR 以 0.01 为步进,从 0.01 增加至 0.1。

为直观了解 AVMD 算法对模拟数据的伪迹去除效果,图 4 示出一组数据在部分测试条件下的重构 EEG(去除伪迹后恢复的 EEG)以及原始 EEG 的波形。

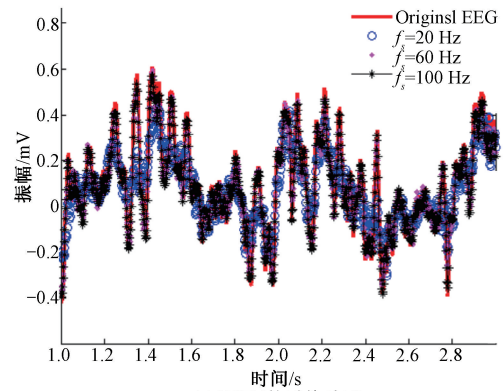
从图 4 看到,AVMD 算法在不同的刺激频率 f_{arti}、调幅深度 m_a 以及信噪比 SNR 下表现出稳定的伪迹去除效果,其重构得到的 EEG 信号接近于原始 EEG。调相深度 m_p 对 AVMD 算法的伪迹去除性能影响较大,从图 4(b)看到重构 EEG 中残余的伪迹分量随着 m_p 的增大而增大。



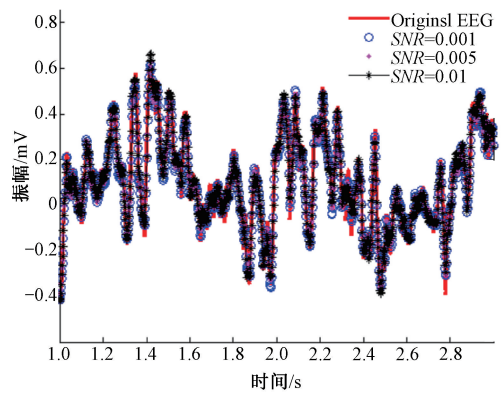
(a) 不同m_a的重构波形
(a) Reconstructed waveforms of different m_a



(b) 不同m_p的重构波形
(b) Reconstructed waveforms of different m_p



(c) 不同f_s的重构波形
(c) Reconstructed waveforms of different f_s



(d) 不同SNR的重构波形
(d) Reconstructed waveforms of different SNR

图 4　原始 EEG 和重构 EEG 的波形比较

Fig. 4　Waveform comparison between original EEG and reconstructed EEG

接下来,在不同的 f_{arti}、m_a、m_p 以及 SNR 参数下,比较 AVMD、EMD、SMA、AF 的 tACS 伪迹去除性能,以评估 4 种方法的优劣。每个伪迹参数下的测试数据共有 20 组,为文献[24]采集的 20 名受试者的静息态 EEG 与模拟伪迹信号按式(14)叠加得到。采用 4 种方法对同一伪迹参数下的 20 组数据进行 EEG 重构,在计算重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数,最后对 20 个相关系数取平均。计算结果如图 5 所示。

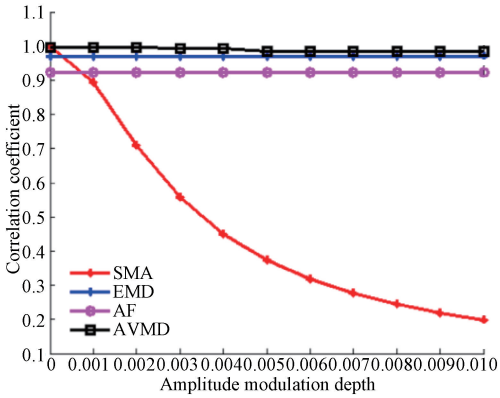


图 5 重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数随 m_a 的变化

Fig. 5 Variation of correlation coefficient between reconstructed EEG and original EEG with m_a

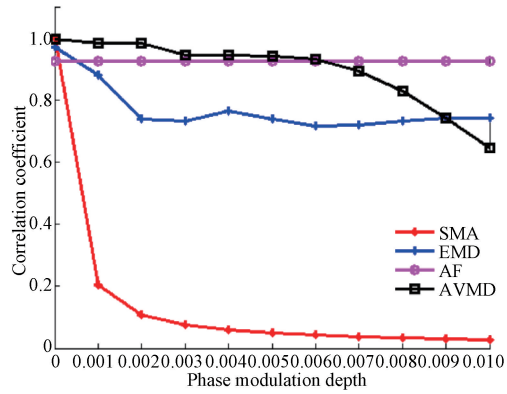


图 6 重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数随 m_p 的变化

Fig. 6 Variation of correlation coefficient between reconstructed EEG and original EEG with m_p

图 5 为 f_{arti} = 40 Hz、m_p = 0、SNR = 0.1 时，重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数随 m_a 的变化情况。可以看到，AVMD 方法得到的相关系数明显高于其他 3 种方法。AVMD、EMD 和 AF 方法的伪迹去除性能几乎不受 m_a 的影响，SMA 方法的性能则随 m_a 的增大而逐渐减小。

对相关系数进行单因素方差分析，计算得到 p = 0.043(<0.05)。说明 4 种方法的伪迹去除效果对于 20 组数据存在显著性差异。

图 6 为 f_{arti} = 40 Hz、m_a = 0、SNR = 0.1 时，重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数随 m_p 的变化情况。可以看到，当 m_p<0.7 时，AVMD 方法依然具有最高的相关系数。$m_p \geqslant 0.7$，AVMD 方法的相关系数逐渐降低。主要是由于 AVMD 方法的伪迹去除性能与频谱结构密切相关。m_p 增大会使得频谱边带包含的频率分量增多，从而影响了 AVMD 的模态分解效果。在其他 3 种方法中，AF 方法几乎不受 m_p 的影响；EMD 方法的相关系数下降到一定值后保持不变；SMA 方法对 m_p 变化最为敏感，在 m_p 增大时相关系数急剧下降。

对相关系数进行单因素方差分析，计算得到 p = 0.013(<0.05)。说明四种方法的伪迹去除效果对于 20 组数据存在显著性差异。

图 7 为 m_a = 0.001、m_p = 0.001、SNR = 0.1 时，重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数随 f_{arti} 的变化情况。可以看到，尽管 AVMD 方法在 $f_{arti} \leqslant 20$ Hz 时的相关系数略低，但在其余刺激频率下的相关系数依然最高。由于 EEG 的功率主要位于低频段，在刺激频率较低时很难有效分量与伪迹同频的 EEG 分量，由此造成了 AVMD 方法性能的下降。EMD 和 SMA 方法受 f_{arti} 影响较大，在部分刺激频率下几乎无法去除伪迹分量。AF 方法尽管不受 f_{arti} 的影响，但其获得的相关系数低于 AVMD 方法。

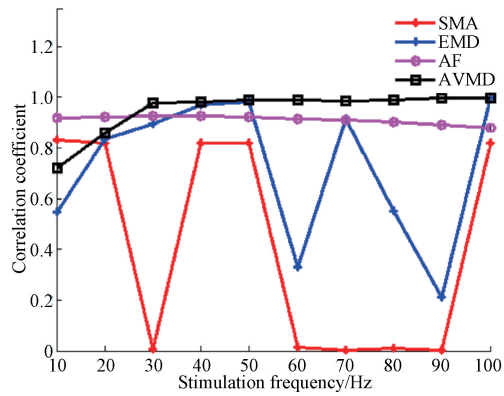


图 7 重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数随 f_{arti} 的变化

Fig. 7 Variation of correlation coefficient between reconstructed EEG and original EEG with f_{arti}

对相关系数进行单因素方差分析，计算得到 p = 0.027(<0.05)。说明 4 种方法的伪迹去除效果对于 20 组数据存在显著性差异。

图 8 为 f_{arti} = 40 Hz、m_a = 0.001、m_p = 0.001 时，重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数随 SNR 的变化情况。可以看到 AF 方法仅在 SNR 足够高的情况下才具有较好的伪迹去除效果，但其余 3 种方法受 SNR 的影响较小。

对相关系数进行单因素方差分析，计算得到 p = 0.046(<0.05)。说明 4 种方法的伪迹去除效果对于 20 组数据存在显著性差异。

AVMD 算法是在 VMD 算法的基础上增加了自动生成 K 值的功能。为了验证生成的 K 值能使 VMD 算法具有更好的伪迹分离性能，测试了 VMD 算法在不同 K 值下(刺激频率从 10 Hz 增加到 100 Hz)的伪迹去除效果。K 从 2 增加到 8(步进为 2)，结果如图 9 所示。

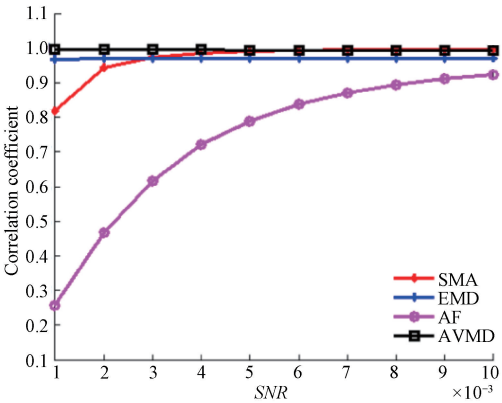


图 8　重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数随 SNR 的变化

Fig. 8　Variation of correlation coefficient between reconstructed EEG and original EEG with SNR

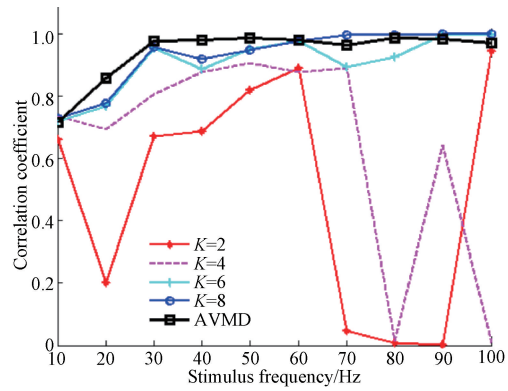


图 9　不同 K 值下 VMD 算法的伪迹去除性能比较

Fig. 9　Comparison of artifact removal performance under different K values of VMD

图 9 示出不同 K 值下重构 EEG 和原始 EEG 之间相关系数的变化情况。可以看到，当 K 值较小时，VMD 算法难以有效分离混合数据中的伪迹成分，计算得到的相关系数较小。随 K 值的增大，相关系数逐渐增大，但采用同一 K 值的 VMD 算法在不同刺激频率下伪迹去除性能存在差异。而 AVMD 算法自动生成的 K 值能在所测试的刺激频率下稳定地获得更高的相关系数值。

为进一步明确 4 种方法对模拟数据伪迹去除效果的优劣，分别对不同 m_a、m_p、f_{arti}、SNR 参数下获得的重构 EEG 与原始 EEG 的相关系数取平均值，结果如表 1 所示。

表 1　不同伪迹参数的平均相关系数

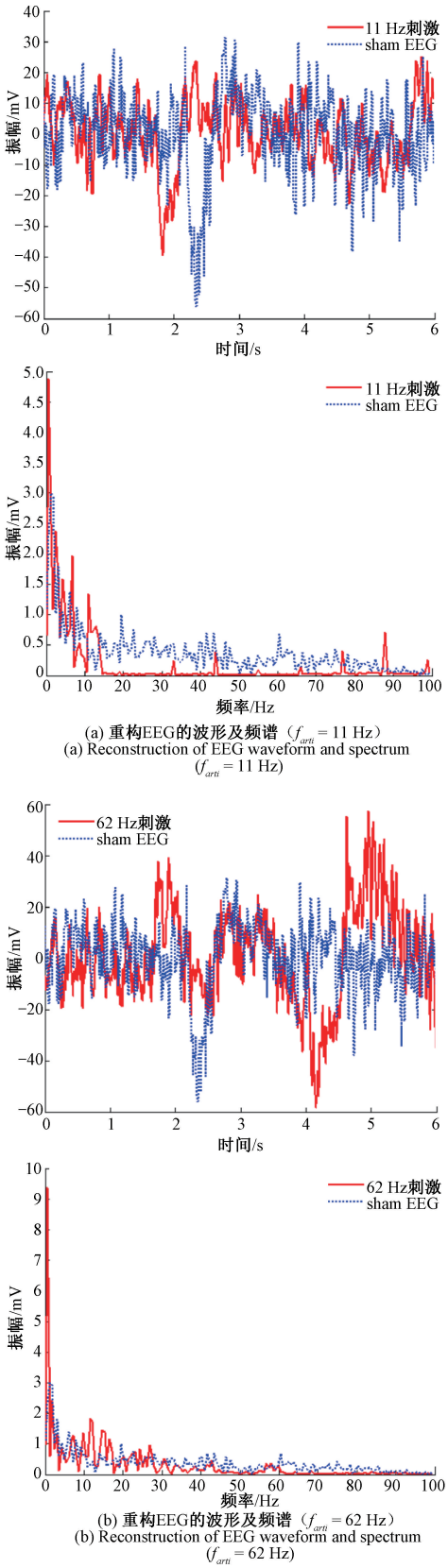
Table 1　Average correlation coefficient between original EEG and reconstructed EEG under different artifact parameters

方法	伪迹参数			
	$m_a \in [0.001, 0.01]$, $m_p = 0$, $f_{arti} = 40$ Hz, $SNR = 0.1$	$m_p \in [0.001, 0.01]$, $m_a = 0$, $f_{arti} = 40$ Hz, $SNR = 0.1$	$f_{arti} \in [10, 100]$, $m_a = 0.001$, $m_p = 0.001$, $SNR = 0.1$	$SNR \in [0.01, 0.1]$, $m_a = 0.001$, $m_p = 0.001$, $f_{arti} = 40$ Hz
SMA	0.476 5	0.151 6	0.413 4	0.968 9
EMD	0.968 8	0.769 9	0.722 8	0.968 6
AF	0.924 3	0.924 3	0.910 6	0.728 7
AVMD	0.988 5	0.893 5	0.948 4	0.994 2

通过对比 4 种方法的平均相关系数值可知，AVMD 方法在不同 f_{arti}、m_a、SNR 下的平均相关系数最高，不同 m_p 下的平均相关系数略低于 AF 方法，总体表现出优于其他 3 种方法的 tACS 伪迹去除效果。SMA 方法在 4 种方法中得到的平均相关系数最低。主要是由于 SMA 方法的伪迹去除效果取决于伪迹模板的优劣。当刺激伪迹为正弦波且刺激频率和数据采样率具有整数倍关系时，容易生成标准模板。例如：在图 7 中看到 SMA 算法在刺激频率为 10、20、40、50 和 100 Hz 时具有较高的相关系数，这是由于测试数据的采样率为 1 000 Hz。伪迹参数对 EMD 方法和 AF 方法同样有较大影响。EMD 方法是根据信号时间尺度的局部特征对各分量信号的包络线进行估计，但由于估计过程中的误差传播会引起模态叠混现象，对于频率相近的模态分量难以有效分解。因此，EMD 方法受 f_{arti} 和 m_p 的影响较大。AVMD 方法去除伪迹的效果主要取决于混合信号频谱中各谐波分量的可分离程度，而 f_{arti}、m_a 的变化不会改变频谱结构，因此 AVMD 方法在 f_{arti}、m_a 变化时能表现出稳定的伪迹去除效果。此外，AVMD 方法是通过迭代搜寻变分模型的最优解并以此确定所有分量的频率中心和带宽，然后直接在频域中进行模态分解，能够有效分离频率相近的谐波成分。因此，与其他 3 种方法相比，AVMD 方法具有最佳的 tACS 伪迹去除效果。

3.2　实验数据测试

Noury 公开的实验数据具有调幅、调相特性并且 SNR 较低（约为 0.01 量级）[20-21]。从 3.1 节的分析知，此时 AF 和 SMA 方法均不适用。本节仅采用 EMD 和 AVMD 方法进行伪迹去除性能研究。通过对比 sham 脑电和重构脑电的统计特性来评估伪迹去除效果。为直观了解 AVMD 方法对实验数据的伪迹去除情况，图 10 为两组实验数据经过 AVMD 方法重构得到的 EEG 波形及其频谱。



(a) 重构EEG的波形及频谱（f_{arti} = 11 Hz）
(a) Reconstruction of EEG waveform and spectrum (f_{arti} = 11 Hz)

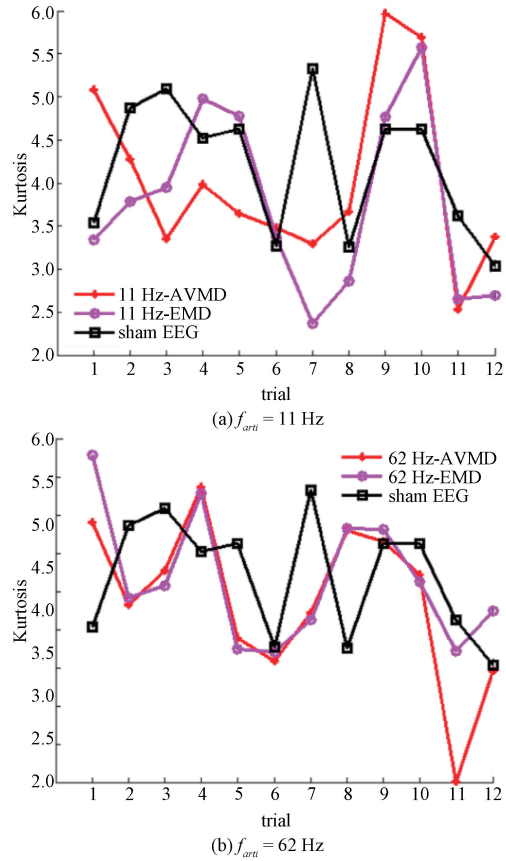
(b) 重构EEG的波形及频谱（f_{arti} = 62 Hz）
(b) Reconstruction of EEG waveform and spectrum (f_{arti} = 62 Hz)

图 10 sham EEG 和重构 EEG 的比较

Fig. 10 Comparison between sham EEG and reconstructed EEG

对于刺激频率为 11 Hz 的实验数据，从图 10 所示的频谱图可以观察到 11 Hz 的伪迹成分已经显著减少，但在刺激频率的谐波处仍有小幅度的残余伪迹存在。对于刺激频率为 62 Hz 的实验数据，在 62 Hz 附近的伪迹成分已基本被去除。由于 62 Hz 刺激伪迹的谐波成分位于较高的频段（124、186、248 Hz…），在数据采集时经过采集系统的带通滤波处理已被极大衰减。因此，其谐波伪迹的能量可忽略不计。

接着采用 EMD 和 AVMD 两种方法对 24 组实验数据进行 EEG 重构，然后计算重构 EEG 的峰度、均方根幅度和样本熵，并与 sham 脑电对应的 3 项统计参数进行比较。结果如图 11～13 所示，图中横轴为实验试次，纵轴为该组数据对应的统计参数值。



(a) f_{arti} = 11 Hz

(b) f_{arti} = 62 Hz

图 11 峰度的比较

Fig. 11 Comparison of kurtosis

从图 11 看到，由 EMD 和 AVMD 方法得到的重构脑电峰度值较接近，与 sham 脑电之间均存在一定偏差。

从图 12 看到，由 AVMD 方法重构得到的脑电均方根幅度与 sham 脑电较为接近，而 EMD 方法获得的重构脑电均方根幅度存在较大偏差。对比图 12(a)和(b)还发现，在不同的刺激频率下，EMD 方法重构脑电与 sham 脑电的均方根幅度偏差较大，反映 EMD 方法的伪迹去除性

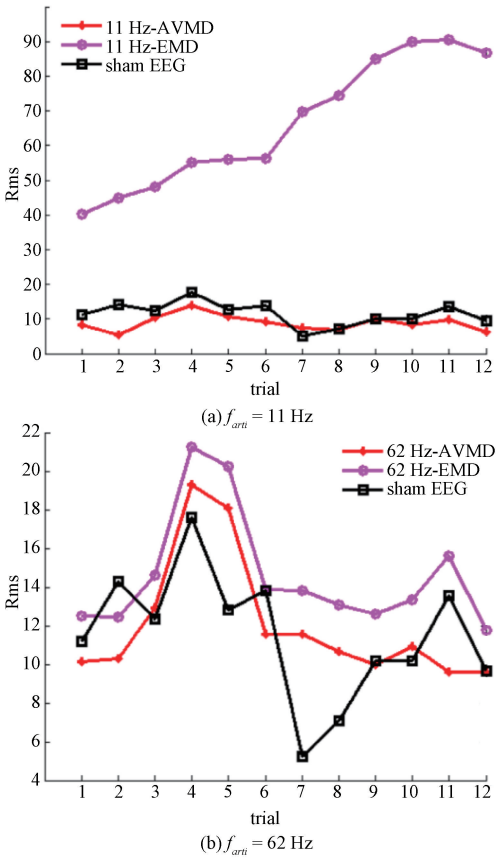


图 12　均方根幅度的比较

Fig. 12　Comparison of root mean square amplitude

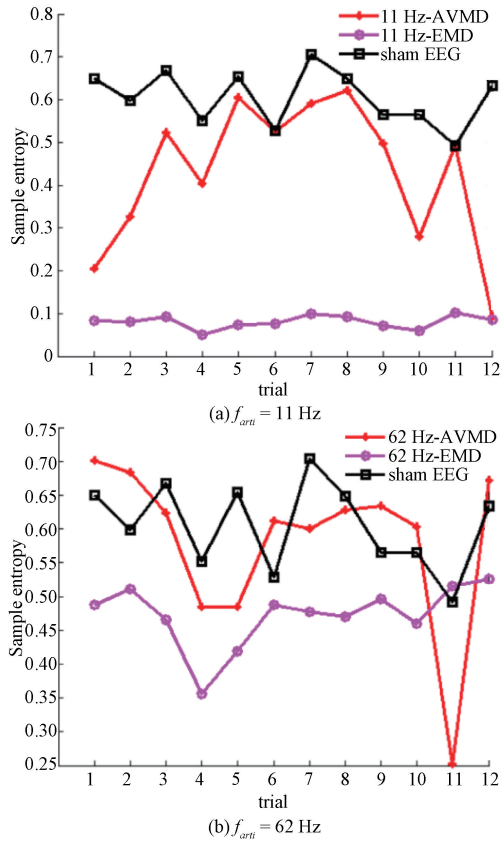


图 13　样本熵的比较

Fig. 13　Comparison of sample entropy

能受刺激频率的影响较大。该结论与模拟数据测试得到的结论是一致的。

图 13 示出的样本熵变化情况与均方根幅度的变化相似。由 AVMD 方法重构的脑电样本熵与 sham 脑电样本熵较为接近,EMD 方法则存在较大偏差。在 11 Hz 刺激频率下,EMD 方法重构的脑电样本熵与 sham 脑电样本熵偏差较大;而在 62 Hz 刺激频率下的样本熵偏差减小。

为明确 EMD 和 AVMD 对实验数据伪迹去除效果的优劣,接下来计算重构 EEG 与 sham EEG 对应的 3 项统计参数的平均绝对误差(mean absolute error,MAE),结果如表 2 所示。

表 2　重构 EEG 与 sham EEG 统计特性的 MAE

Table 2　MAE of statistical characteristics between reconstructed EEG and sham EEG

方法	参数					
	MAE_ Kurtosis		MAE_RMS		MAE_ Sample_entropy	
	11 Hz	62 Hz	11 Hz	62 Hz	11 Hz	62 Hz
EMD	0. 737 9	0. 957 3	54. 893 7	3. 412 0	0. 524 4	0. 136 2
AVMD	0. 989 6	0. 940 7	2. 991 8	2. 473 1	0. 175 1	0. 084 1

对比两种方法在不同刺激频率下的 MAE 值,可以发现由 AVMD 方法得到的 3 项统计参数的 MAE 值基本低于 EMD 方法。说明 AVMD 算法重构得到的脑电统计特性更接近于 sham 脑电。从表 2 还看到,AVMD 方法得到的 3 项统计参数在 11 Hz 刺激下的平均绝对误差高于 62 Hz 刺激。由于脑电信号的能量主要集中在低频段,低频段中具有谐波特征的脑电分量有可能会被 AVMD 方法去除,由此引起 AVMD 方法对于 11 Hz 刺激数据得到的 MAE 值高于 62 Hz 刺激。而 EMD 方法在 11 Hz 刺激下的峰度 MAE 值低于 AVMD 方法也可能是这一原因引起的。

综合以上分析可知,AVMD 方法在实验数据测试中同样表现出更好的 tACS 伪迹去除性能。

4　结　论

本文提出一种自适应变分模态分解方法用于去除非线性 tACS 伪迹,对模拟数据和实验数据的测试结果均表明:AVMD 方法能够有效去除非线性 tACS 伪迹;与 SMA、AF、EMD 方法相比,AVMD 方法的伪迹去除性能更好。此外,由于 AVMD 方法几乎不受刺激频率或调幅深度等

伪迹参数变化的影响,这为开发闭环 tACS 刺激仪器提供了技术支持。tACS 刺激仪器的拓展能为未来更深入地探索神经调控机制等方面的研究提供可能。因此,AVMD 方法在神经刺激仪器领域具有潜在的实际应用价值。

参考文献

[1] SCHWAB B C, MISSELHORN J, ENGEL A K. Modulation of large-scale cortical coupling by transcranial alternating current stimulation[J]. Brain Stimulation, 2019, 12(5):1187-1196.

[2] ZARUBIN G, GUNDLACH C, NIKULIN V, et al. Transient amplitude modulation of alpha-band oscillations by short-time intermittent closed-loop tACS[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2020, 14:e366.

[3] HENSON A R, FIORI T, AULEEAR A, et al. A Transcranial alternating current stimulator for neural entrainment[C]. 2020 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), IEEE, 2020.

[4] 陈妮, 覃玉荣, 孙鹏飞. 基于脑电自回归预测的实时相位估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 183-190.
CHEN N, QIN Y R, SUN P F. Real time phase estimation method based on autoregressive prediction of EEG[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 183-190.

[5] LAKATOS P, GROSS J, THUT G. A new unifying account of the roles of neuronal entrainment[J]. Current Biology, 2019, 29(18): 890-905.

[6] NOURY N, SIEGEL M. Phase properties of transcranial electrical stimulation artifacts in electrophysiological recordings[J]. Neuroimage, 2017, 158:406-416.

[7] HELFRICH R, SCHNEIDER T, RACH S, et al. Entrainment of brain oscillations by transcranial alternating current stimulation[J]. Current Biology, 2014, 24(3):333-339.

[8] D'ANDOLA M, GIULIONI M, DANTE V, et al. Control of cortical oscillatory frequency by a closed-loop system[J]. Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation, 2019, 16(1): 1-16.

[9] HUANG G, LIU J, LI L L, et al. A novel training-free externally-regulated neurofeedback (ER-NF) system using phase-guided visual stimulation for alpha modulation[J]. NeuroImage, 2019, 189:688-699.

[10] NEULING T, RUHNAU P, FUSCA M, et al. Friends, not foes: Magnetoencephalography as a tool to uncover brain dynamics during transcranial alternating current stimulation[J]. Neuroimage, 2015, 118: 406-413.

[11] SOEKADAR S R, WITKOWSKI M, COSSIO E G, et al. In vivo assessment of human brain oscillations during application of transcranial electric currents[J]. Nature Communications, 2014, 4:2032.

[12] VOSS U, HOLZMANN R, HOBSON A, et al. Induction of self awareness in dreams through frontal low current stimulation of gamma activity[J]. Nature Neuroscience, 2014, 17(6):810-812.

[13] WITKOWSKI M, GARCIACOSSIO E, CHANDER B S, et al. Mapping entrained brain oscillations during transcranial alternating current stimulation (tACS)[J]. Neuroimage, 2016, 140: 89-98.

[14] 银珊, 李颖洁. 经颅磁刺激同步干预的头皮脑电信号伪迹离线去除方法综述[J]. 生物医学工程学杂志, 2019, 36(1): 146-150.
YIN SH, LI Y J. A review on methods for offline removing of artifacts in electroencephalography induced by transcranial magnetic stimulation[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2019, 36(1): 146-150.

[15] KOHLI S, CASSON A J. Removal of transcranial a. c. current stimulation artifact from simultaneous EEG recordings by superposition of moving averages[C]. In Proceedings of the 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2015: 3436-3439.

[16] KOHLI S, CASSON A. Removal of gross artifacts of transcranial alternating current stimulation in simultaneous EEG monitoring[J]. Sensors, 2019, 19(1): 1-23.

[17] VOSSKUHL J, MUTANEN T P, NEULING T, et al. Signal-space projection suppresses the tACS artifact in EEG recordings[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2020, 14: e536070.

[18] GUARNIERI R, BRANCUCCI A, D'ANSELMO A, et al. A computationally efficient method for the attenuation of alternating current stimulation artifacts in electroencephalographic recordings[J]. Journal of Neural Engineering, 2020, 17(4): e046038.

[19] HASLACHER D, NASR K, ROBINSON S E, et al. Stimulation artifact source separation (SASS) for assessing electric brain oscillations during transcranial alternating current stimulation (tACS)[J]. NeuroImage, 2021, 228: e117571.

[20] NOURY N, HIPP J F, SIEGEL M. Physiological processes non-linearly affect electrophysiological recordings during transcranial electric stimulation[J]. Neuroimage, 2016,140:99-109.

[21] NOURY N, SIEGEL M. Analyzing EEG and MEG signals recorded during tES, a reply[J]. Neuroimage,

2018, 167:53-61.

[22] KOHLI S, CASSON A J. Machine learning validation of EEG + tACS artefact removal [J]. Journal of Neural Engineering, 2020, 17(1):016034.

[23] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.

[24] 陈妮, 覃玉荣, 熊艳婷, 等. 基于变分模态分解的脑电锁相刺激方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 205-213.
CHEN N, QIN Y R, XIONG Y T, et al. Phase locked stimulus method of EEG based on variational mode decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5):205-213.

[25] ZHANG J, HE J, LONG J, et al. A new denoising method for UHF PD signals using adaptive VMD and SSA-based shrinkage method [J]. Sensors, 2019, 19(7):1594.

[26] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
TANG G J, WANG X L. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Xi′an Jiao Tong University, 2015, 49(5):73-81.

[27] 朱永利, 贾亚飞, 王刘旺, 等. 基于改进变分模态分解和 Hilbert 变换的变压器局部放电信号特征提取及分类[J]. 电工技术学报, 2017, 32(9):221-235.
ZHU Y L, JIA Y F, WANG L W, et al. Feature extraction and classification on partial discharge signals of power transformers based on improved variational mode decomposition and Hilbert transform [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(9):221-235.

[28] CHOWDHURY M E, MULLINGER K J, GLOVER P, et al. Reference Layer Artefact Subtraction (RLAS): A novel method of minimizing EEG artefacts during simultaneous fMRI [J]. Neuroimage, 2014, 84, 307-319.

[29] KIM D, JEONG J, JEONG S, et al. Validation of computational studies for electrical brain stimulation with phantom head experiments[J]. Brain Stimulation, 2015, 8(5): 914-925.

[30] MAHAJAN R, MORSHED B I. Unsupervised eye blink artifact denoising of EEG data with modified multiscale sample entropy, kurtosis, and wavelet-ICA [J]. IEEE Journal of Biomedical & Health Informatics, 2014, 19(1): 158-165.

作者简介

陈妮,2004 年于广西大学获得学士学位,2010 年于广西大学获得硕士学位,现为广西大学在读博士,广西医科大学副教授,主要研究方向为脑机接口、无创脑刺激。

E-mail: chenni2015@ mail. gxu. cn

Chen Ni received her B. Sc. degree in 2004 from Guangxi University, received her M. Sc. degree in 2010 from Guangxi University. Now she is a doctoral student in Guangxi University and an associate professor in Guangxi Medical University. Her main research interests include brain-computer interface and non-invasive brain stimulation.

覃玉荣(通信作者),2005 年于华南理工大学获得博士学位,现为广西大学教授,博士生导师,目前主要研究方向脑认知、脑机接口等。

E-mail:qyr111@ 163. com

Qin Yurong (Corresponding author) received her Ph. D. degree in 2005 from South China University of Technology. Now, she is a professor in Guangxi University. Her main research includes brain cognition、brain-computer interface and so on.