

# 基于卷积自编码的 fNIRS 信号运动校正算法研究

李永康<sup>2</sup>, 李 茜<sup>1</sup>, 王琦雯<sup>2</sup>, 徐 琪<sup>2</sup>, 李晓欧<sup>1</sup>

(1. 上海健康医学院 医疗器械学院, 上海 201318; 2. 上海理工大学 健康科学与工程学院, 上海 200093)

**摘要:** 功能性近红外光谱技术 (functional near-infrared spectroscopy, fNIRS) 作为一种高时间分辨率、成本低廉、便携性高的脑成像系统, 近年来深受脑神经科学等研究领域的关注。但 fNIRS 信号中的运动伪迹会干扰后期数据分析的结果, 且现有的一些算法去噪效果较为单一。因此, 本文提出了一种基于多层卷积自编码的 fNIRS 信号运动伪迹校正算法——MCAN 算法, 并使用该算法对 fNIRS 信号中的 3 种运动伪迹进行校正; 然后用仿真数据和实验数据对所提算法的性能进行验证, 将其与现有的几种常用算法进行对比, 结果表明: MCAN 算法在剩余运动伪迹数量、均方误差、信噪比、皮尔逊相关系数的平方、峰峰误差几种指标上表现良好, 说明所提算法可作为一种全新的 fNIRS 信号预处理算法。

**关键词:** 功能性近红外光谱; 卷积自编码; 卷积神经网络; 预处理; 运动伪迹

中图分类号: R318.04

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2024)08-0923-10

## fNIRS Signal Motion Correction Algorithm Based on Convolutional Self-Coding

LI Yongkang<sup>2</sup>, LI Xi<sup>1</sup>, WANG Qiwen<sup>2</sup>, XU Qi<sup>2</sup>, LI Xiaou<sup>1</sup>

(1. College of Medical Instruments, Shanghai University of Medicine & Health Sciences, Shanghai 201318, China;

2. College of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** Functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) has attracted considerable attention in recent years in brain neuroscience as a brain imaging system with high temporal resolution, low cost, and high portability. However, motion artifacts in fNIRS signals interfere with the results of subsequent data analysis, and the denoising effect of some existing algorithms is insufficient. Therefore, a motion artifact correction algorithm for fNIRS signals based on a multilayer convolutional self-coding (MCAN) algorithm is proposed. The algorithm was used to correct three motion artifacts in the fNIRS signals. Next, the performance of the proposed algorithm was verified using simulation and experimental data and compared with several widely used algorithms. The results show that the MCAN algorithm performs satisfactorily in the remaining number of motion pseudo-traces, mean squared error, signal-to-noise ratio, square of Pearson correlation coefficient, and peak-to-peak error. Therefore, the proposed algorithm can be used as an efficient fNIRS signal preprocessing algorithm.

**Key words:** functional near-infrared spectroscopy, convolutional autoencoder, convolutional neural networks, signal processing, motion artifacts

## 0 引言

功能性近红外光谱 (functional near-infrared spectroscopy, fNIRS) 技术一般指利用人体血液中氧合血红蛋白 (oxygenated hemoglobin, HbO<sub>2</sub>) 对特定范围波长的近红外光相比脑部其他组织有特异吸收的特性来测量并记录近红外光强的变化的脑成像技

术, 因其具有高时间分辨率、安全无损、便携性高、应用场景广泛等优点<sup>[1]</sup>, 近年来在脑神经科学、脑机接口、精神及神经类疾病等领域得到广泛应用<sup>[2]</sup>, 深受研究者的关注。然而, 在利用 fNIRS 记录被试者的脑功能活动时, 会产生不可避免的噪声干扰, 若不对干扰信号进行合理校正, 很容易导致其与大脑活动引起的真实血流动力学响应相混淆, 对后期数据分析的结果

收稿日期: 2023-04-18; 修订日期: 2023-07-20.

作者简介: 李永康 (1996-), 男, 河北秦皇岛人, 硕士研究生, 主要从事医学信号处理研究。

通信作者: 李晓欧 (1975-), 男, 上海人, 教授, 主要从事医学信号处理和穿戴式医疗器械方面的研究。E-mail: lixo@sumhs.edu.cn。

基金项目: 上海市科委地方院校能力建设项目 (22010502400)。

产生影响<sup>[3-4]</sup>。因此,在 fNIRS 建模分析过程中,滤除冗余信息干扰、提高信号质量成为了一项必要环节。实际场景采集到的 fNIRS 信号噪声成分较为复杂,含有生理噪声、运动伪迹、系统噪声等多重干扰信号<sup>[5]</sup>,生理噪声一般具备一定的规律性,可通过一定频段的带通滤波器滤除,系统噪声可用短距离参考通道记录浅层噪声,然后用回归的方法从神经记录中校正<sup>[6]</sup>。而运动伪迹的校正则是较为棘手的问题,实验范式的多样性可能导致运动伪迹含有与脑活动信号类似的特征,需要根据实际情况对伪迹进行识别,不同类型的运动伪迹校正的方法也不同<sup>[7]</sup>,因此运动伪迹的校正算法也是近几年研究的热点<sup>[8]</sup>。

早期的研究者会采用舍弃运动伪迹较多的数据段和通道,但这样会使数据信息丢失<sup>[9]</sup>。还有基于硬件的方法,使用加速度计或短距离通道记录运动伪迹,然后利用回归等算法对伪迹进行校正,但是该方法增加了设备的成本,且基于硬件的方法很难完全抑制运动伪迹的产生<sup>[10]</sup>。因此,近年来,多种基于后处理技术的运动伪迹校正算法被陆续提出,较为常用的有运动伪迹减少算法 (movement artifact reduction algorithm, MARA)、时间导数分步修复 (temporal derivative distribution repair, TDDR)、小波滤波 (wavelet filtering, WF)、基于相关性的信号质量提升算法 (correlation-based signal improvement, CBSI) 等。MARA 算法<sup>[11]</sup>可以很好地校正较大幅度的运动伪迹,但对信号中的小幅度运动伪迹不能很好地滤除。TDDR 算法<sup>[12]</sup>依靠对时间导数方差的值来计算鲁棒权值,可以很好地校正尖峰和基线漂移,但高频生理噪声和随机噪声的存在都会使方差计算产生误差,从而降低去伪迹效果。WF 算法<sup>[13-14]</sup>校正尖峰的效果良好,但其去噪性能会随阈值参数的选择较为复杂,且有时会加剧信号中的基线漂移;CBSI 算法<sup>[15]</sup>的去伪迹效果受数据实验范式的影响较大。考虑到以上经典算法的局限性,近年来有研究者提出将两种或多种算法相结合的方式弥补单一算法的不足,如 Spine-SG 算法将样条插值算法与最小二乘法相结合,先用 MARA 算法校正基线突变,再用 SG 滤波校正尖峰,实验结果表明,Spine-SG 算法的去伪迹性能相比单一算法有显著提升<sup>[16]</sup>。

近年来,随着计算机科学与人工智能等领域的发展,深度学习技术已成为一种强大的信号处理工具<sup>[17]</sup>。相比于传统算法,深度学习方法不依赖于参数主观设定,可以自动提取信号中的伪迹特征并抑制噪声,有着更强的伪迹识别能力和去噪性能<sup>[18]</sup>。而由滤波权重和非线性单元组成的卷积自编码框架可以使用池化

层和上采样算子对信号进行多尺度分解来提取多分辨率支持下的特征,非常适合处理时间序列信号,可以更加精准地识别 fNIRS 信号的运动伪迹<sup>[19]</sup>。陈建等将卷积神经网络和自编码器相结合,通过卷积的方法构建深度神经网络来学习从含噪心电信号到干净心电信号的端对端映射,结果表明,该方法可在消除心电信号中复杂噪声的同时完整保留心电信号的形态<sup>[20]</sup>。Qiu 等结合初始模块提出了一种用于不同噪声环境下海事图像去噪的轻量级自动编码器,并利用经过调整的预训练 U-Net 模型完成了无人水面车辆拍摄的海洋图像的语义分割任务<sup>[21]</sup>。滑世辉等在卷积自编码器的基础之上,添加更多的层数并加入跳跃连接构造,从提升网络的深度,能够提取并结合数据中深层与浅层特征,增强对地震数据随机噪声的处理能力,更好地恢复有效信号的细节,经过实验证明该方法对于不同水平的随机噪声的压制均有优异的表现<sup>[22]</sup>。本文提出了一种基于卷积自编码机的 fNIRS 信号运动伪迹校正算法,首先通过生成大量仿真模拟数据集训练网络模型,提升模型识别信号伪迹特征性能,然后与几种经典算法在模拟数据和实验数据进行对比分析,验证了所提出算法——多层卷积自编码器 (multilayer convolutional autoencoder, MCAN) 算法在校正 fNIRS 信号中运动伪迹时的有效性。

## 1 算法原理

卷积自编码器 (convolutional autoencoder, CA) 是一种无监督学习的 CNN 结构,由 Vincent 等提出<sup>[23]</sup>,该模型在图像和信号去噪领域有着广泛的应用。CA 通过对网络输入有噪声污染的样本,对其进行编码与解码后,最终重构出不含有噪声的信号。在 CA 网络中,对于输入数据引入随机噪声,即:

$$\begin{cases} \{x_n\}_{n=1}^N \rightarrow \{x'_n\}_{n=1}^N \\ x'_n = x_n + \varepsilon_n \\ \varepsilon_n \sim E(\mathcal{G}) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $E(\mathcal{G})$  表示噪声类型。CA 网络中,输入是含有噪声的特征向量,损失输出仍然为预测输出,  $x_n$  为不含噪声的输入,即期望输出。CA 网络结构层数较少会节省训练时长,但会影响最终的去噪性能<sup>[24]</sup>,因此,本文增加网络层数并重新搭建网络架构,提出 MCAN 算法,设定新的仿真模拟数据的参数来训练网络,将仿真模拟数据集输入编码器进行重构,利用池化层和上采样算子的交替组合,对输入信号进行二尺度分解,提取多分辨率特征,更加精准地识别并校正 fNIRS 信号的运动伪迹。本文所提出的 MCAN 算法框图如

图1所示。

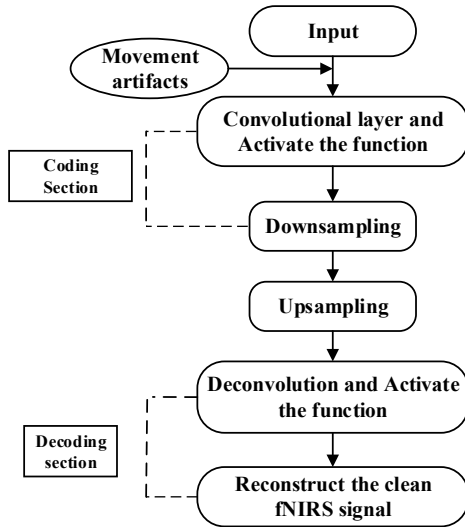


图1 MCAN 算法 fNIRS 信号运动校正算法框图

Fig.1 Block diagram of the MCAN algorithm fNIRS signal motion correction algorithm

### 1.1 编码部分

MCAN 算法的编码部分由 6 个卷积层和 6 个最大池化层及激活函数交替组合而成, 该部分可将 fNIRS 信号进行特征降维, 滤除冗余信息。卷积层相当于“特征提取机”, 对 fNIRS 信号特征进行编码, 并校正运动伪迹, 卷积层的输出可用下式表示:

$$F_1 = x_j^l = f\left(i \sum_{i \in M_j} x_j^{l-1} \times w_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (2)$$

式中:  $x_j^l$  表示第  $l$  个卷积层第  $j$  个卷积核对应的特征向量;  $M_j$  表示当前神经元的接受域;  $w_{ij}^l$  表示  $x_j^l$  的第  $i$  个加权系数;  $b_j^l$  表示对应的该卷积核的偏置系数;  $f$  代表非线性函数, 其计算公式为:

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

该部分最大池化层在完成特征降维的同时保留

有用的信息, 下采样层还具有二次特征提取的作用, 其计算公式为:

$$F_2 = x_j^l = f(\beta_j^l \times \text{down}(x_j^{l-1}) + b_j^l) \quad (4)$$

式中:  $\text{down}(\cdot)$  表示下采样;  $\beta_j^l$ 、 $b_j^l$  分别表示下采样的加权系数和偏置系数。

### 1.2 解码部分

解码部分由 6 个卷积层和 6 个上采样层交替组合而成, 可对 fNIRS 信号特征的深度表示进行重构, 利用卷积操作和上采样操作, 输出一个和输入信号同样尺寸的 fNIRS 信号。上采样层输出可用下式表示:

$$F_3 = x_j^l = f(\beta_j^l \otimes \text{up}(x_j^{l-1}) + b_j^l) \quad (5)$$

式中:  $\text{up}(\cdot)$  表示上采样;  $\otimes$  表示上采样算子;  $\beta_j^l$ 、 $b_j^l$  分别表示上采样的加权系数和偏置系数。第  $l$  层的转置卷积层输出可表示为:

$$F_4 = x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_j^{l-1} \otimes w_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (6)$$

式中:  $x_j^l$  表示第  $l$  层反卷积层第  $j$  个卷积核对应的特征向量;  $M_j$  表示当前神经元的接受域;  $\otimes$  表示反卷积操作;  $w_{ij}^l$  表示第  $l$  个反卷积层第  $j$  个卷积核的第  $i$  个加权系数,  $b_j^l$  表示对应的偏置系数; 而  $f$  为非线性函数。

### 1.3 网络训练

MCAN 算法的训练流程示意如图 2 所示。MCAN 中使用均方误差损失函数计算 Loss 值, 计算公式为:

$$\text{Loss} = \frac{1}{n} \sum (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (7)$$

式中:  $y_i$  代表真实值;  $\hat{y}_i$  代表预测值。最后, 损失函数最小时, 输出数据中超出标准差阈值和幅值阈值的残余运动伪迹数量。

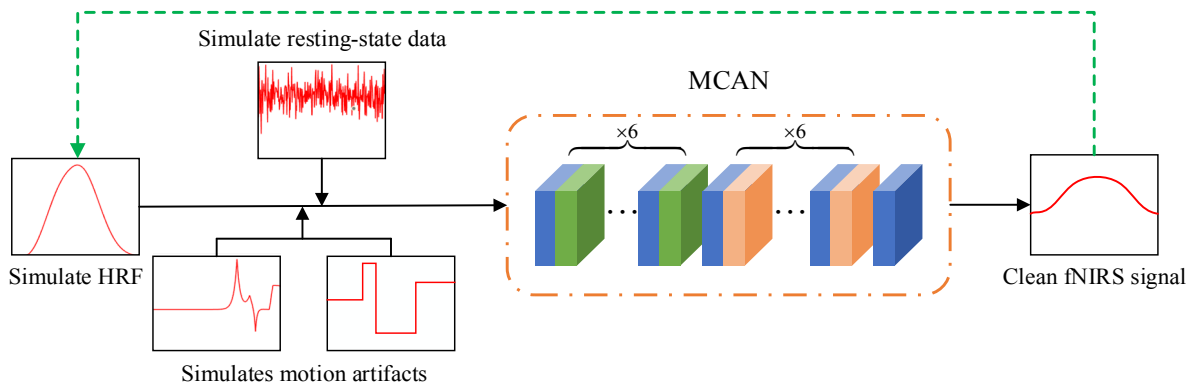


图2 MCAN 算法训练流程示意图

Fig.2 Schematic diagram of the MCAN algorithm training process

本文以 8:1:1 的比例将仿真模拟数据集随机分成训练、验证和测试数据集。MCAN 在训练数据集上训练，并在验证数据集上完成验证，训练完成后，使用测试数据集评估其性能，在生成的模拟数据集上完成训练和测试后，再使用真实实验数据对 MCAN 算法的性能进行进一步验证。本文的采用 Adam 优化算法代替传统的随机梯度下降算法来最小化损失函数，Adam 优化算法为不同的参数设计独立的自适应性学习率，通过梯度的一阶矩估计和二阶矩估计的计算来实现，且 Adam 算法在保持较低内存需求的同时具有很高的计算效率。使用反向传播方法来训练网络，学习率设置为 0.0001，训练 100 个 epoch，当 Loss 最小时保存相应参数，MCAN 训练的可视化过程如图 3 所示。

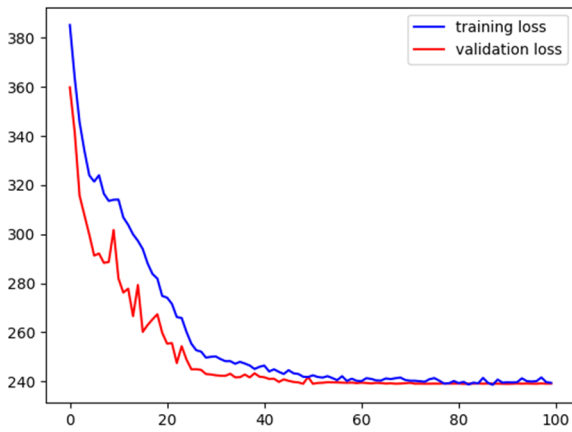


图3 MCAN 训练可视化过程  
Fig.3 Visualization of MCAN training

## 2 算法验证

### 2.1 仿真数据验证

#### 2.1.1 数据模拟

模拟生成的仿真实验数据由真实的血流动力学响应、运动伪迹信号、静息态 fNIRS 信号分量 3 部分叠加而成：

$$\Phi_s^{(\lambda)}(t) = \Phi_{\text{HRF}}^{(\lambda)}(t) + \Phi_{\text{MA}}^{(\lambda)}(t) + \Phi_{\text{rs}}^{(\lambda)}(t) \quad (8)$$

式中： $\Phi_s^{(\lambda)}(t)$ 代表当波长为 $\lambda$ 时的近红外光强度信号； $\Phi_{\text{HRF}}^{(\lambda)}(t)$ 代表被试者真实的血流动力学响应； $\Phi_{\text{rs}}^{(\lambda)}(t)$ 、 $\Phi_{\text{MA}}^{(\lambda)}(t)$ 分别表示静息态 fNIRS 信号和运动伪迹信号。 $\Phi_{\text{HRF}}^{(\lambda)}(t)$ 由 Gamma 函数模拟获得<sup>[25]</sup>，计算公式为：

$$\text{HRF}(t) = \alpha \times [\Gamma_n(t, \tau_1, \rho_1) - \beta \times \Gamma_n(t, \tau_2, \rho_2)] \quad (9)$$

式中：

$$\Gamma_n(t, \tau_i, \rho_i) = \frac{1}{p! \tau_i} \left( \frac{t - \rho_i}{\tau_i} \right)^p e^{-\frac{t - \rho_i}{\tau_i}} \delta(t - \rho_i), \delta(t - \rho_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } (t - \rho_i) \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

参数 $\alpha$ 用于调整 HRF( $t$ )的幅值； $\beta$ 设置反向脉冲的幅度； $\tau_1$ 和 $\tau_2$ 用于调整 HRF( $t$ )的形状，其中 $t$ 为时间； $\rho_1$ 和 $\rho_2$ 用于调整 HRF( $t$ )的阈值。本文中 $\alpha=1282$ ， $\beta=0.17$ ， $\tau_1=1$ ， $\tau_2=1$ ， $\rho_1=-0.5$ ， $\rho_2=0.35$ ，HRF( $t$ )的阈值从 34~37  $\mu\text{m}\cdot\text{mm}$  之间的均匀分布中随机生成，这样可以使 MCAN 更好地从样本中学习； $\Phi_{\text{rs}}^{(\lambda)}(t)$ 为静息态 fNIRS 信号，由一个五阶的自回归模型进行模拟； $\Phi_{\text{MA}}^{(\lambda)}(t)$ 为运动伪迹信号，包括尖峰、基线漂移、短低频振荡等，由 Laplace 函数模拟生成<sup>[26]</sup>，仿真数据模拟过程示意如图 4 所示。

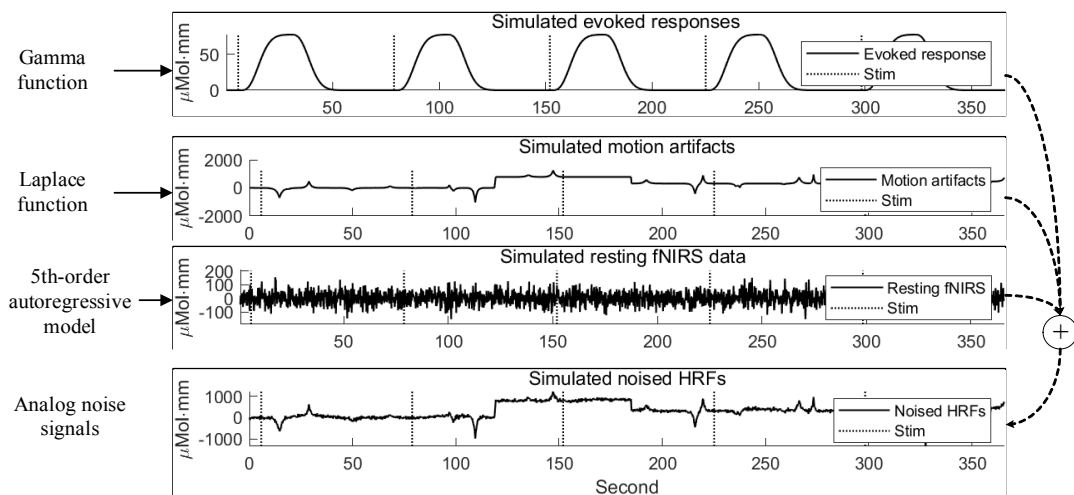
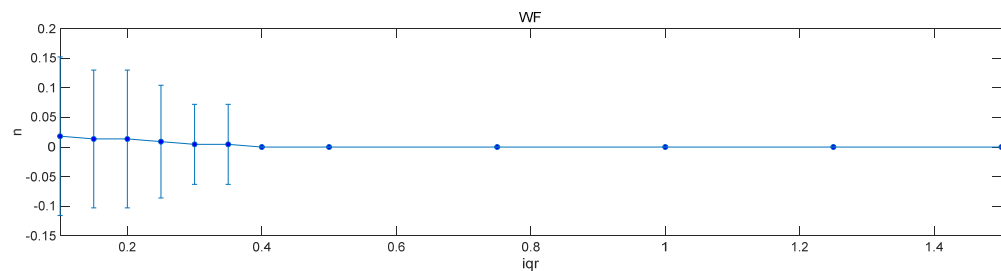


图4 仿真数据模拟示意图  
Fig.4 Schematic diagram of the simulation data

2.1.2 数据处理

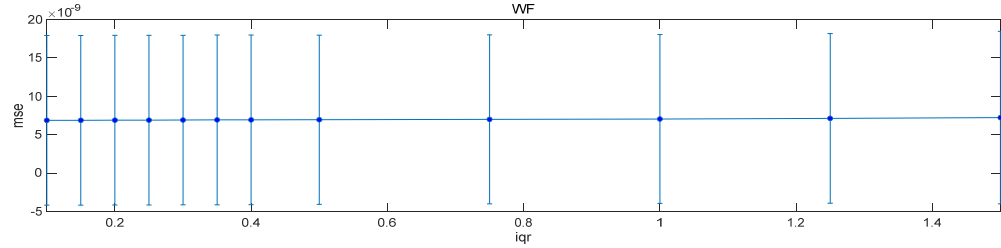
用所提出的 MCAN 算法和 MARA、CBSI、WF、TDDR、Spline-SG 算法分别对模拟数据进行伪迹校正,对比去噪效果。CBSI 和 MCAN 处理的是血红蛋白浓度值,需将光强信号转化为光密度(optical density, OD)信号,之后再检测剩余运动伪迹数量。TDDR 和 Spline-SG 分别用 Homer2 工具包中 hmr Motion Correct TDDR 和 hmr Motion Correct Spline SG 函数实现,设置参数分别为:  $p=0.99$ ,  $iqr=1.5$ , CBSI

算法使用 NIRS\_KIT 工具包实现。MARA 算法的去伪迹性能受  $p$  值影响,而 WF 算法的性能也受  $iqr$  参数影响<sup>[9]</sup>。因此,为了公平比较各个算法的性能,应确定 MARA 和 WF 的最佳参数  $p$  和  $iqr$ ,对这两种算法进行灵敏度分析<sup>[6]</sup>,图 5 绘制了两种算法的概率阈值参数和  $p$  值关于剩余伪迹数量  $n$  和关于均方误差(mean square error, MSE)的变化曲线图,最终确定 MARA 算法中  $p=0.99$ , WF 算法中  $iqr=1.5$ 。



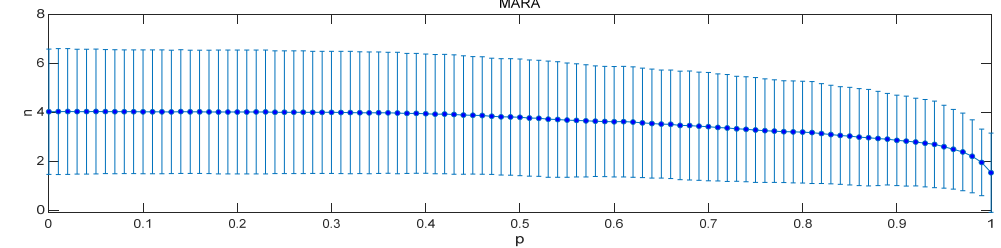
(a) WF 算法  $iqr$  参数值关于剩余伪迹数量  $n$  的变化曲线

(a) The variation curve of the  $iqr$  parameter value of the WF algorithm with respect to the number of remaining artifacts  $n$



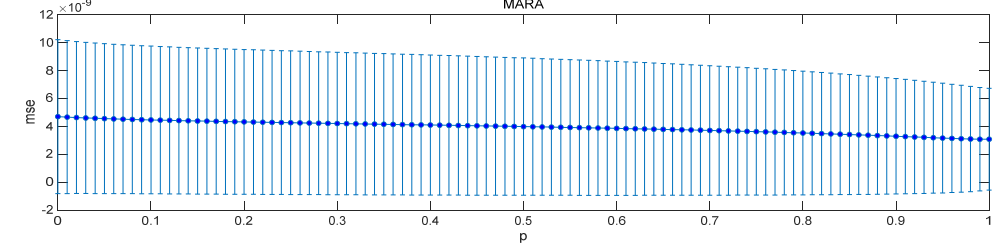
(b) WF 算法  $iqr$  参数值关于 MSE 的变化曲线

(b) The variation curve of the  $iqr$  parameter value of the WF algorithm with respect to the MSE



(c) MARA 算法  $p$  值关于剩余伪迹数量  $n$  的变化曲线

(c) Curve of the  $p$ -value of the MARA algorithm with respect to the number of remaining artifacts  $n$



(d) MARA 算法  $p$  值关于 MSE 的变化曲线

(d) Curve of the  $p$ -value of the MARA algorithm with respect to MSE

图 5 MARA 和 WF 算法灵敏度分析结果

Fig.5 Sensitivity analysis results of MARA and WF algorithms

## 2.2 真实数据验证

本文采用 NITRC 网站 (<https://www.nitrc.org/frs/downloadlink.php/11882>) 中的真实公开数据集的 HbO<sub>2</sub> 信号作为实验数据,该数据使用 TechEn CW6 设备采集 5 名被试者任务态的 fNIRS 信号,实验任务要求被试者进行多种不同类型的动作(上下点头、侧向点头、大声朗读、右扭、左扭、快速左右摇头和扬起眉毛),每个运动试验进行 3 s,每种运动类型试验重复 5 次,试验间随机间隔为 5~10 s。设备采样频率为 50 Hz,包含 2 个光源和 4 个探测器,长距离探测器和短距离探测器到光源的距离分别为 30 mm 和 8 mm,探头位于每个被试者头部的运动区域。

分别用本文提出的 MCAN 算法和 MARA、CBSI、WF、TDDR、Spline-SG 五种算法对含有运动伪迹的信号进行校正。其中 MARA、WF、TDDR、Spline-SG 处理的是 OD 信号, CBSI 和 MCAN 处理的是血氧浓度信号,使用 Homer2 中的 hmrConc2OD 函数将其转换为 OD 值,再用 hmr Motion Artifact 函数检测剩余运动伪迹。6 种算法的处理流程如图 6 所示。

## 2.3 评价指标

采用块平均 HbO<sub>2</sub> 浓度信号的均方误差 (mean square error, EMS)、信噪比 (signal-to-noise ratio, RSN)、皮尔逊相关系数的平方  $R^2$  和峰峰误差  $E_p$  来比较上述算法的校正运动伪迹的性能。4 种指标的计算公式为:

$$EMS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x(t_i) - \tilde{x}(t_i)]^2 \quad (10)$$

$$RSN = 10 \times \lg \left( \frac{\sum_{i=1}^N x^2(t_i)}{\sum_{i=1}^N [x(t_i) - \tilde{x}(t_i)]^2} \right) \quad (11)$$

$$R^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{x(t_i) - \langle x(t) \rangle}{s_x} \right] \left[ \frac{\tilde{x}(t_i) - \langle \tilde{x}(t) \rangle}{s_y} \right] \quad (12)$$

$$E_p = \frac{(\tilde{x}_p - x_p)^2}{x_p^2} \times 100 \quad (13)$$

$$\text{式中: } s_x = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [x(t_i) - \langle x(t) \rangle]^2};$$

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

$x(t)$  和  $\tilde{x}(t)$  分别为不含运动伪迹的信号和已经过校正

的信号;  $x_p$ 、 $\tilde{x}_p$  分别表示信号  $x(t)$  和  $\tilde{x}(t)$  的最大;  $N$  为信号  $x(t)$  和  $\tilde{x}(t)$  的总采样点数。EMS 和 RSN 用来评价信号  $x(t)$  和  $\tilde{x}(t)$  的一致性,  $R^2$  评价两者的相似性。EMS 和  $E_p$  越小, 算法去运动伪迹的性能越好; RSN 越大, 去运动伪迹的性能越好;  $R^2$  越接近 1, 去运动伪迹的性能越好。

## 3 实验结果与讨论

### 3.1 仿真数据验证结果

将上述 6 种算法预处理后的仿真块平均 HbO<sub>2</sub> 信号分别计算其 EMS, RSN,  $R^2$  和  $E_p$  四个评价指标来综合评价各个算法的去伪迹性能。使用 Homer2 工具箱内的 hmrMotionArtifact 函数检测每种算法剩余运动伪迹, 结果如图 7(d)所示。对每组数据的 EMS, RSN,  $R^2$  和  $E_p$  进行平均, 结果如图 8 所示。

采用 MCAN 算法对 3 类不同血流动力学响应波形信号的去噪结果如图 7(a)~(c)所示, 从图 7(a)~(c)中可以看出 MCAN 算法可以校正大部分尖峰、基线漂移和短低频振荡, 并且可以很好地还原有用信号。从图 8 可以看出, MCAN 算法和 MARA、CBSI、WF、TDDR、Spline-SG 五种算法对运动伪迹均有不同校正效果, 与校正前相比, MCAN、Spline-SG、TDDR、WF 的 EMS, RSN 和  $R^2$  都有很大改善, 其中 MCAN 算法表现最优; TDDR 和 Spline-SG 在  $E_p$  指标上相比于校正前也有很大提升; MARA、TDDR、MCAN 在  $R^2$  指标中表现较为优异, WF 表现最差; CBSI 在各项综合指标中表现较为普通; 综合 EMS, RSN,  $R^2$  和  $E_p$  四项指标来看, MCAN 算法表现最为优异, 性能最好。

### 3.2 真实数据验证结果

图 9(a)为用 MCAN 算法处理含有运动伪迹的真实信号的示例, 由图 9 可看出 MCAN 很好地校正了信号中尖峰、短低频振荡、基线漂移运动伪迹, 校正后的信号接近真实任务态信号。用 MCAN 和 MARA、CBSI、WF、TDDR、Spline-SG 五种算法对真实数据校正运动伪迹后, 计算块其平均 HbO<sub>2</sub> 信号的 EMS, RSN,  $R^2$  和  $E_p$  四项评价指标, 并将每个被试者数据的所有通道平均, 如图 10 所示。由图 10 可以看出, 与校正运动伪迹之前相比, TDDR、Spline-SG、MCAN 的 EMS、RSN 和  $E_p$  都有明显的改善, 其中 MCAN 算法最佳; 其中 Spline-SG 在  $R^2$  上的表现最佳, MCAN 和 MARA 也有较好的表现, WF 表现最差; 在该数据集上 CBSI 的表现较为中等。相比于其他算法, MCAN 算法在 EMS, RSN,  $R^2$  和  $E_p$  四项综合评价指标表现最优, 只有在  $R^2$  指标上比 Spline-SG 算法表现稍差。

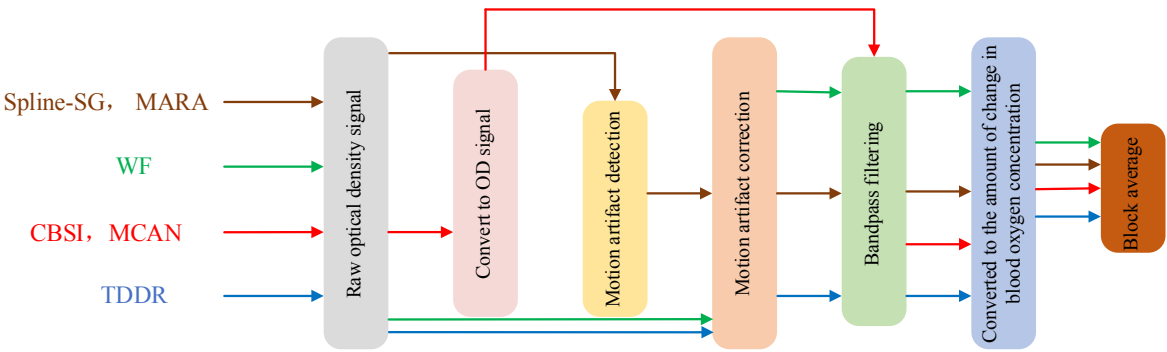


图6 六种算法的数据处理流程

Fig.6 Data processing flow diagram for six algorithms

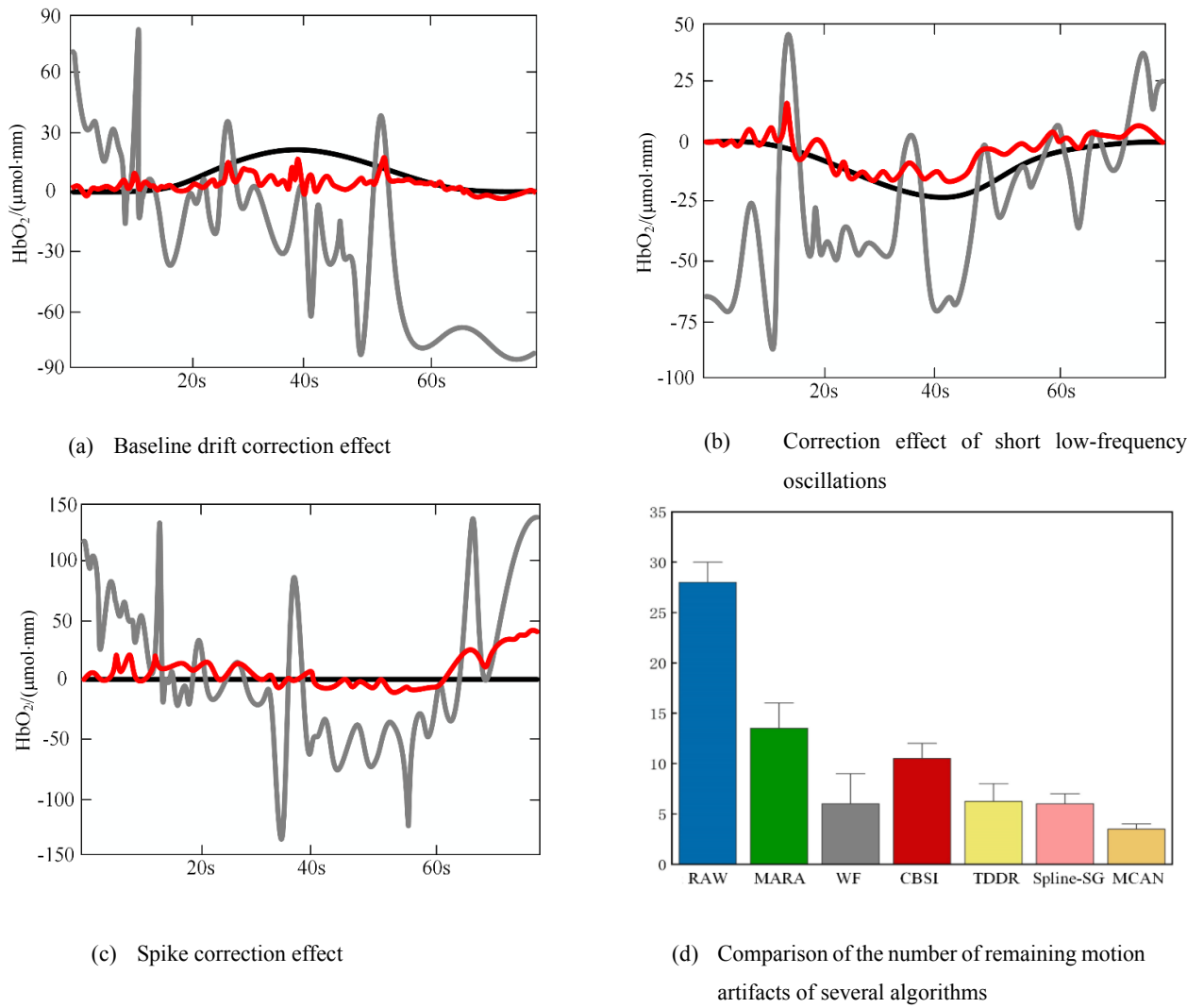


图7 MCAN 算法处理后的仿真数据结果

Fig.7 The simulation data results processed by the MCAN algorithm

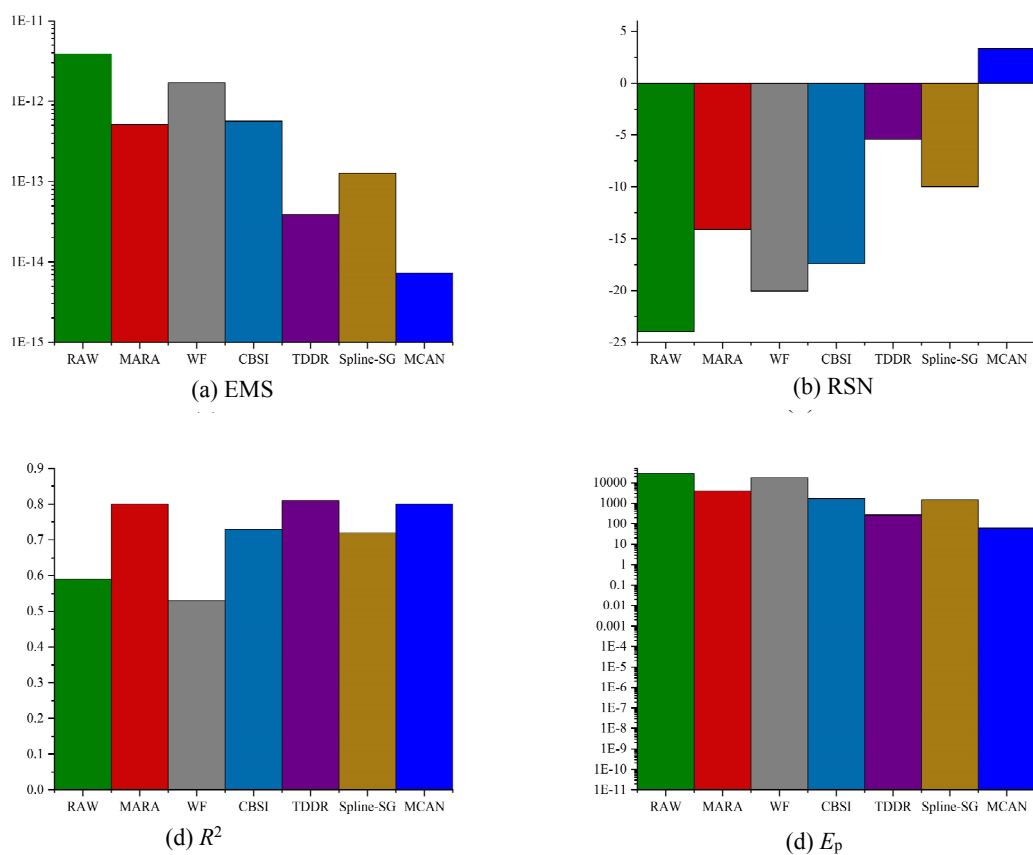


图 8 仿真数据参数对比

Fig.8 Comparison of simulation data parameters

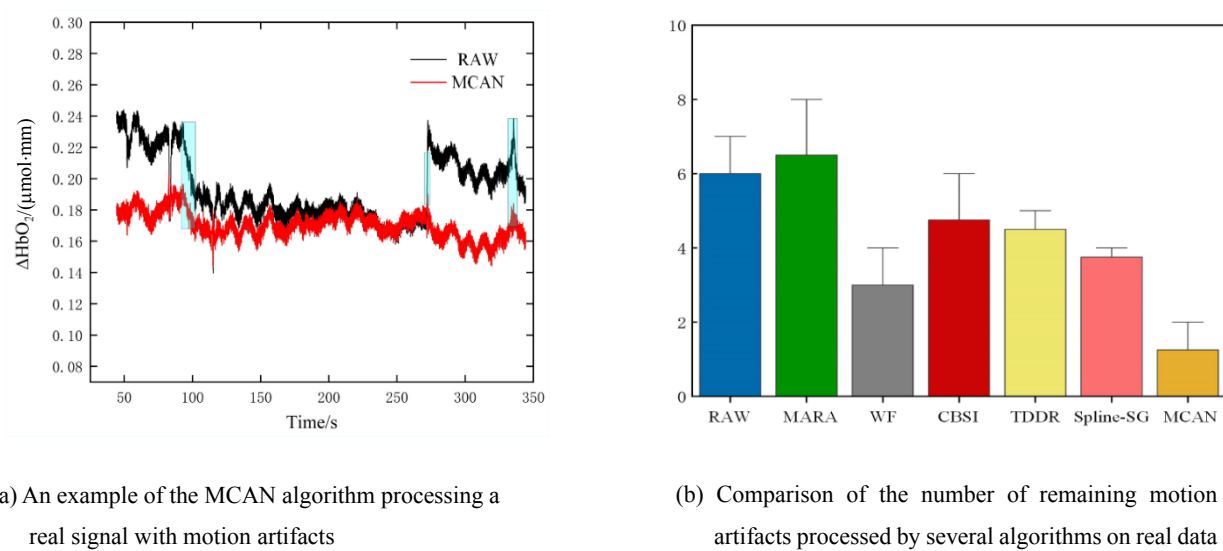


图 9 实验数据数据处理结果

Fig.9 Diagram of experimental data processing results

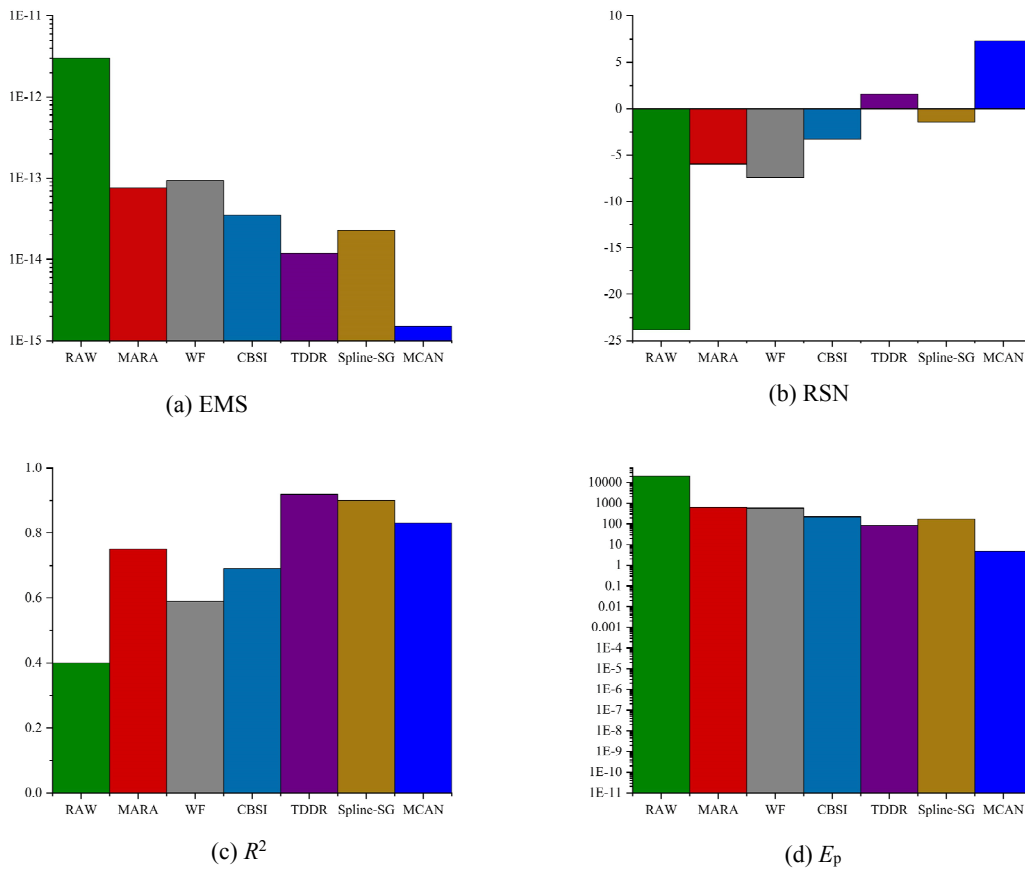


图 10 真实数据参数对比

Fig.10 Comparison of real data parameters

## 4 结论

本文提出了一种基于卷积神经网络的fNIRS信号运动伪迹校正算法——MCAN算法。为了使MCAN网络更好地学习伪迹特征,生成大量模拟fNIRS数据来训练网络。当MCAN应用于模拟和真实fNIRS数据时,通过将训练的MCAN网络与其他传统伪迹校正算法进行比较来验证其校正伪迹的性能。实验结果表明,与其他算法相比,MCAN算法能够校正信号中大部分尖峰、基线漂移和短低频振荡运动伪迹,且处理数据后产生的剩余运动伪迹数量最低,在EMS、RSN、 $E_p$ 和 $R^2$ 四项综合指标上表现突出。

在各个算法处理数据过程中,TDDR的去噪性能比MCAN算法较差,因为TDDR对于数据中时间导数值较大的噪声(如尖峰,基线漂移)有很好的校正效果,而对于短低频振荡以及较小尖峰的校正效果则较为普通,而经过模拟数据训练的MCAN则更容易将这类伪迹校正。MARA和Spline-SG都需要对运动伪迹进行检测,然后用样条曲线拟合运动伪迹,并从信号中减去该曲线达到去运动伪迹的目的,但这类算法容易将部分有效信号去除,导致校正过度<sup>[27]</sup>,

MCAN算法则更能起到学习和识别伪迹和真实血流动力学响应的作用,不易产生校正过度现象,更容易保留有用的信号细节。CBSI算法在EMS,RSN, $R^2$ 和 $E_p$ 四项指标上表现较为普通,这是因为该算法的去噪性能容易受到数据的实验任务的影响。WF算法在指标 $R^2$ 上表现较差,该算法处理基线漂移和短低频振荡时可能导致信号平滑,对后续数据处理和分析产生影响。

经过仿真数据和实验数据的验证,与MARA、CBSI、WF、TDDR、Spline-SG五种算法对比发现,MCAN算法去运动伪迹性能较好,可作为一种新算法应用于fNIRS信号的预处理阶段。

## 参考文献:

- [1] PINTI P, AICHELBURG C, GILBERT S, et al. A review on the use of wearable functional near-infrared spectroscopy in naturalistic environments[J]. *Japanese Psychological Research*, 2018, **60**(4): 347-373.
- [2] 王思锐. 基于近红外光谱技术的情绪识别算法的研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2019.  
WANG S R. Research on Emotion Recognition Algorithm Based on Near-infrared Spectroscopy[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2019.
- [3] 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): 1.
- [4] BRIGADOI S, CECCHERINI L, CUTINI S, et al. Motion artifacts in functional near-infrared spectroscopy: a comparison of motion correction techniques applied to real cognitive data[J]. *Neuro Image*, 2014, **85**: 181-191.
- [5] TAK S, YE J C. Statistical analysis of fNIRS data: a comprehensive review[J]. *Neuro Image*, 2014, **85**: 72-91.
- [6] Di LORENZO R, PIRAZZOLI L, BLASI A, et al. Recommendations for motion correction of infant fNIRS data applicable to multiple data sets and acquisition systems[J]. *Neuro Image*, 2019, **200**: 511-527.
- [7] HUANG R, QING K, YANG D, et al. Real-time motion artifact removal using a dual-stage median filter[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, **72**: 103301.
- [8] GAO L, WEI Y, WANG Y, et al. Hybrid motion artifact detection and correction approach for functional near-infrared spectroscopy measurements[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2022, **27**(2): 25003.
- [9] COOPER R J, SELB J, GAGNON L, et al. A systematic comparison of motion artifact correction techniques for functional near-infrared spectroscopy[J/OL][2012-10-11]. *Frontiers in Neuroscience*, 2012, DOI: 10.3389/fnins.2012.00147, <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/23087603/>.
- [10] 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): 1350066.
- [11] 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]. *Physiol Meas.*, 2010, **31**(5): 649-662.
- [12] FISHBURN F A, LUDLUM R S, VAIDYA C J, et al. Temporal derivative distribution repair (TDDR): a motion correction method for fNIRS[J]. *Neuro Image*, 2019, **184**: 171-179.
- [13] MOLAVI B D G A. Wavelet based motion artifact removal for functional near infrared spectroscopy[C]//*Proc. of IEEE*, 2010: DOI: 10.1109/IEMBS.2010.5626589.
- [14] CHIARELLI A M, MACLIN E L, FABIANI M, et al. A kurtosis-based wavelet algorithm for motion artifact correction of fNIRS data[J]. *Neuro Image*, 2015, **112**: 128-137.
- [15] CUI X, BRAY S, REISS A L. Functional near infrared spectroscopy (NIRS) signal improvement based on negative correlation between oxygenated and deoxygenated hemoglobin dynamics[J]. *Neuro Image*, 2010, **49**(4): 3039-3046.
- [16] 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): 1.
- [17] EASTMOND C, SUBEDI A, DE S, et al. Deep Learning in fNIRS: a review[Z]. *Ithaca: Cornell University Library*, arXiv.org, 2022: **9**: 41411.
- [18] KORDA A I, RUEF A, NEUFANG S, et al. Identification of voxel-based texture abnormalities as new biomarkers for schizophrenia and major depressive patients using layer-wise relevance propagation on deep learning decisions[J]. *Psychiatry Res. Neuroimaging*, 2021, **313**: 111303.
- [19] LEE G, JIN S, AN J. Motion artifact correction of multi-measured functional near-infrared spectroscopy signals based on signal reconstruction using an artificial neural network[J]. *Sensors*, 2018, **18**(9): 2957.
- [20] 陈健, 刘明, 熊鹏, 等. 基于卷积自编码神经网络的心电信号降噪[J]. *计算机工程与应用*, 2020, **56**(16): 148-155.
- CHEN J, LIU M, XIONG P, et al. ECG Signal noise reduction based on convolutional autoencoder neural network[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, **56**(16): 148-155.
- [21] QIU Y H, YANG Y C, LIN Z J, et al. Improved denoising autoencoder for maritime image denoising and semantic segmentation of USV[J]. *China Communications*, 2020, **17**(3): 46-57.
- [22] 滑世辉, 韩立国. 基于深度卷积自编码网络地震数据去噪方法[J]. *地球物理学进展*, 2023, **38**(2): 654-661.
- HUA S H, HAN L G. Denoising method of seismic data based on deep convolutional autoencoder network[J]. *Progress in Geophysics*, 2023, **38**(2): 654-661.
- [23] VINCENT P, LAROCHELLE H, BENGIO Y, et al. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders[C]//*Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning*, 2008: 1096-1103.
- [24] GAO Y, CHAO H, CAVUOTO L, et al. Deep learning-based motion artifact removal in functional near-infrared spectroscopy[J]. *Neurophotonics*, 2022, **9**(4): 41406.
- [25] BONOMINI V, ZUCCELLI L, RE R, et al. Linear regression models and k-means clustering for statistical analysis of fNIRS data[J]. *Biomedical Optics Express*, 2015, **6**(2): 615.
- [26] BARKER J W, AARABI A, HUPPERT T J. Autoregressive model based algorithm for correcting motion and serially correlated errors in fNIRS[J]. *Biomedical Optics Express*, 2013, **4**(8): 1366.
- [27] 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 RIMUTU, DING Xuetong, et al. Research on fNIRS Signal motion correction algorithm based on mathematical morphology and median filtering[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, **40**(22): 212-221.