

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416822

基于改进薛定谔滤波的 fNIRS 信号伪迹去除算法<sup>\*</sup>吕轶<sup>1</sup> 苏龙<sup>1</sup> 蓝晓宇<sup>1,2</sup> 梁明坤<sup>1,2</sup>

(1. 沈阳航空航天大学电子信息工程学院 沈阳 110136; 2. 辽宁省空天信息感知与智能处理重点实验室 沈阳 110136)

**摘要:** 功能性近红外光谱(fNIRS)是一种新兴的光学神经成像技术,提供了无创、便携且低成本的脑活动监测方法。针对受试者头部移动产生的运动伪迹,结合数学形态学方法,提出了一种改进薛定谔滤波的 fNIRS 信号运动伪迹去除算法。将该算法分别应用于仿真和真实实验得到的反映受试者血红蛋白浓度变化情况的光密度信号,并与时间导数分布修复和峰度小波等伪迹去除算法进行性能对比。结果表明,所提算法可将未校正信号的信噪比提升 28.66 dB、均方根误差降低到 0.06、皮尔逊相关系数的平方提升到 0.83、峰峰值误差降低到 0.05,相对于其他算法更能有效地去除运动伪迹。

**关键词:** 功能性近红外光谱;运动伪迹;数学形态学;薛定谔滤波

**中图分类号:** TN911.7;TN713 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

## Artifact removal algorithm for fNIRS signals based on improved Schrödinger filtering

Lyu Yi<sup>1</sup> Su Long<sup>1</sup> Lan Xiaoyu<sup>1,2</sup> Liang Mingshen<sup>1,2</sup>

(1. School of Electronic Information Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China;

2. Liaoning Provincial Key Laboratory of Aerospace Information Perception and Intelligent Processing, Shenyang 110136, China)

**Abstract:** Functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) is an emerging optical neuroimaging technology that offers a non-invasive, portable, and cost-effective method for monitoring brain activity. Aiming at the motion artifacts caused by the subjects' head movement, an improved Schrödinger filter algorithm for removing motion artifacts from fNIRS signals was proposed in combination with mathematical morphology method. The algorithm was applied to the optical density signals obtained from simulation and real experiments, reflecting the changes in hemoglobin concentration of the subjects, and its performance was compared with artifact removal algorithms such as time derivative distribution repair and kurtosis wavelet. The results show that the proposed algorithm can improve the signal-to-noise ratio of the uncorrected signal by 28.66 dB, reduce the root mean square error to 0.06, increase the square of the Pearson correlation coefficient to 0.83, and reduce the peak-to-peak error to 0.05. Compared with other algorithms, it can remove motion artifacts more effectively.

**Keywords:** functional near-infrared spectroscopy; motion artifact; mathematical morphology; Schrödinger filtering

## 0 引言

功能性近红外光谱(functional near-infrared spectroscopy, fNIRS)是一种利用近红外光测量脑组织局部血红蛋白浓度变化进而监测大脑神经活动的光学神经成像技术<sup>[1-3]</sup>。fNIRS与脑电图(electroencephalogram, EEG)和功能性磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)等技术相比,具有便携性、低成本、无创和非侵入性等优势,使其在脑功能认知研究和神经的辅助治

疗等领域发挥着重要作用<sup>[4-6]</sup>。当 fNIRS 设备通过光纤探头采集信号时,受试者的头部运动可能会导致探头和头皮之间的相对位移,从而产生运动伪迹。光纤探头快速移动并回到原始位置时会产生尖峰,缓慢移动会产生缓慢漂移,位置改变时会产生基线突变<sup>[7-8]</sup>。这 3 种运动伪迹会遮盖 fNIRS 信号的时序和生理特征,对后续的信号特征提取与分析产生严重影响。有效地去除运动伪迹,是 fNIRS 技术需要解决的关键问题之一。

收稿日期:2024-09-06

\* 基金项目:国家青年科学基金(61801308)、航空科学基金(2020Z017054001)、辽宁省教育厅一般项目(JYT2020049)、辽宁省青年科技人才“育苗”项目(JYT2020129)资助

在早期研究中,研究人员舍弃含有运动伪迹的信号片段或者整个数据段<sup>[9]</sup>。2010年,Blasi等<sup>[10]</sup>使用加速度计采集运动参数,运用自适应滤波算法去除运动伪迹。由于使用加速度计的成本较高,研究人员提出了多种不需要额外硬件的伪迹去除技术。2010年,Scholkmann等<sup>[8]</sup>提出运动伪迹去除(movement artifact reduction algorithm, MARA)算法,检测存在运动伪迹的信号段,利用样条插值方法能够很好地校正基线突变。2014年,Yücel等<sup>[11]</sup>提出目标主成分分析(targeted principle component analysis, tPCA)算法,该算法与MARA算法类似,使用PCA滤波器分解含有运动伪迹的信号段,将分解后的较大值作为运动伪迹进行去除。MARA与tPCA算法高度依赖运动伪迹检测的有效性,无法全面去除运动伪迹。2015年,Chiarelli等<sup>[12]</sup>提出峰度小波(kurtosis wavelet, kWavelet)算法,将高于阈值的系数视为伪迹进行去除,但会加剧信号的漂移。2019年,Fishburn等<sup>[13]</sup>提出时间导数分布修复(temporal derivative distribution repair, TDDR)算法,去除基线突变的效果较好,但不能有效地去除尖峰。考虑到以上单一算法存在着局限性,近年来研究人员提出多种融合算法去除各类运动伪迹。2018年,Jahani等<sup>[14]</sup>将样条插值(Spline interpolation)与Savitzky-Golay滤波相结合(Spline-SG),提高了伪迹去除的效果,但容易过拟合,且无法很好地去除尖峰。2019年,Lorenzo等<sup>[15]</sup>结合样条插值和小波(Wavelet)方法(Spline-Wavelet)去除运动伪迹,仍存在缓慢漂移。2022年,Huang等<sup>[16]</sup>提出双级中值滤波

(dual-stage median filter, DSMF)算法能有效地去除运动伪迹,但运动伪迹叠加时,伪迹会转化为尖峰。2023年,Al-Omairi等<sup>[17]</sup>结合小波变换与基于相关性的信号改进算法去除运动伪迹,但只局限于血红蛋白浓度信号。

为有效去除fNIRS信号中多种运动伪迹。本文基于薛定谔滤波(Schrödinger filtering, SF)算法,针对fNIRS信号特点,提出移动平均薛定谔滤波(moving average Schrödinger filtering, MASF)算法,并结合数学形态学(mathematical morphology, MM)去除信号中的运动伪迹。所做工作如下:1)构建fNIRS仿真信号并使用公开真实数据集进行验证,首先,采用MM算法去除基线突变和缓慢漂移,随后使用MASF算法去除尖峰。2)验证所提算法与其他常用算法在信噪比、均方根误差、皮尔逊相关系数的平方和峰峰值误差四个评价指标上的效果,以验证所提算法的性能和有效性。

## 1 改进的薛定谔滤波算法

### 1.1 fNIRS 信号的预处理

fNIRS信号的预处理包含信号转换、运动伪迹去除和带通滤波,如图1所示。信号转换是将采集的原始强度信号转化为光密度(optical density, OD)信号,更好地揭示运动伪迹;运动伪迹去除旨在处理因受试者头部移动而引起的基线突变、缓慢漂移和尖峰;带通滤波抑制如心跳、Mayer波等生理噪声。最终得到去噪后OD信号,其中运动伪迹由所提出的移动平均薛定谔滤波结合数学形态学(MASF-MM)算法来校正。

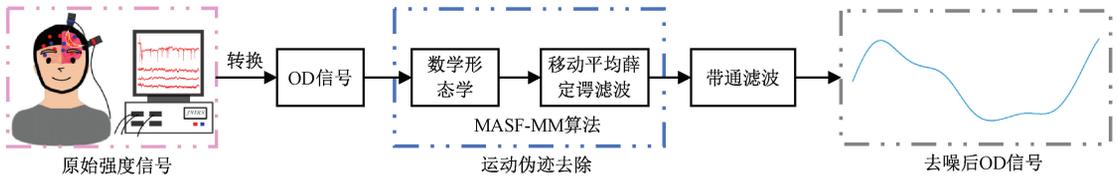


图1 fNIRS信号的预处理

Fig. 1 Preprocessing of fNIRS signals

### 1.2 薛定谔滤波算法

Benigno等<sup>[18]</sup>提出薛定谔滤波算法去除fMRI和EEG中的尖峰伪迹,本文将其拓展到fNIRS研究。薛定谔滤波使用半经典信号分析(SCSA)<sup>[19-20]</sup>方法,将输入信号作为薛定谔算子中的吸引势。基于算子的离散谱,把输入信号分解成平滑的脉冲形函数,这些函数称为薛定谔分量。低阶薛定谔分量捕获输入的能量密集峰值,薛定谔滤波去除尖峰,就是从输入信号中减去低阶分量。该算法自动确定低阶尖峰分量与频谱其余部分的边界,并使用核密度估计,能够鲁棒、自动地分类成有尖峰和无尖峰的分量。

一维半经典薛定谔算子由下式给出:

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

其中,  $h \in \mathbb{R}_{>0}$  是标量参数,  $s(t) \in \mathbb{R}_{\geq 0}$  是时间  $t$  的

一维输入信号。将薛定谔方程转化成特征值问题:

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

其中,  $\lambda$  是特征值,  $\psi(t)$  是  $H_h(t)$  运算的相应特征函数。一般地,当  $\lambda \geq 0$  会产生连续谱,对于负  $\lambda$  会生成由下式定义的离散谱:

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

其中,  $\kappa_{h,n} > 0$ ,  $N_h$  是负特征值的数目。忽略非负  $\lambda$  后,  $s(t)$  由下式表示:

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

其中, 每项  $4h \sum_{n=1}^{N_h} \kappa_{h,n} \phi_{h,n}^2$  是一个薛定谔分量, 薛定谔分量是脉冲形状的, 能够捕获能量密集的输出峰值。一个

分量的脉冲越多,能量密度越低,在方程中的阶数越高,能量密度的负梯度在特征值  $\{-\kappa_{i,n}^2\}_{n=1}^N$  上是一个单调递减函数。

### 1.3 移动平均薛定谔滤波算法

当信号幅度与尖峰相近时,SF 算法去除尖峰效果有所下降<sup>[21]</sup>,本文提出移动平均薛定谔滤波算法。使用移动平均标准差方法再次降噪,移动平均标准差方法通过计算数据窗口内的标准差来识别和去除噪声,尖峰定义为信号与移动平均的差值大于阈值的点,使用移动平均值替换尖峰。移动平均值的公式如下:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{k} \sum_{j=i}^{i+k-1} x_j \quad (5)$$

其中,  $\bar{x}_i$  是第  $i$  个窗口的平均值,  $k$  是窗口的大小。

如果信号的某个值与其移动平均值之差的绝对值大于一个设定的阈值,可以认为这个值是一个异常值,将其标记为尖峰。标准差的公式如下:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (6)$$

异常值公式:

$$x_{spike} = \{ \| SD \| > threshold \} \quad (7)$$

其中,  $SD$  是标准差,  $x_i$  是信号的值,  $n$  是信号的长度,  $threshold$  是设定的阈值,  $x_{spike}$  是标记的异常值。

然后,将信号中的异常值或峰值  $x_{spike}$  替换为其周围数据的移动平均值  $\bar{x}_{spike}$ , 即:

$$x_{spike} = \bar{x}_{spike} \quad (8)$$

可以有效地消除信号中的残余的峰值。

该算法的运行步骤:

1) 将只包含正、负尖峰的 fNIRS 信号进行半波整流,输出非负信号;

2) 对整流后的信号通过半经典信号分析平滑处理,形成包含极少信号的尖峰模板;

3) 尖峰包含在每个模板特征谱的前几个分量中,通过核密度估计聚集;

4) 对反向流中的尖峰信号进行反转,将尖峰分量从原始输入信号中减除;

5) 使用移动平均标准差的方法对步骤 4) 的输出信号再次处理,得到最终去除尖峰后的信号。

### 1.4 数学形态学方法

数学形态学是基于集合论、格理论、拓扑学和随机函数的几何结构分析和处理的理论和技术<sup>[22]</sup>。1989 年,Chu 等<sup>[23]</sup>首次将数学形态学引入一维心电信号的基线纠正。此后,数学形态学在各种信号处理领域中得到了广泛应用和深入研究。2020 年,赵杰等<sup>[24]</sup>将数学形态学成功应用于功能性近红外光谱(fNIRS)信号处理。通过选择合适的结构元素类型和尺寸,运用开、闭运算可对 fNIRS 信号进行运动伪迹处理。单通道 fNIRS 信号可以视为一维的,在一维信号处理中,腐蚀和膨胀的定义如下:

设  $f(x)$  与  $g(x)$  分别为定义在  $F = \{0, 1, \dots, N-1\}$  和  $G = \{0, 1, \dots, M-1\}$  上的一维离散函数,  $f(x)$  为输入信号,  $g(x)$  为结构元素,  $N$  为信号采样点总数,  $M$  为结构元素长度,  $N \geq M$ 。

$f(x)$  关于  $g(x)$  的腐蚀运算:

$$(f \ominus g)(x) = \min_{y=0, \dots, M-1} \{f(x+y) - g(y)\}, (x = 0, 1, \dots, N-M) \quad (9)$$

$f(x)$  关于  $g(x)$  的膨胀运算:

$$(f \oplus g)(x) = \max_{y=0, \dots, M-1} \{f(x-y) + g(y)\}, (x = 0, 1, \dots, N+M-2) \quad (10)$$

将两种运算级联推导出开运算和闭运算:

$f(x)$  关于  $g(x)$  的开运算:

$$(f \circ g)(x) = (f \ominus g \oplus g)(x) \quad (11)$$

$f(x)$  关于  $g(x)$  的闭运算:

$$(f \cdot g)(x) = (f \oplus g \ominus g)(x) \quad (12)$$

开运算和闭运算是通过在信号的下方和上方移动结构元素来进行的,其结果是结构元素的任何部分所达到的最高点和最低点。

本文通过将开运算和闭运算组合并取平均,用来去除信号中的基线突变和缓慢漂移。

$$f_o = (f_i \circ g_1 + f_i \cdot g_2) / 2 \quad (13)$$

式中:  $f_i$  为输入信号,  $f_o$  为输出信号,  $g_1$  为开运算的结构元素,  $g_2$  为闭运算的结构元素。

该算法的运行步骤:

1) 将 fNIRS 信号分别通过开运算和闭运算;

2) 对通过开、闭运算的 fNIRS 信号取平均,提取含有基线突变和缓慢漂移的趋势项;

3) 用原始信号减去步骤 2) 中的趋势项信号,得到最终校正基线的信号。

## 2 fNIRS 实验数据

### 2.1 仿真 fNIRS 光密度信号

fNIRS 信号的预处理包含信号转模拟了包含全身血流动力学变化的典型振荡的 fNIRS 信号。该信号由 4 个正弦波和附加高斯白噪声  $\sigma(t)$  组成:

$$x_{fNIRS}(t) = \sum_{i=1}^n (\mu_i \sin(\omega_i t) + \gamma \sigma(t)) \quad (14)$$

其中,  $n = 4$ ,  $\omega = 2\pi f$ ,  $\mu$  为正弦波振荡的幅度,  $\gamma$  为  $\sigma(t)$  的幅度。每个正弦波的幅度和频率根据真实 fNIRS 信号的平均频率定义<sup>[25-27]</sup>。极高频振荡模拟生理噪声中的心跳,  $f = 1 \text{ Hz}$ ,  $\mu = 0.6$ ,  $\gamma = 0.01$ ; 高频振荡模拟呼吸,  $f = 0.25 \text{ Hz}$ ,  $\mu = 0.2$ ,  $\gamma = 0.01$ ; 低频振荡模拟血压,  $f = 0.1 \text{ Hz}$ ,  $\mu = 0.9$ ,  $\gamma = 0.01$ ; 极低频振荡模拟与大脑激活相关的血流动力学响应函数成分,  $f = 0.04 \text{ Hz}$ ,  $\mu = 1$ ,  $\gamma = 0.05$ 。采样频率设置为  $10 \text{ Hz}$ , 采样点设置为  $4510$ <sup>[8]</sup>。基线突变由正负飘移随机生成 3 次,幅值为  $4 \sim 5$ 。尖峰由指数函数  $x(t) = b^{1/t}$  模拟,它的标准差是输入

信号的 25 倍,每分钟产生 2 个尖峰,时间常数  $\tau$  为 0.1~0.5 s,正增长系数  $b$  由随机正态分布函数产生。缓慢漂移通过幂函数  $y = x^2$  模拟产生,幅值从 1~2 任意选取,持续 7~10 s,随机出现 1 次。将上述生成的运动伪迹添加到仿真信号中<sup>[13]</sup>,根据上述方法共获得 20 组仿真数据。

## 2.2 真实 fNIRS 光密度信号

将模拟的血红蛋白浓度信号添加到真实实验的静息状态数据中,形成实验任务态数据。静息数据是麻省总医院采集的 DATASET2 公开数据集,该数据集以 5 例健康受试者(4 男 1 女,年龄 35±13)为研究对象,使用 TechEn CW6 系统对静息状态下的 fNIRS 信号进行采集,采样频率 50 Hz。光纤探头位置如图 2 所示,包含 15 个光源、18 个长距离检测器和 14 个短距离检测器,光源波长分别为 690 nm 和 830 nm,长距离检测器距光源 30 mm,短距离检测器距光源 8 mm<sup>[14]</sup>。通过 Gamma 函数来模拟血流动力学响应函数(hemodynamic response function, HRF),持续时间 20 s,峰值位置在 5 s 左右。任务态实验由组块模型产生,在总信号时长内共产生 10~11 个组块,每个组块时长为 25 s,两个组块间隔为 15~20 s。最后,采用 HRF 对实验任务组块进行卷积处理,得到模拟血红蛋白浓度信号<sup>[24]</sup>。然后再将血红蛋白浓度信号与静息态数据相加,导致氧合血红蛋白(oxyhemoglobin, HbO<sub>2</sub>)浓度增加 5.48 μmol/L,脱氧血红蛋白浓度减少 1.06 μmol/L。

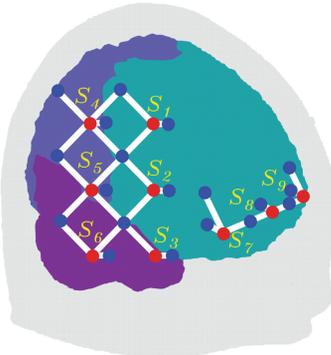


图 2 光纤探头摆放位置

Fig. 2 Fiber optic probe placement

原信号中运动伪迹较少,无法充分验证算法去伪效果,根据 2.1 方法生成 3 种运动伪迹(在信号上随机生成 4 个基线突变和 1 个缓慢漂移,在信号前 6 min 每 2 min 随机生成 2 个尖峰),添加到 OD 信号中得到最终的任务态实验数据。

## 2.3 算法参数及评价指标

### 1) 算法参数

MASF 算法需要设计移动平均窗口的长度和阈值,窗口的大小和阈值的选择对结果会有很大影响。设置仿真实验的窗口为 40,阈值为 3;真实实验的窗口为 40,阈值为 5。MM 方法根据信号长度和伪迹程度来设置结构元素的

形状和长度。仿真实验结构元素  $g_1$  为圆盘型长度为 100,  $g_2$  为直线型长度为 185。真实实验结构元素  $g_1$  为圆盘形长度 1 000,  $g_2$  为直线型长度为 285。

采用本文所述的 MASF-MM 算法和 MARA、tPCA、TDDR、kWavelet、Spline-SG、Spline-Wavelet、DSMF 算法对 OD 信号进行校正。对比算法由 Homer2 工具箱中的函数实现,主要参数由原论文提供。MARA 算法使用 hmrMotionArtifactByChannel 函数检测运动伪迹,用 hmrMotionCorrectSpline 函数去除运迹,参数如下: tMotion=0.5, tMask=2, STDEVthresh=20, AMPthresh=0.5, p=0.99。tPCA 算法由 hmrMotionCorrectPCArecurse 函数实现,检测运动伪迹函数同上,参数为: tMotion=0.5, tMask=2, STDEVthresh=20, AMPthresh=0.5, nSV=0.97, maxIter=3。kWavelet 算法由 hmrMotionCorrectKurtosis Wavelet 函数实现,参数如下: Kurtosis=3.3。TDDR 算法使用 hmrMotionCorrectTDDR 函数,无需提供任何参数。Spline-SG 算法由 hmrMotionCorrectSplineSG 函数实现,参数为: p=0.99, iqr=1.5。Spline-Wavelet 算法由 hmrMotionCorrectSpline 和 hmrMotionCorrectWavelet 函数完成,参数为: p=0.99, iqr=0.5。DSMF 算法函数由原论文提供,时间窗口选为 5 s 和 10 s。

### 2) 评价指标

通过修正的 Beer-Lambert 定律将 OD 信号转化成 HbO<sub>2</sub> 浓度信号,并求 HbO<sub>2</sub> 浓度信号的信噪比 SNR、均方根误差 RMSE、皮尔逊相关系数的平方  $R^2$  和峰峰值误差 EP 这 4 种评价指标对比,展示不同算法去除运动伪迹的效果。

信噪比指信号与噪声的比例,SNR 越大,去伪效果越好。计算公式如下:

$$SNR = 10 \left( \frac{\sum_{i=1}^N x^2(t_i)}{\sum_{i=1}^N [x(t_i) - y(t_i)]^2} \right) \quad (15)$$

其中,  $N$  为信号采样点总数,  $i$  为采样点,  $x(t_i)$  为不含噪声信号  $x(t)$  在  $i$  点的数值,  $y(t_i)$  为去除运动伪迹信号  $y(t)$  在  $i$  点的数值。

均方根误差用于评估两信号间的偏离程度 RMSE 越小,去除伪迹效果越好,计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x(t_i) - y(t_i)]^2} \quad (16)$$

皮尔逊相关系数的平方用于衡量两信号间相关性,越接近 1,去除伪迹效果越好,计算公式如下:

$$R^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{x(t_i) - \langle x(t) \rangle}{s_x} \right] \left[ \frac{y(t_i) - \langle y(t) \rangle}{s_y} \right] \quad (17)$$

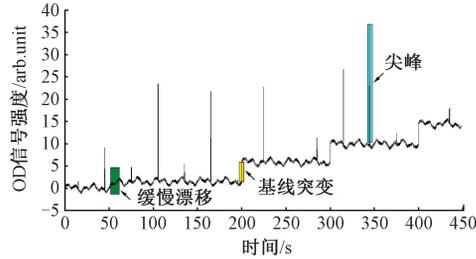
式中:  $s_x$  和  $s_y$  计算公式为  $s_x = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [x(t_i) - \langle x(t) \rangle]^2}$ ,

$$s_y = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [y(t_i) - \langle y(t) \rangle]^2}$$

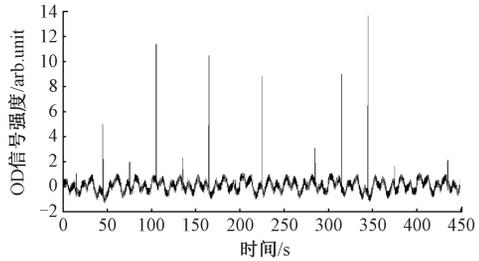
峰峰值误差为两信号间峰值的偏离程度,  $EP$  越小, 去除伪迹效果越好, 计算公式如下:

$$EP = \frac{(y_p - x_p)^2}{x_p} \quad (18)$$

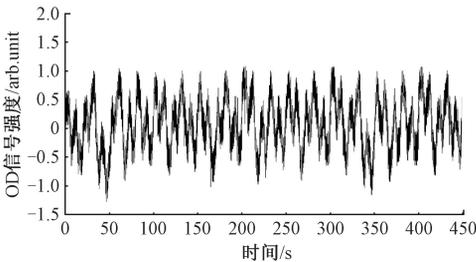
其中,  $x_p$  为  $x(t)$  的峰值,  $y_p$  为  $y(t)$  的峰值。



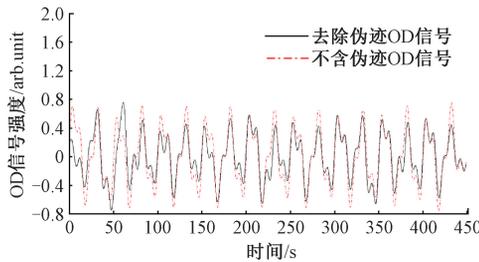
(a) 含有运动伪迹的OD信号  
(a) OD signals containing motion artifacts



(b) MM算法处理后的OD信号  
(b) OD signals processed by MM algorithm



(c) MASF算法处理后的OD信号  
(c) OD signals processed by MASF algorithm



(d) 去除伪迹与不含伪迹OD信号对比  
(d) Comparison of the removed and non-artifact OD signals

图 3 MASF-MM 算法处理仿真 OD 信号的波形图

Fig. 3 The MASF-MM algorithm processes the waveform of the simulated OD signals

已被校正, 从图 3(c)可以看出剩余的尖峰被 MASF 算法有效去除。对比图 3(d)中去除伪迹信号与不含伪迹信号, 发现 MASF-MM 算法可以有效去除 fNIRS 信号中 3 种运动伪迹, 保留信号中的有用信息。

### 2) 伪迹去除算法性能比较

为比较所提出的 MASF-MM 算法与 MARA、tPCA、TDDR、kWavelet、Spline-SG、Spline-Wavelet、DSMF 算法的去除运动伪迹效果, 用以上算法对 20 组仿真 OD 信号进行伪迹去除, 通过修正的 Beer-Lambert 定律将 OD 信号转化成  $\text{HbO}_2$  浓度信号, 计算  $\text{HbO}_2$  浓度信号的  $SNR$ 、 $RMSE$ 、 $R^2$  和  $EP$ , 最后对 20 组信号的评价指标进行平均并计算标准差。

结果如表 1 和图 4 所示, 与未处理的原始信号相比, Spline-SG、DSMF、MASF-MM 算法在  $SNR$ 、 $RMSE$  上均有很大改善; MASF-MM 算法在  $R^2$  上表现最好; DSMF、MASF-MM 算法在  $EP$  上表现良好。相比之下, MARA、TDDR、kWavelet 算法提升不明显, tPCA 算法去除伪迹效果最差, 与单一算法相比, 结合算法去除运动伪迹的性能更好, MASF-MM 算法处理后  $SNR$  提升了 24.99 dB、 $RMSE$  降低到 0.24、 $R^2$  提升到 0.81、 $EP$  降低到 0.02, 去

## 3 实验结果与分析

### 3.1 仿真 OD 信号伪迹去除结果

#### 1) 仿真 OD 信号波形图

图 3 所示为 MASF-MM 算法处理仿真 OD 信号的波形。图 3(a)为含有运动伪迹的 OD 信号, 图 3(b)为经 MM 方法处理后的 OD 信号, 信号中的基线突变和缓慢漂移

除伪迹性能优于其他算法。

### 3.2 真实 OD 信号伪迹去除结果

#### 1) 真实 OD 信号波形图

如图 5 所示, 为 MASF-MM 算法处理波长为 830 nm 的实验 OD 信号的波形。图 5(a)为含有运动伪迹的 OD 信号, 图 5(b)为经 MM 方法处理后的 OD 信号, 基线突变和缓慢漂移得到了明显的校正, 但信号中依然存在尖峰, 从图 5(c)可以看出 MASF 算法能有效去除信号中存在的尖峰, 通过比较图 5(d)中去除伪迹信号与不含伪迹信号的结果可以发现, MASF-MM 算法能够在很大程度上保留任务态中不含运动伪迹的信号情况。

#### 2) 伪迹去除算法性能比较

采用与仿真信号相同的算法对 10 组真实 OD 信号进行伪迹去除, 通过修正的 Beer-Lambert 定律将 OD 信号转化成  $\text{HbO}_2$  浓度信号, 计算  $\text{HbO}_2$  浓度信号的  $SNR$ 、 $RMSE$ 、 $R^2$  和  $EP$ , 最后对 10 组信号的评价指标进行平均并计算标准差。

结果如表 2 和图 6 所示。与未处理的原始信号相比, 经 MARA、Spline-SG、Spline-Wavelet、DSMF、MASF-MM 算法处理后的  $SNR$ 、 $RMSE$  均有明显提升; MASF-MM 算

表 1 仿真信号的 SNR、RMSE、 $R^2$  和 EPTable 1 SNR, RMSE,  $R^2$  and EP of the simulated signals

方法	SNR	RMSE	$R^2$	EP
Uncorrected	$-17.96 \pm 3.33$	$4.43 \pm 1.50$	$0.04 \pm 0.03$	$136.48 \pm 136.82$
MARA	$-16.20 \pm 1.05$	$3.10 \pm 0.74$	$0.17 \pm 0.06$	$87.89 \pm 52.87$
tPCA	$-19.77 \pm 3.29$	$5.46 \pm 1.93$	$0.02 \pm 0.01$	$182.23 \pm 146.40$
TDDR	$-11.42 \pm 4.86$	$2.24 \pm 1.14$	$0.22 \pm 0.10$	$46.18 \pm 29.50$
kWavelet	$-17.22 \pm 3.24$	$4.05 \pm 1.28$	$0.03 \pm 0.03$	$46.62 \pm 29.19$
Spline-SG	$-2.58 \pm 1.67$	$0.72 \pm 0.15$	$0.24 \pm 0.06$	$20.62 \pm 18.80$
Spline-Wavelet	$-6.03 \pm 1.00$	$1.67 \pm 0.70$	$0.22 \pm 0.04$	$40.22 \pm 11.12$
DSMF	$0.99 \pm 0.10$	$0.47 \pm 0.01$	$0.23 \pm 0.04$	$0.53 \pm 0.03$
MASF-MM	$7.03 \pm 0.57$	$0.24 \pm 0.01$	$0.81 \pm 0.02$	$0.02 \pm 0.01$

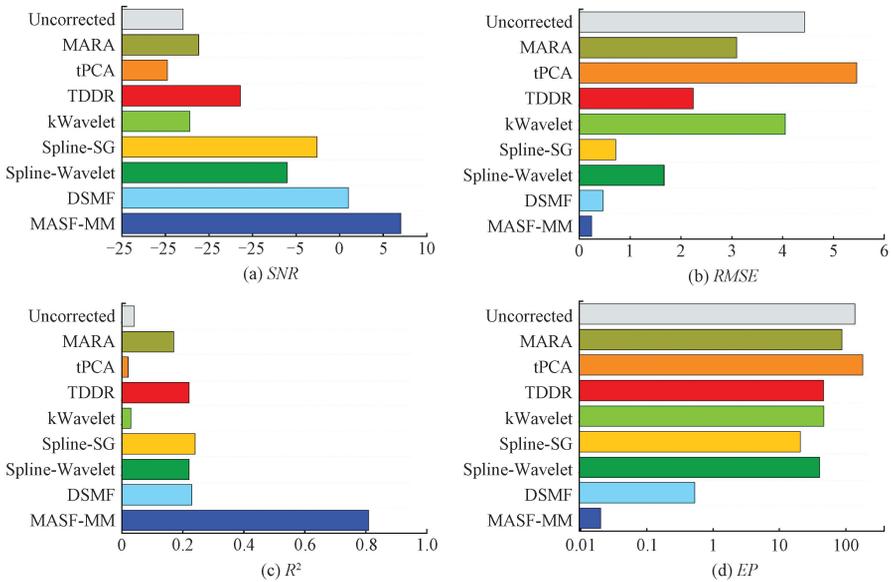


图 4 仿真信号经不同算法处理后评价指标对比

Fig. 4 Comparison of evaluation indexes of simulated signals processed by different algorithms

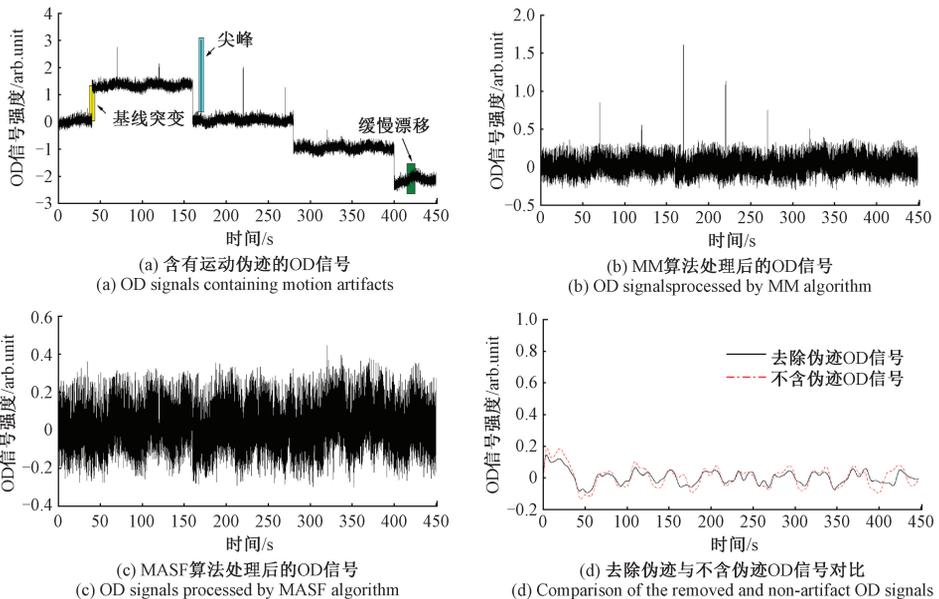


图 5 MASF-MM 算法处理真实 OD 信号的波形图

Fig. 5 The MASF-MM algorithm processes the waveform of the real OD signals

表 2 真实信号的  $SNR$ 、 $RMSE$ 、 $R^2$  和  $EP$   
 Table 2  $SNR$ 、 $RMSE$ 、 $R^2$  and  $EP$  for real signals

方法	$SNR$	$RMSE$	$R^2$	$EP$
Uncorrected	$-22.64 \pm 5.31$	$2.02 \pm 1.10$	$0.03 \pm 0.04$	$88.23 \pm 110.77$
MARA	$-4.90 \pm 2.48$	$0.23 \pm 0.07$	$0.47 \pm 0.21$	$24.18 \pm 54.60$
tPCA	$-23.65 \pm 5.32$	$2.28 \pm 1.28$	$0.04 \pm 0.03$	$118.95 \pm 155.29$
TDDR	$-17.01 \pm 9.48$	$1.33 \pm 0.96$	$0.32 \pm 0.16$	$64.52 \pm 99.09$
kWavelet	$-22.42 \pm 5.29$	$1.97 \pm 1.07$	$0.04 \pm 0.04$	$44.67 \pm 33.34$
Spline-SG	$1.15 \pm 3.23$	$0.12 \pm 0.06$	$0.51 \pm 0.26$	$30.36 \pm 50.34$
Spline-Wavelet	$-3.94 \pm 2.38$	$0.21 \pm 0.09$	$0.49 \pm 0.13$	$15.01 \pm 7.21$
DSMF	$-7.56 \pm 0.06$	$0.31 \pm 0.01$	$0.04 \pm 0.05$	$1.80 \pm 0.08$
MASF-MM	$6.02 \pm 0.82$	$0.06 \pm 0.01$	$0.83 \pm 0.01$	$0.05 \pm 0.02$

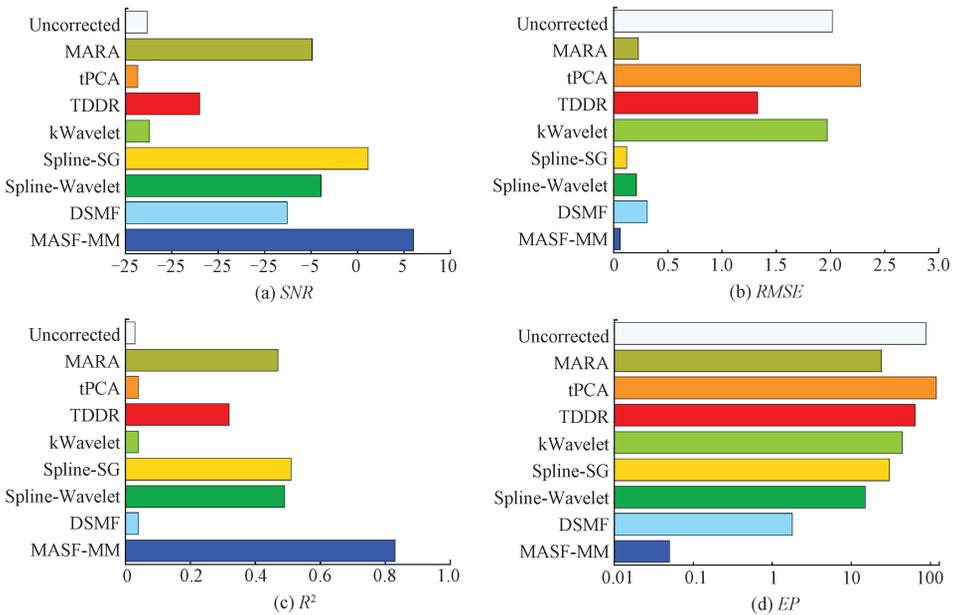


图 6 真实信号经不同算法处理后评价指标对比

Fig. 6 Comparison of evaluation indexes of real signals processed by different algorithms

法在  $R^2$  上表现最佳, MARA、Spline-SG、Spline-Wavelet 算法表现较好, tPCA、DSMF 算法表现最差; DSMF、MASF-MM 算法在  $EP$  上表现良好。相比之下, TDDR、kWavelet 算法提升不明显, tPCA 算法效果最差, 且结合算法去除运动伪迹的性能优于单一算法, MASF-MM 算法处理后  $SNR$  提升了 28.66 dB、 $RMSE$  降低到 0.06、 $R^2$  提升到 0.83、 $EP$  降低到 0.05, 相较于其他算法, 去除伪迹效果明显, 性能优异。

#### 4 结 论

本文将薛定谔滤波算法引入 fNIRS 研究, 并对其改进, 提出了移动平均薛定谔滤波结合数学形态学算法, 旨在高效去除 fNIRS 信号中由头部移动引起的运动伪迹。将 MASF-MM 算法在仿真和真实 fNIRS 信号上验证, 并

与 TDDR、kWavelet 等常见算法相比较, 该算法处理后  $SNR$  提升了 28.66 dB、 $RMSE$  降低到 0.06、 $R^2$  提升到 0.83、 $EP$  降低到 0.05。结果表明, MASF-MM 算法在去除 fNIRS 信号中的运动伪迹性能较好, 可将 MASF-MM 算法作为一种新的 fNIRS 信号预处理算法。未来研究将侧重优化算法的计算效率和稳定性, 以满足实时应用的需求。

#### 参 考 文 献

[1] HOSSAIN M S, CHOWDHURY M E H, REAZ M B I, et al. Motion artifacts correction from single-channel EEG and fNIRS signals using novel wavelet packet decomposition in combination with canonical correlation analysis[J]. Sensors, 2022, 22(9):1-24.  
 [2] MILU M M H, RAHMAN M A, RASHID M A,

- et al. Improvement of classification accuracy of four-class voluntary-imagery fNIRS signals using convolutional neural networks[J]. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 2023, 13(2):10425-10431.
- [3] 李红权, 程昭立, 王发旺. 基于功能性近红外光谱识别步行想象研究[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(1): 161-164.
- LI H Q, CHENG ZH L, WANG F W. Research on recognizing walking imagery based on functional near-infrared spectroscopy [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(1): 161-164.
- [4] 朱朝喆. 近红外光谱脑功能成像[M]. 北京:科学出版社, 2020.
- ZHU CH ZH. *Functional near-infrared spectroscopy*[M]. Beijing: Science Press, 2020.
- [5] 李永康, 李茜, 王琦雯, 等. 基于卷积自编码的 fNIRS 信号运动校正算法研究[J]. *红外技术*, 2024, 46(8): 923-932.
- LI Y K, LI X, WANG Q W, et al. FNIRS signal motion correction algorithm based on convolutional self-coding[J]. *Infrared Technology*, 2024, 46(8): 923-932.
- [6] 刘晋瑞, 宋婷, 舒智林, 等. 一种面向运动解码的 EEG-fNIRS 时频特征融合与协同分类方法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(7):165-173.
- LIU J R, SONG T, SHU ZH L, et al. A time-frequency feature fusion and collaborative classification method for motion decoding with EEG-fNIRS signals[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(7): 165-173.
- [7] ZHOU X, SOBCZAK G, MCKAY C M, et al. Comparing fNIRS signal qualities between approaches with and without short channels[J]. *PLOS ONE*, 2020, 15(12): 1-18.
- [8] SCHOLKMANN F, SPICHTIG S, MUEHLEMANN T, et al. How to detect and reduce movement artifacts in near-infrared imaging using moving standard deviation and spline interpolation[J]. *Physiological Measurement*, 2010, 31(5):649-662.
- [9] NAKANO T, WATANABE H, HOMAE F, et al. Prefrontal cortical involvement in young infants' analysis of novelty[J]. *Cerebral Cortex*, 2009, 19(2): 455-463.
- [10] BLASI A, PHILLIPS D, LLOYD-FOX S, et al. Automatic detection of motion artifacts in infant functional optical topography studies[C]. *Advances in Experimental Medicine and Biology*, 2010, 662: 279-284.
- [11] YÜCEL M A, SELB J, COOPER R J, et al. Targeted principle component analysis: A new motion artifact correction approach for near-infrared spectroscopy[J]. *Journal of Innovative Optical Health Sciences*, 2014, 7(2): 1-8.
- [12] CHIARELLI A M, MACLIN E L, FABIANI M, et al. A kurtosis-based wavelet algorithm for motion artifact correction of fNIRS data[J]. *NeuroImage*, 2015, 112: 128-137.
- [13] FISHBURN F A, LUDLUM R S, VAIDYA C J, et al. Temporal derivative distribution repair(TDDR): A motion correction method for fNIRS [J]. *NeuroImage*, 2019, 184: 171-179.
- [14] JAHANI S, SETAREHDAN S K, BOAS D A, et al. Motion artifact detection and correction in functional near-infrared spectroscopy: A new hybrid method based on spline interpolation method and Savitzky-Golay filtering [J]. *NeuroPhotonics*, 2018, 5(1): 015003.
- [15] LORENZO R D, PIRAZZOLI L, BLASI A, et al. Recommendations for motion correction of infant fNIRS data applicable to multiple data sets and acquisition systems [J]. *NeuroImage*, 2019, 200: 511-527.
- [16] HUANG R S, QING K Q, YANG D L, et al. Real-time motion artifact removal using a dual-stage median filter[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 72(A):103301.
- [17] AI-OMAIRI H R, FUDICKAR S, HEIN A, et al. Improved motion artifact correction in fNIRS data by combining wavelet and correlation-based signal improvement[J]. *Sensors*, 2023, 23(8):3979.
- [18] 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.
- [19] LALEG-KIRATI T M, CRÉPEAU E, SORINE M. Semi-classical signal analysis [J]. *Mathematics of Control Signals and Systems*, 2013, 25:37-61.
- [20] 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), 2021: 928-931.
- [21] 黄海, 李文杰, 邹凌. 薛定谔滤波结合阈值算法在核磁共振电梯度伪迹去噪的应用[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(13):155-162.

- HUANG H, LI W J, ZOU L. Application of schrodinger filtering combining threshold algorithm for gradient artifact removal in EEG-fMRI[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(13): 155-162.
- [22] 唐常青, 吕宏伯, 黄铮, 等. 数学形态学方法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1990.
- TANG CH Q, LYU H B, HUANG ZH, et al. Methods of mathematical morphology and their applications[M]. Beijing: Science Press, 1990.
- [23] CHU C H H, DELP E J. Impulsive noise suppression and background normalization of electrocardiogram signals using morphological operators [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1989, 36(2): 262-273.
- [24] 赵杰, 乔吉日本图, 丁雪桐, 等. 基于数学形态学和中值滤波的 fNIRS 信号运动校正算法研究[J]. *光学学报*, 2020, 40(22): 212-221.
- ZHAO J, QIAO J R M T, DING X T, et al. FNIRS signal motion correction algorithm based on mathematical morphology and median filter[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(22): 212-221.
- [25] ELWELL C E, SPRINGETT R, HILLMAN E, et al. Oscillations in cerebral haemodynamics implications for functional activation studies [J]. *Advances in Experimental Medicine and Biology*, 1999, 471: 57-65.
- [26] OBRIG H, NEUFANG M, WENZEL R, et al. Spontaneous low frequency oscillations of cerebral hemodynamics and metabolism in human adults [J]. *NeuroImage*, 2000, 12(6): 623-639.
- [27] MÜLLER T, TIMMER J, REINHARD M, et al. Detection of very low-frequency oscillations of cerebral haemodynamics is influenced by data detrending [J]. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2003, 41: 69-74.

### 作者简介

**吕轶**, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为信号检测与处理、电磁成像。

E-mail: lvyi\_julia@126.com

**苏龙**(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为功能性近红外光谱的脑机接口及其信号处理。

E-mail: sulong@stu.sau.edu.cn

**蓝晓宇**, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达阵列信息处理。

**梁明坤**, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达阵列信息处理。