

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211613

# 薛定谔滤波结合阈值算法在核磁脑电梯度伪迹去噪的应用\*

黄海<sup>1,2</sup> 李文杰<sup>1,2</sup> 邹凌<sup>1,2</sup>

(1.常州大学微电子与控制工程学院 常州 213164; 2.常州市生物医学信息技术重点实验室 常州 213164)

**摘要:** 基于功能磁共振(fMRI)同步采集的脑电图(EEG),在使用平均模板相减法(AAS)预处理之后,仍存在梯度残留尖峰伪迹。需要更准确地去除残留尖峰,以减少基于频率的活动推断的干扰,降低时间序列之间的虚假相关性。本文针对 EEG 数据中尖峰伪迹的特性,先使用薛定谔滤波方法分解并识别包含尖峰的 EEG 数据,自动减去与 EEG 幅度相差较大的大部分尖峰成分,然后使用幅度阈值方法,通过逆补余误差定位与 EEG 幅度相当的残留尖峰,实现对尖峰伪迹的定位与去除。对于模拟信号,该方法得到的信号幅值误差(Er)较薛定谔滤波方法平均提高 24.95%,信噪比(SNR)较薛定谔滤波方法提高 27.13%;对于真实信号,本文方法得到皮尔逊相关系数明显小于另外 4 种方法,去噪效果较薛定谔滤波方法提升 11.42%。无论是尖峰位于波形波谷,还是高频波动幅度与峰值相当的情况下,薛定谔滤波结合阈值算法较其他方法尖峰识别精度和去噪效果明显提高。此去噪方法为 EEG-fMRI 的融合研究提供了强有力的支持。

**关键词:** 脑电;功能磁共振;梯度场伪迹;薛定谔滤波;幅度阈值

**中图分类号:** R318 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4

## Application of schrodinger filtering combining threshold algorithm for gradient artifact removal in EEG-fMRI

Huang Hai<sup>1,2</sup> Li Wenjie<sup>1,2</sup> Zou Ling<sup>1,2</sup>

(1. School of Microelectronics and Control Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China;

2. Changzhou Key Laboratory of Biomedical Information Technology, Changzhou 213164, China)

**Abstract:** In electroencephalography (EEG) data acquired in synchronization with functional magnetic resonance (fMRI), gradient residual spiking artifacts persisted after preprocessing using average template subtraction (AAS). There is a need for more accurate removal of residual spikes, so as to decrease the interference from frequency-based activity inferences, and less spurious correlations between time series. Aiming at the characteristics of spike artifacts in EEG data, this paper first uses the Schrödinger method to decompose and identify the EEG data containing spikes, automatically subtracts most of the spike components with a large amplitude difference from the EEG, and then uses the amplitude threshold method to compensate the error by inverse compensation. Residual spikes with the same amplitude as the EEG are located to realize the location and removal of spike artifacts. For simulated signals, the signal amplitude error (Er) obtained by this method is 24.95% higher than that of the Schrödinger method on average, and the signal-to-noise ratio (SNR) is 27.13% higher than that of the Schrödinger method. For real signals, the Pearson correlation coefficient obtained by this method is significantly less than For the other four methods, the denoising effect is 11.42% higher than that of the Schrodinger method. Compared with other methods, the use of Schrodinger combined with threshold algorithm, significantly improved the peak recognition accuracy and the denoising effect, whether the peak is located in the trough of the waveform, or the high-frequency fluctuation amplitude is comparable to the peak. This denoising method provides strong support for the fusion study of EEG-fMRI.

**Keywords:** EEG; fMRI; gradient artifact; Schrodinger filtering; amplitude threshold

## 0 引言

脑电图和功能磁共振成像(electroencephalography

and functional magnetic resonance imaging, EEG-fMRI)的融合技术已经流行了 20 余年<sup>[1-2]</sup>。EEG 时间分辨率高、空间分辨率低, fMRI 空间分辨率高、时间分辨率低,两者形成

收稿日期:2022-10-06

\* 基金项目:江苏省重点研发计划项目(BE2021012-2, BE2021012-5)、常州市科技计划(CE20225034)、江苏省研究生科研与实践创新计划(KYCX22\_3050)项目资助

时空互补,推动 EEG-fMRI 技术应用。EEG-fMRI 的 EEG 伪迹,除了来自主体运动<sup>[3]</sup>和血管扩张<sup>[4]</sup>等的感应电压,还有与成像有关的 EEG 伪迹,这是由时变的 MRI 梯度<sup>[5]</sup>和射频电场<sup>[6]</sup>与电极相互作用而产生的感应电压。其中,梯度伪迹(gradient artifact, GA)远超 EEG 信号的数量级,极大妨碍了脑电分析<sup>[7-8]</sup>。由于梯度伪迹在时间和频率上与 EEG 波段重叠的特性<sup>[9-11]</sup>,去除梯度伪迹是具有挑战性的,因此特性限制了如带通滤波器等基于时间或频率的基本处理方法的有效性<sup>[12]</sup>。

由于梯度伪迹影响,为确保在 EEG-fMRI 期间记录的 EEG 准确代表大脑活动,去除伪迹的方法显得至关重要。最初,Allen 等<sup>[8]</sup>利用梯度伪迹的周期性特性,对每个成像周期中的梯度伪迹进行叠加平均得到一个近似的伪迹模板,然后用原始信号依次减去模板即去除了梯度伪迹,这就是传统的平均模板减法(average artifact subtraction, AAS)。近年来,关于梯度伪迹的去除方法被陆续提出。2012 年, Liu 等<sup>[13]</sup>提出主成分分析和奇异值分解方法;2014 年, Chowdhury 等<sup>[14]</sup>提出参考层伪迹减法;2016 年, Maziero 等<sup>[15]</sup>提出运动参数驱动校正方法;2019 年, Mayeli 等<sup>[16]</sup>使用独立成分分析去除梯度伪迹。2021 年, Moradi 等<sup>[17]</sup>提出基于经验模态分解的高频段噪声去除方法。

历年来经过多种方法的对比, AAS 方法已被证明是最简单的保存信号和减少伪迹的方法。然而, Abreu 等<sup>[18]</sup>研究发现 AAS 方法会残留大量的尖峰伪迹,它是由于脑电图系统和 MRI 扫描仪的采样时钟不相一致而发生的<sup>[19]</sup>。2021 年 Benigno 等<sup>[20]</sup>提出了一种新的信号处理技术,称为薛定谔滤波(Schrödinger filtering),它使用半经典信号分析(semi-classical signal analysis, SCSA)<sup>[21-22]</sup>,更为准确地去除梯度残留的尖峰<sup>[23]</sup>。薛定谔方法在去除尖峰方面非常精确,但这只是在尖峰与脑电信号相差较大的情况下。当脑电信号幅度与尖峰相当时候,尖峰的定位效果有所下降<sup>[24]</sup>。

针对薛定谔方法的不足之处,提出一种结合薛定谔滤波与幅度阈值的去噪方法。对于残留尖峰与脑电信号相差较小的情况,与薛定谔方法形成互补,从而更有效的去除残留尖峰伪迹得到纯净的 EEG 信号。采用 64 导模拟静息态数据以及真实数据对所提算法性能进行评估,实验结果与 AAS、小波降噪、中值滤波及薛定谔滤波等方法的结果在时域以及频域上进行了对比,验证所提方法的有效性。

## 1 实验方法

### 1.1 薛定谔滤波算法

薛定谔滤波<sup>[20]</sup>可以准确地去除梯度伪影尖峰并预处理脑电信号。薛定谔滤波技术非常适合峰值的保留或移除。薛定谔分量仅为非负分量,因此在两个平行分支中分析正峰值和负峰值。

EEG 数据在 AAS 方法预处理之后,将包含输入的残

留有伪迹的脑电信号在两个单独的流中处理。在一个流中,输入进行半波整流之后输出非负信号,在另一个流中,输入为反转尖峰,然后半波整流为非负信号。这些中间输出分别通过图形平滑处理,以形成包含极少信号的尖峰模板。尖峰则包含在每个模板特征谱的前几个分量中,其恒等式通过核密度估计聚集。反向流的尖峰分量被反转,从原始输入中减去两个分支的尖峰分量,得到无尖峰输出。

一维半经典薛定谔算子由式(1)给出:

$$H_h(t) = -h^2 \frac{d^2}{dt^2} - s(t), t \in R \quad (1)$$

其中,  $h \in R > 0$  是标量参数,并且  $s(t) \in R \geq 0$  是一维时间输入信号  $t$ 。薛定谔方程是一个特征值问题:

$$-h^2 \frac{d^2}{dt^2} \Psi(t) - s(t) \Psi(t) = \lambda \Psi(t) \quad (2)$$

其中,  $\lambda$  是特征值和  $\Psi(t)$  是对应基于  $H_h(t)$  的本征函数。一般来说,有一个连续的光谱  $\lambda \geq 0$  且负的离散  $\lambda$  由以式(3)函数定义:

$$\lambda = \{-k_{h,n}^2\}_{n=1}^{N_h} < 0 \quad (3)$$

其中,  $-k_{h,n} > 0$  及  $N_h$  是负特征值的数目。关于非负  $\lambda, s(t)$  由式(4)表示:

$$s(t) = 4h \sum_{n=1}^{N_h} k_{h,n} \Psi_{h,n}^2(t), t \in R \quad (4)$$

其中,每项  $4h \sum_{n=1}^{N_h} k_{h,n} \Psi_{h,n}^2(t)$  是一个薛定谔分量。属于一个分量的脉冲越多,能量密度越高,能量密度的负梯度在本征值  $\{-k_{h,n}^2\}_{n=1}^{N_h}$  上是一个单调递减函数。由于薛定谔分量是脉冲形状的,在捕获能量密集型输入峰值时更加有利,给定分量包含一个或多个对称分布在特定输入峰值周围的脉冲,从而达到直接捕获伪迹尖峰,形成模板的效果。

算法使用半经典信号分析,其中输入信号被视为薛定谔算子内的吸引势。从薛定谔算子的离散谱中,输入被分解为一系列光滑的脉冲形函数,称为薛定谔分量。薛定谔分量是按各分量特征值缩放的平方特征函数,这使得薛定谔类似于傅里叶变换,它使用复正弦来分解输入。低阶薛定谔分量捕获输入的能量密集峰值,使该方法将非常适合峰值保留或移除应用。通过该改进算法去除尖峰是从尖峰污染输入中减去这些低阶分量。所实现的算法就能够自动确定这些低阶尖峰分量与频谱其余部分之间的边界。该算法在薛定谔特征谱上使用核密度估计,从而稳健地自动将分量分为包含尖峰和不包含尖峰的分量,以达到高效降噪的目的。

### 1.2 薛定谔滤波结合阈值算法

本文采用薛定谔滤波和幅度阈值方法(称为 SF-AT 方法)对残留梯度伪影进行去除。在 AAS 处理的基础上, SF-AT 方法包括两个步骤。第一步使用薛定谔方法,从受残留梯度伪迹污染的 EEG 中,将上述两种极端情况之外的尖峰伪迹去除。第二步为使用幅度阈值方法将薛定谔方法二

次处理后的数据进行再次降噪。阈值方法使用离群值识别并替换,离群值定义为与中位数相差超过三倍阈值算子  $a$  的元素, $a$  由式(5)表示:

$$a = -\frac{1}{\sqrt{2} \cdot \operatorname{erfcinv}\left(\frac{3}{2}\right)} \operatorname{median} | A - \operatorname{median}(A) | \quad (5)$$

其中, $A$  为待降噪的 EEG 数据, $\operatorname{median}(A)$  为返回  $A$  的每个元素位于中位数的平均值, $\operatorname{erfcinv}(A)$  为  $A$  的每个元素返回逆补余误差函数的值。

### 1.3 评价指标

#### 1) 信号幅值误差(Er)

信号幅值误差(error in signal amplitude, Er)是一项评价去噪性能的重要指标<sup>[4]</sup>,伪迹去除后的信号误差定义为:

$$Er = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x(i) - y(i)| \quad (6)$$

其中, $x(i)$  伪迹去除之后样本点  $i$  的幅值, $y(i)$  是对应的原始干净 EEG 信号的幅值。对比不同方法的 Er 值可以作为算法去噪效果的评价指标。

#### 2) 信噪比(SNR)

本文采用信噪比(signal-noise ratio, SNR)评价本文方法的去噪效果<sup>[24]</sup>,其中:

$$\operatorname{SNR} = 10 \lg \left( \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{\text{eeg}}[n]^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{\text{noise}}[n]^2} \right) (\text{dB}) = 20 \lg \left( \frac{V_{\text{eeg}}}{V_{\text{noise}}} \right) \quad (7)$$

式中: $x_{\text{eeg}}[n]$  表示去噪后脑电中的有效成分, $x_{\text{noise}}[n]$  表示去噪后脑电中的噪声成分, $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{\text{eeg}}[n]^2$  表示的是去噪后脑电中的有效成分的功率, $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{\text{noise}}[n]^2$  表示的是去噪后脑电中的噪声成分的功率, $V_{\text{eeg}}$  表示的是去噪后脑电中的有效成分的电压有效值, $V_{\text{noise}}$  表示的是去噪后脑电中的噪声成分的电压有效值。

其中,SNR 表示的是去噪后信号中有效成分与噪声成分的比值,比值越大所含有效成分就越多。

#### 3) 皮尔逊相关系数(Pearson correlation)

皮尔逊相关系数是衡量向量相似度的一种方式<sup>[25]</sup>,梯度尖峰伪迹在降低数据质量的同时,极大的提高了数据各个导联之间的虚假相关性。皮尔逊相关性相对于真实无噪声信号的误差,将在本文中计算为去除尖峰后的绝对差,使用此指标来判断降噪后的真实数据的效果。其输出范围为  $-1 \sim +1$ ,其中 0 代表无相关性,接近 1 或者  $-1$  被称为具有强相关性,其定义为:

$$\rho_{x,y} = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)} \sqrt{E(Y^2) - E^2(Y)}} \quad (8)$$

其中, $X, Y$  分别为两条不同导联的波形数据,对比不同方法的皮尔逊相关系数可以作为真实数据算法去噪效果的评价指标。

## 2 实验数据

### 2.1 模拟核磁脑电信号

模拟数据通过将模拟伪迹尖峰加入到非核磁环境下模拟自发脑电中构造,其中模拟自发脑电是采用美国 EGI 设备在非核磁环境下采集的全脑导联信息。没有加噪的脑电信号可作为去噪后脑电信号质量的衡量标准。构造模拟数据的过程可以分为 3 个步骤:

首先,模拟自发脑电如图 1 所示,在每两秒使用四种不同频率正弦波拼接波形的基础上,加入白噪声、眼电噪声与心电噪声;其次,仿真梯度残留尖峰,尖峰公式如式(9)所示。

$$Spk = \operatorname{RMS}_x G \quad (9)$$

其中, $Spk$  为模拟的尖峰, $\operatorname{RMS}_x$  是模拟原始脑电的均方根值, $G$  为以高斯分布的模拟伪迹尖峰。在此基础上对每段模拟数据上生成随机分布、随机大小的 8 个尖峰伪迹。最后将上述步骤得到的模拟残留尖峰,按噪声信噪比  $-10$ 、 $-15$ 、 $-20$ 、 $-25$  dB 加入到模拟脑电数据中。

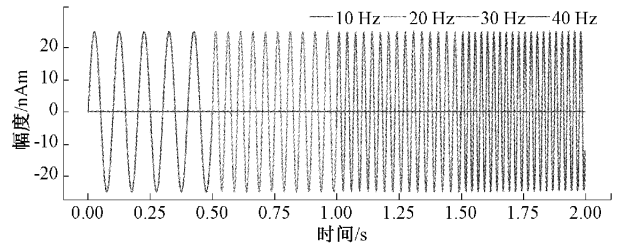


图 1 2 s 4 种频率拼接波形

### 2.2 真实核磁脑电信号

#### 1) 被试

为进一步验证本文方法的有效性,实验招募了 20 名常州大学学生进行同步 EEG-fMRI 实验,年龄在 19~24 岁之间,平均年龄为 22 岁。所有被试都是健康人,右利手,视力正常或矫正正常,没有精神疾病及神经系统疾病。实验方案得到常州大学研究伦理委员会批准,所有被试根据赫尔辛基宣言给予书面知情同意书。

#### 2) 实验设备及流程

同步 EEG-fMRI 实验在某医院影像科进行,实验过程中,被试头戴 EEG 电极帽在核磁扫描仪中接受扫描。EEG 设备为 EGI 公司的 64 导核磁型脑电采集系统,电极位置遵循国际 10-10 电极系统空间分布,参考电极为 Cz 电极,采集软件是 Netstation,采样频率为 250 Hz,在数据采集期间,所有电极的阻抗都保持在 50 kΩ 以下。核磁设备为 Philips 公司的 3.0 T 超导型功能磁共振成像系统,fMRI 扫描参数为:TR = 2 000 ms,TE = 35 ms,翻转角(Flip angle)为 90°,视野(FOV) = 230 × 180 mm,层厚 4 mm,无

间隔连续扫描 24 层。实验通过时钟同步盒使 EEG 与 fMRI 数据的采集时间保持同步。单次试验的流程为:被试首先在屏幕上看到一个持续 4 000 ms 的提示词,之后是 2 000 ms 的空屏,接下来是 6 000 ms 的图片刺激,最后是 4 000 ms 的休息时间。

### 3 结果分析

#### 3.1 模拟数据结果分析

模拟数据降噪效果如图 2 所示,尖峰作为窄高斯的简单模型,信号为模拟产生的自发脑电信号(图 2(a)),如此模拟无诱发活动的脑电与噪声,有助于对包含任意尖峰的信号进行去噪实验。在 4 种比较技术(中值滤波、小波去噪、阈值降噪与薛定谔滤波)中,中值滤波的效果最差,去

除了少量脑电信号与少量的尖峰伪迹(图 2(d))。阈值降噪处理在信号保存方面表现较好,但无法去除阈值以下的尖峰部分,也无法检测到阈值以下的振幅尖峰。同样,当信号超过阈值时,幅度阈值化容易出现去除有效脑电信号的情况(图 2(e))。

薛定谔滤波在保留脑电信号方面效果与阈值降噪同样表现良好,与阈值降噪表现出来不同的是,阈值降噪会使尖峰部分变为矩形波形,远达不到脑电的降噪预期,而薛定谔滤波的表现由图 2(b)可以看出,对于非连续尖峰与低幅度尖峰的去噪表现极佳,基本与模拟原始脑电吻合,而对于连续尖峰与高幅度尖峰的去噪表现则差强人意。在四种技术比较中,小波降噪(图 2(c))在去除尖峰伪迹方面表现同样优秀,但是去除了大量有效信号。

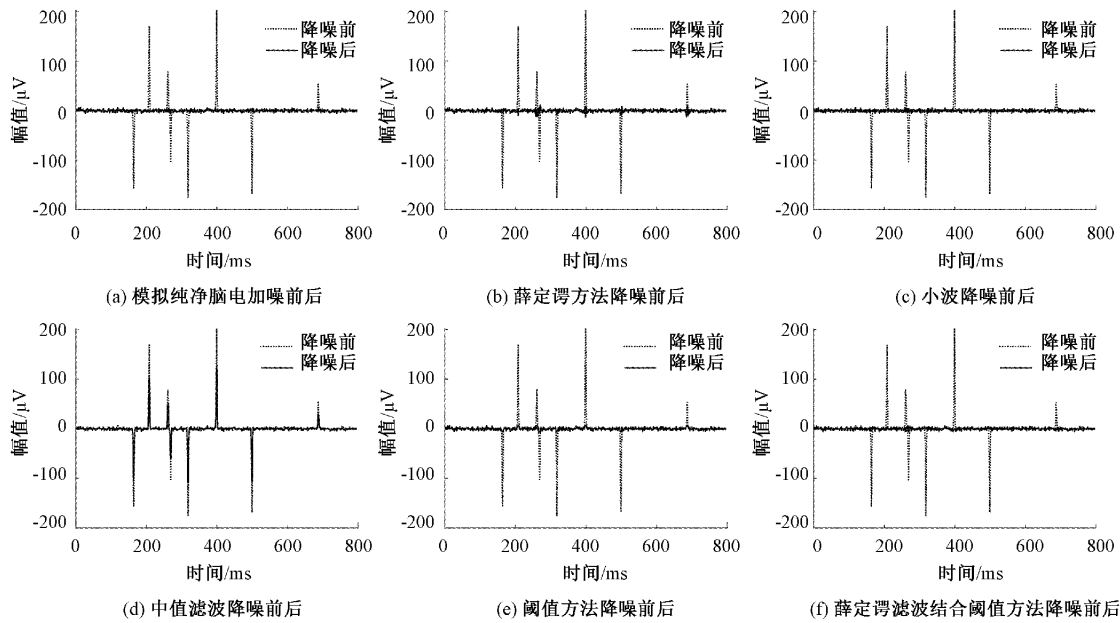


图 2 各方法降噪效果

薛定谔滤波结合阈值降噪的方法,优于所有比较技术,最接近于模拟纯净信号(图 2(a)、(f)),并且具有明显高于一般其他技术的信噪比。

针对模拟数据按加入噪声信噪比一共分 4 组模拟数据,分别为 -10、-15、-20、-25 dB,首先按 4 个固定信噪比分别模拟 20 组数据,计算原始 EEG 信号在不同方法下

的  $E_r$  值取其平均值。具体如表 1 所示。

从表 1 中可以看出,使用本文所提出方法得到去噪信号的  $E_r$  值低于其他 4 种方法。中值滤波、小波降噪、阈值降噪以及薛定谔滤波的  $E_r$  值都比本文方法高出很多。并且随着加入噪声分贝的增加,降噪效果与其他方法的差距越加明显,分别为 -10 dB 的效果提高 3.53%,

表 1 不同方法计算的  $E_r$  值 (平均值±标准差  $\mu v$ )

	-10 dB	-15 dB	-20 dB	-25 dB
模拟信号	1.100 1±0.073 5	1.956 4±0.130 4	3.479 0±0.231 9	6.186 6±0.412 6
中值滤波	1.155 1±0.064 0	1.876 6±0.111 4	3.160 5±0.196 0	5.442 8±0.348 6
阈值算法	0.436 9±0.060 0	0.324 7±0.043 6	0.797 2±0.097 0	1.110 1±0.116 6
小波降噪	0.882 4±0.042 4	1.465 4±0.070 0	1.560 4±0.087 2	1.649 7±0.093 8
薛定谔滤波	0.181 1±0.037 4	0.278 3±0.052 0	0.449 3±0.092 2	0.686 3±0.157 2
薛定谔结合阈值算法	0.174 7±0.031 6	0.226 5±0.036 1	0.320 0±0.065 6	0.350 6±0.065 6

-15 dB 提高 18.61%, -20 dB 提高 28.77%, -25 dB 提高 48.91%。

再计算原始 EEG 信号在不同方法下的 SNR 值。具体如表 2 所示。

表 2 不同方法计算的 SNR 值(平均值±标准差 dB)

	-10 dB	-15 dB	-20 dB	-25 dB
模拟信号	-10.000 0	-15.000 0	-20.000 0	-25.000 0
中值滤波	-8.163 2±0.003 3	-13.122 0±0.017 3	-18.103 5±0.010 0	-23.094 6±0.000 1
阈值算法	1.934 1±0.483 0	2.523 7±0.793 5	1.750 7±0.584 1	2.288 8±0.800 6
小波降噪	3.458 5±1.551 9	2.957 1±1.835 4	-0.075 4±0.541 5	-0.509 6±0.514 9
薛定谔滤波	8.254 3±1.946 4	5.015 0±1.773 5	1.852 1±1.637 6	-1.937 8±1.845 7
薛定谔结合阈值算法	9.014 5±1.401 5	7.470 7±0.975 6	5.773 1±1.255 2	5.395 4±1.125 8

3.2 真实数据结果分析

本文将处理上述采集 20 位被试的 EEG 数据,对比去噪前后的 EEG 波形,并计算皮尔逊相关性。

在本实验范式一个完整的试次任务中,情绪图片刺激时间持续的时间为 6 000 ms。任务态实验通常关注刺激出现后对大脑的影响,并保留一段刺激前的脑电信号作为参考基线。因此截取一个完整的试次来进行去噪实验,并保留刺激前 200 ms 的脑电作为基线,实际截取数据为 [-200 ms, 6 000 ms]。从尖峰去除与诱发活动保留效果两方面对 5 种去噪方法进行比较。

图 3(a)为完整的实验数据经过 AAS 方法去除梯度伪迹后,在单个导联上的信号波形。易从图中看出,其依然包

含了大量的尖峰伪迹残留。图 3(b)表示从图 3(a)中截取的一个试次的 EEG 数据,数据时长 6 200 ms,可以看到存在大量的尖峰伪迹残留。图 3(c)是使用薛定谔方法去除残留尖峰之后的脑电信号。图 3(d)是使用薛定谔方法结合幅度阈值进行去除残留尖峰,通过图 3(e)、(f)两幅图的对比,左图中薛定谔方法对于在残留尖峰与脑电信号相差较小的情况下,薛定谔方法定位伪迹尖峰与去除尖峰的能力变得不稳定,出现了图中尖峰无法准确定位,进而无法去除的问题,而右图清晰的看到结合方法的出现较为有效的弥补了薛定谔滤波对于上述问题的短板,无论从图 3(d)还是图 3(f),都可以看出,薛定谔滤波结合阈值算法在尖峰去除方面效果良好,并且为去除任何 EEG 信号中的诱发活动。

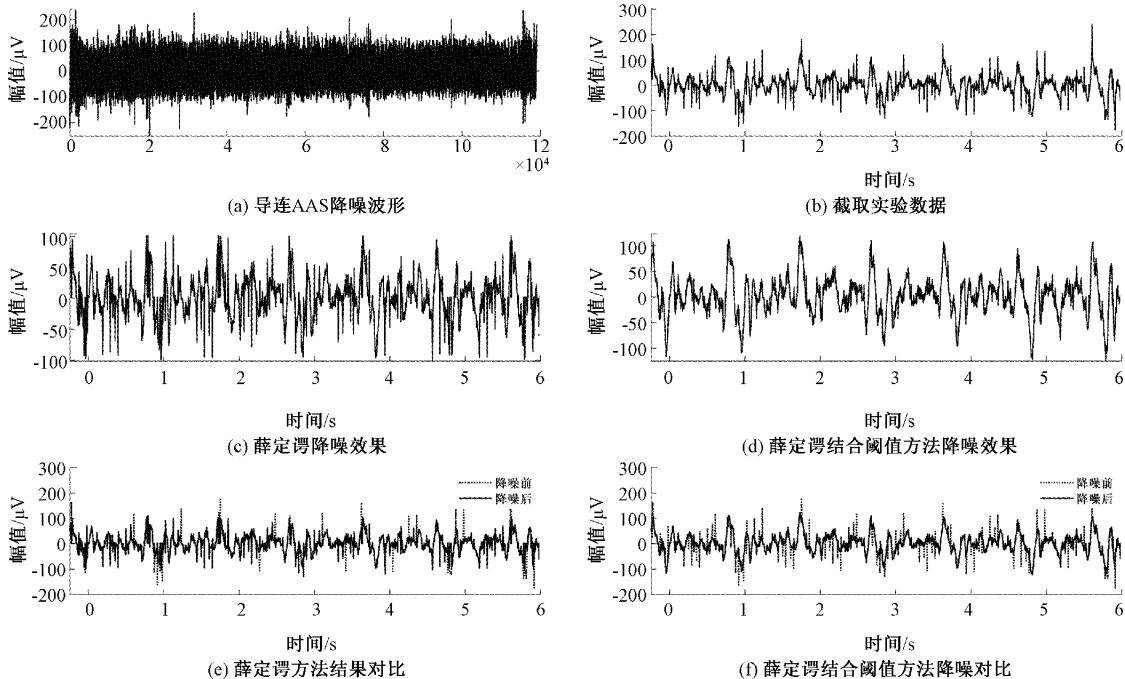


图 3 单个被试数据降噪效果

皮尔逊相关系数是衡量真实 EEG-fMRI 数据去噪方法好坏的一个重要指标,故计算了 20 个被试在使用多个方法去除残留伪迹尖峰前后的皮尔逊相关系数。表 3 是

C3 电极点与其他 63 个导联分别计算相关系数,然后取其平均值。从表中可以明显的看出去除残留伪迹尖峰后 EEG 的皮尔逊相关系数明显降低,说明梯度伪迹得到了明

表 3 真实数据不同方法计算的皮尔逊相关系数

被试编号	模拟信号	中值滤波	阈值算法	小波降噪	薛定谔滤波	薛定谔结合阈值算法
1	0.935 7	0.293 5	0.447 9	0.496 2	0.410 8	0.293 3
2	0.838 3	0.319 9	0.333 0	0.370 8	0.296 2	0.288 6
3	0.917 4	0.371 0	0.371 6	0.349 2	0.366 9	0.369 7
4	0.841 0	0.379 9	0.361 4	0.360 1	0.359 0	0.374 8
5	0.951 5	0.519 5	0.564 7	0.500 9	0.507 8	0.447 6
6	0.874 2	0.408 8	0.394 5	0.424 7	0.380 1	0.387 3
7	0.705 3	0.181 7	0.174 2	0.261 9	0.219 8	0.228 2
8	0.937 2	0.281 0	0.290 0	0.355 5	0.282 1	0.282 6
9	0.984 5	0.235 4	0.313 8	0.718 1	0.333 6	0.247 3
10	0.937 2	0.281 0	0.290 0	0.355 5	0.282 1	0.282 6
11	0.955 0	0.329 1	0.332 2	0.399 7	0.333 7	0.306 3
12	0.942 3	0.291 1	0.312 7	0.318 6	0.292 9	0.264 6
13	0.824 4	0.299 8	0.344 1	0.399 3	0.356 1	0.316 8
14	0.920 4	0.273 2	0.385 6	0.539 6	0.372 8	0.245 8
15	0.913 3	0.513 3	0.513 8	0.401 1	0.456 5	0.445 9
16	0.940 9	0.321 7	0.363 9	0.546 6	0.383 7	0.311 6
17	0.859 9	0.368 6	0.328 3	0.448 6	0.241 4	0.221 9
18	0.968 3	0.348 3	0.435 8	0.665 6	0.446 2	0.328 1
19	0.793 6	0.416 3	0.427 2	0.272 5	0.439 9	0.392 7
20	0.870 7	0.339 5	0.458 6	0.432 2	0.430 8	0.334 8
平均值	0.895 5	0.338 6	0.372 2	0.430 8	0.359 6	0.318 5
±标准差	±0.067 4	±0.080 8	±0.084 8	±0.115 8	±0.074 0	±0.065 0

显的抑制,而且对比中值滤波和小波降噪方法之后发现运用薛定谔结合幅度阈值算法方法效果较好,去除了极大部分的伪迹。

在电极导联时间序列上的尖峰伪影一致的情况下,相关性极具变大,尖峰减少应降低更接近无噪声脑电的相关性数值。此外,鉴于诱发 EEG 活动表面上的随机性,诱发 EEG 时间序列的相关性可能对降噪后信号丢失的变化敏感。这两点激发了一个假设,即在同时具有高尖峰去除和高信号保留的去除之后,更准确地测量尖峰污染数据中包含的诱发 EEG 活动的相关性。前面使用信号幅值误差与信噪比(表 1 和 2)量化了这种去噪性能,其中薛定谔结合阈值算法得分最高。

表 3 结果表明,通过薛定谔结合阈值算法的皮尔逊相关系数更低,较第二名薛定谔滤波方法的去尖峰降噪效果提高 11% 左右,去除时间序列之间的虚假相关性效果更好。

以上结果证明,薛定谔结合阈值算法能够保留受到尖峰污染的诱发活动,进行更准确的基于相关性的功能连接性分析。

#### 4 结 论

同步 EEG-fMRI 记录是一项应用广泛的功能性神经成像技术。缺陷在于磁场环境下会在 EEG 中产生大量的

伪迹,严重影响着 EEG 的质量,尤其是梯度伪迹,完全覆盖了 EEG 信号。传统方法利用 AAS 方法初步去除梯度伪迹,使得脑电信号可以被观测到,此方法能够对梯度伪迹进行一定的去除,却无法精确定位去除掉每个梯度尖峰,不能有效的降低导联直接因尖峰残留而产生的虚假相关性。薛定谔滤波的出现有效的解决了这一问题,其在定位残留尖峰伪迹方面的能力十分出众。但它在尖峰位于波形波谷或高频波动幅度与峰值相当时,会影响尖峰定位的能力。

为了解决这些问题,本文通过模拟数据与真实数据的实验结果进行多次对比,在残留尖峰与脑电信号相差较小的情况下,薛定谔方法定位伪迹尖峰与去除尖峰的能力变得不稳定,数据中的低频波动可能具有相当大的幅度,如果尖峰位于波动的波谷,则可能导致尖峰低估,或者如果尖峰处于波峰,则可能会导致高估。此外,高频波动的幅度与峰值相当,可能导致峰值低估。薛定谔滤波器有可能清除这些波动,同时保留尖峰结构。从而出现了有效诱发活动被去除与尖峰伪迹未被识别等情况。进而得出采用薛定谔结合幅度阈值方法去除尖峰伪迹,解决了后续去除心电以及保留诱发活动的分析处理上的困难。而且在模拟数据以及真实数据上同小波降噪等方法对比了多项评价指标,发现薛定谔结合幅度阈值方法在多指标上去除残

留尖峰伪迹效果都较其他方法要好,能得到一个更为纯净的脑电信号,为脑电和核磁在临床以及科学领域的融合研究提供了数据基础。

### 参考文献

- [1] 邹凌,严永,杨彪,等.基于同步 EEG-fMRI 采集的情绪认知重评数据特征融合分析研究[J].自动化学报,2016,42(5):771-781.
- [2] 张蔚,姜忠义,李文杰,等.基于偶极子特征优化的情绪重评同步 EEG-fMRI 源定位研究[J].中国生物医学工程学报,2021,40(3):280-290.
- [3] SPENCER G S, SMITH J A, CHOWDHURY M E H, et al. Exploring the origins of EEG motion artefacts during simultaneous fMRI acquisition: Implications for motion artefact correction [J]. *NeuroImage*, 2018, 173: 188-198.
- [4] WANG K, LI W, DONG L, et al. Clustering-constrained ICA for ballistocardiogram artifacts removal in simultaneous EEG-fMRI[J]. *Frontiers in neuroscience*, 2018, 12: 59.
- [5] ZHANG S, HENNIG J, LEVAN P. Direct modelling of gradient artifacts for EEG-fMRI denoising and motion tracking[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2019, 16(5):056010.1-056010.11.
- [6] EGAN M K, LARSEN R, WIRSICH J, et al. Safety and data quality of EEG recorded simultaneously with multi-band fMRI[J]. *PloS One*, 2021, 16(7): e0238485.
- [7] YU Q, WU L, BRIDWELL D A, et al. Building an EEG-fMRI multi-modal brain graph: A concurrent EEG-fMRI study [J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2016, 10, DOI: 10.3389/fnhum.2016.00476.
- [8] ALLEN P J, JOSEPHS O, TURNER R. A method for removing imaging artifact from continuous EEG recorded during functional MRI [J]. *Neuroimage*, 2000, 12(2): 230-239.
- [9] PIORECKY M, KOUDELKA V, STROBL J, et al. Artifacts in simultaneous hdeeg/fmri imaging: A nonlinear dimensionality reduction approach [J]. *Sensors*, 2019, 19(20): 4454.
- [10] LEE H J, HUANG S Y, KUO W J, et al. Concurrent electrophysiological and hemodynamic measurements of evoked neural oscillations in human visual cortex using sparsely interleaved fast fMRI and EEG[J]. *NeuroImage*, 2020, 217: 116910.
- [11] STEYRL D, MÜLLER-PUTZ G R. Artifacts in EEG of simultaneous EEG-fMRI: Pulse artifact remainders in the gradient artifact template are a source of artifact residuals after average artifact subtraction[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 16(1): 016011.
- [12] BOROUJENI K B, TIESINGA P, WOMELSDORF T. Adaptive spike-artifact removal from local field potentials uncovers prominent beta and gamma band neuronal synchronization[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2020, 330: 108485.
- [13] LIU Z, ZWART J, GELDEREN P V, et al. Statistical feature extraction for artifact removal from concurrent fMRI-EEG recordings [J]. *Neuroimage*, 2012, 59(3):2073-2087.
- [14] CHOWDHURY M, 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(1): 307-319.
- [15] MAZIERO D, VELASCO T R, HUNT N, et al. Towards motion insensitive EEG-fMRI: Correcting motion-induced voltages and gradient artefact instability in EEG using an fMRI prospective motion correction (PMC) system [J]. *NeuroImage*, 2016, 138:13-27.
- [16] MAYELI A, HENRY K, WONG C K, et al. Automated pipeline for EEG artifact reduction (APPEAR) recorded during fMRI [J]. *ArXiv Preprint*, 2019, ArXiv:1912.05507.
- [17] MORADI N, LEVAN P, AKIN B, et al. Holo-Hilbert spectral-based noise removal method for EEG high-frequency bands [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2022, 368: 109470.
- [18] ABREU R, LEAL A, FIGUEIREDO P. EEG-informed fMRI: A review of data analysis methods[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2018, 12: 29.
- [19] ZHOU J, LI J, ZHONG H, et al. Fiber based clock synchronization method for medical ultrasound system[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 2020(99):1-1.
- [20] BENIGNO G B, MENON R S, SERRAI H. Schrödinger filtering: A precise EEG despiking technique for EEG-fMRI gradient artifact [J]. *NeuroImage*, 2021, 226: 117525.
- [21] LALEG-KIRATI T M, CRÉPEAU E, SORINE M. Semi-classical signal analysis [J]. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 2013, 25(1): 37-61.
- [22] LI P, PILIOURAS E, POGHOSYAN V, et al. Automatic detection of epileptiform EEG discharges based on the semi-classical signal analysis (SCSA) method [C]. 2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine &

- Biology Society(EMBC), IEEE, 2021: 928-931.
- [23] CHAHID A, BHADURI S, MAOUI M, et al. Residual water suppression using the squared eigenfunctions of the Schrödinger operator[J]. IEEE Access, 2019, 7: 69126-69137.
- [24] JATOI M A, KAMEL N, MUSAVI S H A, et al. Bayesian algorithm based localization of EEG recorded electromagnetic brain activity [J]. Current Medical Imaging, 2019, 15(2): 184-193.
- [25] SAHIB A K, ERB M, MARQUETAND J, et al. Evaluating the impact of fast-fMRI on dynamic functional connectivity in an event-based paradigm[J]. PLoS One, 2018, 13(1): e0190480.

### 作者简介

黄海, 硕士研究生, 主要研究方向为信号处理、生物医学信息技术。

E-mail: 985957368@qq.com

李文杰, 硕士, 主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: lwj@cczu.edu.cn

邹凌, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为人工智能、生物医学信息技术、信号处理。

E-mail: zouling@cczu.edu.cn