

DOI: 10.7652/xjtuxb201607023

一种提取近红外光谱信号中 诱发血液动力学反应的方法

蔡云丽, 高琳, 王逸飞, 闫相国

(西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 为了更好地提取与大脑功能活化有关的诱发血液动力学反应(EHR), 综合比较了不同经验模态分解算法的优缺点, 提出了一种提取近红外光谱信号中 EHR 的方法——ICEEMDAN-RLS。利用 5 种经验模态分解算法对近端通道信号进行分解, 根据分解结果对远端通道信号进行自适应滤波, 借助皮尔森相关系数和相对均方误差评估不同经验模态分解算法的 EHR 提取性能, 在此基础上分析经验模态分解和传统块平均方法的块平均次数与 EHR 信号质量之间的关系。结果表明, 基于 5 种经验模态分解算法的自适应滤波方法都能有效提取远端通道信号中包含的 EHR, ICEEMDAN-RLS 具有更大的皮尔森相关系数和更小的相对均方误差, 仅需要进行 10 次块平均便可获得稳定的 EHR 信号, 比传统方法的块平均次数减少了 75%, 且具有较高的 EHR 信号质量, 可以更有效地提取淹没在全局干扰中的 EHR。该结果可为大脑功能活化的研究提供参考。

关键词: 近红外光谱技术; 诱发血液动力学反应; 经验模态分解; 块平均

中图分类号: R318 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2016)07-0152-07

A Method for Extracting Evoked Hemodynamic Response from NIRS Signal

CAI Yunli, GAO Lin, WANG Yifei, YAN Xiangguo

(MOE Key Laboratory of Biomedical Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To extract evoked hemodynamic response (EHR) relating to functional activation in human brain, a method named improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and recursive least square (ICEEMDAN-RLS) was proposed to pick up EHR from NIRS signal after comparing the advantages and disadvantages of different empirical mode decomposition (EMD) algorithms. The near-channel signal was firstly decomposed by five EMD algorithms, then EHR was estimated from far-channel signal by adaptive filter. The performance of different EMD algorithms was assessed by Pearson correlation coefficient and relative mean square error. The relationship between block average times and the quality of EHR was analyzed with EMD and traditional block average method, respectively. The results show that EHR can be effectively extracted from far-channel signal by all the above methods, while the biggest Pearson correlation coefficient and the smallest mean square error are obtained by ICEEMDAN-RLS. Moreover, 10 times of block average are enough for ICEEMDAN-RLS to obtain stable EHR, which is reduced by 75% compared with the traditional method, and better signal quality is gained. Therefore, ICEEMDAN-RLS is more effective in extracting EHR contaminated by

收稿日期: 2015-12-24。 作者简介: 蔡云丽(1992—), 女, 硕士生; 闫相国(通信作者), 男, 教授。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61471291); 国家“863 计划”资助项目(2012AA02A604)。

网络出版时间: 2016-05-10

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20160510.1516.002.html>

physiological components and performs better than block average method.

Keywords: near-infrared spectroscopy; evoked hemodynamic response; empirical mode decomposition; block average

近红外光谱(NIRS)技术是一种无创测量大脑组织功能活化的有效手段,其通过血液中氧合血红蛋白(HbO_2)和脱氧血红蛋白(Hb)对不同波长近红外光的吸收差异来获取 HbO_2 和 Hb 的浓度变化,从而检测与诱发大脑活动有关的血液动力学反应^[1]。通常情况下,从光源发出的近红外光可以穿透头皮和头盖骨,在抵达大脑皮质附近区域后返回探测器,完成对大脑皮质活动状态的检测^[2]。因此,在利用 NIRS 技术检测大脑组织血液动力学变化的同时引入了头皮和头盖骨的血液动力学变化,主要包括心脏搏动、呼吸和低频振荡等全局生理成分^[3],这些成分往往淹没了我们感兴趣的诱发血液动力学反应(evoked hemodynamic responses, EHR),影响大脑活动状态的进一步分析。

为了有效地消除全局生理成分对诱发血液动力学反应的影响,传统研究采用低通滤波或块平均技术进行处理^[4-5],但效果并不理想。低通滤波方法容易对目标信号进行过度滤波,块平均技术往往需要通过多次重复测量求取平均值。近年来,Zhang 等利用自适应滤波方法移除目标信号中的皮肤干扰,以提高 EHR 的信噪比^[6];Abdelnour 等借助自适应普通线性模型降低全局干扰对 EHR 的影响,以提取指端敲击诱发的大脑活化反应^[7];Zhang 等提出结合经验模态分解与希尔伯特谱分析去除全局生理成分的时频分析方法,以恢复刺激相关的大脑功能活化信号^[8];Gagnon 等利用卡尔曼滤波模型移除浅层组织的生理干扰,恢复与诱发大脑活动相关的血液动力学反应^[9];Funane 等利用独立成分分析方法评估了不同组织对不同探测位置血红蛋白浓度变化量的贡献^[10]。这些方法虽取得了一定的研究成果,但应用范围十分有限。2014 年 Berivanlou 等结合经验模态分解和自适应滤波方法的优势,提出了双通道 NIRS 信号中 EHR 估计的算法模型,它的 EHR 提取性能优于传统的块平均技术、带通滤波和独立成分分析等方法^[11]。然而,该方法仅讨论了总体经验模态分解算法(EEMD)的 EHR 提取结果,没有分析不同经验模态分解算法对 EHR 提取性能的影响。事实上,EEMD 算法存在模态数目不匹配和模态包含剩余噪声等问题,会影响 EHR 的信号估计质量,同时该方法对块平均次数与 EHR 信号

质量之间的关系未作分析。实际测量中希望尽量缩短实验时间,以防止受试者因为疲劳而导致的数据质量不佳等问题,所以获得稳定的 EHR 信号所需要的最少刺激次数显得尤为重要。

基于以上讨论,本文首先比较了不同经验模态分解算法对 EHR 提取性能的影响,由此提出了一种提取 NIRS 信号中 EHR 的方法——ICEEMDAN-RLS,在此基础上讨论了由该方法及传统块平均方法获得的 EHR 信号质量与块平均次数之间的关系,得到了稳定的 EHR 信号所需的最少块平均次数,为实际测量中的任务优化设计奠定了良好的基础。

1 基于经验模态分解的自适应滤波方法

本文研究分以下 4 个步骤:①利用 5 种经验模态分解算法(EMD、EEMD、CEEMD、CEEMDAN 和 ICEEMDAN)对近端通道信号进行分解;②根据分解结果对远端通道信号进行自适应滤波,以提取信号中的 EHR;③对 5 种经验模态分解算法获得的 EHR 信号质量进行评估;④分析块平均次数对 EHR 信号质量的影响。

1.1 双通道 NIRS 检测大脑血流的原理

双通道 NIRS 检测大脑血流变化的原理如图 1 所示。光源 S 发出近红外光进入大脑组织,经香蕉型传播路径后被近端探测器 D1 和远端探测器 D2 接收。近端探测器主要检测浅层组织(头皮和头盖骨)的血液动力学变化;远端探测器同时检测来自浅层组织和深层组织(大脑皮质)的血液动力学变化,以此获得不同传播路径的近端通道信号和远端通道信号。

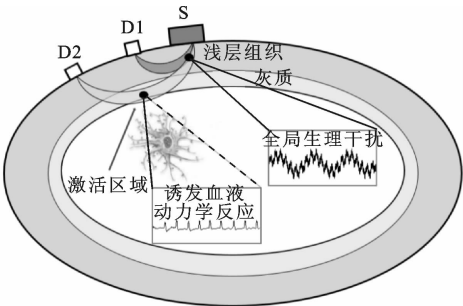


图 1 双通道 NIRS 检测大脑血流的原理图

1.2 EHR 信号提取模型

通常情况下,与大脑功能活化有关的 EHR 只存在于大脑皮质区域,对近端通道信号的贡献可以忽略不计。近端通道信号 y_N 主要包括心脏搏动、呼吸、低频振荡和超低频振荡等全局干扰 y_G 及相应测量噪声 ϵ ;远端通道信号 y_F 除了包含相应的全局干扰和测量噪声 δ 外,还包含感兴趣的 EHR (y_E)。通过动态调整近端通道信号并从远端通道信号中减去,即可提取与外界刺激有关的 EHR。数学描述如下^[11]

$$y_N(k) = y_G(k) + \epsilon(k) \quad (1)$$

$$y_F(k) = y_E(k) + w(k)y_G(k) + \delta(k) \quad (2)$$

$$y_E(k) = y_F(k) - w(k)y_G(k) - \gamma(k) \quad (3)$$

式中: k 表示时刻; $w(k)$ 为未知权系数; $\gamma(k)$ 为剩余测量噪声。从远端通道信号中提取感兴趣的 EHR,应尽可能降低全局生理成分的影响。为此,首先采用经验模态分解算法将近端通道信号以固有模态函数的形式进行分解,并将全部固有模态函数作为自适应滤波器的参考输入;其次利用自适应滤波算法调整滤波器的权系数,由此计算得到滤波器的输出;最后以远端通道信号作为自适应滤波器的标准输入,将滤波器的输出从远端通道信号中减去而得到误差信号,再通过最小化误差平方得到感兴趣的诱发血液动力学反应 y_E 。

1.3 经验模态分解算法

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是一种自适应的数据处理方法,它能将复杂信号分解为有限个固有模态函数,各个固有模态函数分量包含着原信号在不同时间尺度上的局部特征,在处理非线性、非平稳数据时具有明显优势。EMD 算法基于以下假设条件^[12]:①数据至少有两个极值,一个极大值和一个极小值;②数据的局部时域特性由极值点间的时间尺度唯一确定。因此,EMD 可以将一个频率不规则的信号 $x(t)$ 分解为多个单一频率的信号 $c_j(t)$ 与一个残差信号 $r(t)$ 之和^[12],即

$$x(t) = \sum_{j=1}^L c_j(t) + r(t) \quad (4)$$

EMD 算法的局部时域特性可能会造成模态混叠问题,即同一个固有模态函数包含不同的频率成分,或相同的频率成分出现在不同的固有模态函数中。EEMD 算法^[13]充分利用了 EMD 算法的动态滤波特性,很好地解决了模态混叠问题,但同时产生了新的问题:①通过全部固有模态函数重建的原始

信号包含剩余噪声,使重建信号与原始信号之间出现误差;②不同噪声产生了不同数目的固有模态函数,使最后对固有模态函数求取平均变得困难。互补的总体经验模态分解算法 CEEMD^[14] 是对 EEMD 算法的一种改进,其重建信号与原始信号之间的误差可以忽略不计,然而算法 CEEMD 不能保证信号的完备性,不同噪声产生不同数目的固有模态函数的问题仍然存在。基于自适应噪声的完备总体经验模态分解算法 CEEMDAN^[15] 不仅实现了重建信号与原始信号之间的几乎零误差,还解决了噪声总体模态不匹配的问题,但仍存在一些尚待改进的地方:①固有模态函数还包含少量剩余噪声;②在时域上存在延迟效应,对信号进行经验模态分解的早期阶段存在虚假模态。改进的完备总体经验模态分解算法 ICEEMDAN^[16] 很好地解决了 CEEMDAN 算法的问题,被证明是最有效的经验模态分解算法。

本文利用 EMD、EEMD、CEEMD、CEEMDAN 和 ICEEMDAN 算法对近端通道信号进行了分解,将其获得的经验模态分解结果作为自适应滤波器的参考输入,将远端通道信号作为自适应滤波器的标准输入,借助递归最小二乘(RLS)算法提取远端通道信号中包含的 EHR,以此研究不同算法的 EHR 提取性能。

1.4 EHR 信号质量评估

采用 2 个参数比较了提取的 EHR 与原始 EHR 的相近程度,这 2 个参数分别是相对均方误差 R_{MSE} 和皮尔森相关系数 r^2 ,定义如下^[11,17]

$$R_{MSE} = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - y(i))^2}{\sum_{i=1}^N (y(i))^2} \quad (5)$$

$$r = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x(i) - \bar{x}}{S_x} \right) \left(\frac{y(i) - \bar{y}}{S_y} \right) \quad (6)$$

$$S_x = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{x})^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

$$S_y = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^N (y(i) - \bar{y})^2 \right)^{1/2} \quad (8)$$

式中: $M=N-1$; $\bar{x} = \text{avg}(\hat{y}_E)$, $\bar{y} = \text{avg}(y_E)$, avg 表示对诱发血液动力学反应进行块平均; $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别是 x 和 y 的均值。 $\hat{y}_E$ 与 y_E 越接近,二者的相对均方误差就越小,皮尔森相关系数则越大。 r 的取值范围为 $[-1, 1]$,绝对值越大,表明信号间的相关性越好。

2 经验模态分解算法对 EHR 提取性能的影响分析

采用仿真的 NIRS 信号和半真实的 NIRS 信号来研究不同经验模态分解算法对 EHR 提取性能的影响。

2.1 实验信号

2.1.1 仿真的 NIRS 信号 仿真的 NIRS 信号包括仿真的近端通道信号和远端通道信号,数学描述为^[18]

$$y_{\text{SimN}} = \sum_{i=1}^4 A_i \sin(2\pi f_i t) + \varepsilon(t) \tag{9}$$

$$y_{\text{SimF}} = y_{\text{E}} + \sum_{i=1}^4 B_i \sin(2\pi f_i t) + \delta(t) \tag{10}$$

$$y_{\text{E}} = h(t) * s(t) \tag{11}$$

式中: A_i 、 B_i 为正弦信号的幅值; f_i 为正弦信号的频率;“ $*$ ”表示 $h(t)$ 与 $s(t)$ 的卷积; $h(t)$ 为血液动力学反应函数(HRF),它是 2 个伽玛函数的线性组合^[18]

$$h(t) = \alpha[\Gamma(t, \tau_1, t_{01}) - \beta\Gamma(t, \tau_2, t_{02})] \tag{12}$$

$$\Gamma(t, \tau_x, t_{0x}) = \frac{1}{n! \tau_x} \left(\frac{t - t_{0x}}{\tau_x} \right)^n e^{-(t - t_{0x})/\tau_x} \tag{13}$$

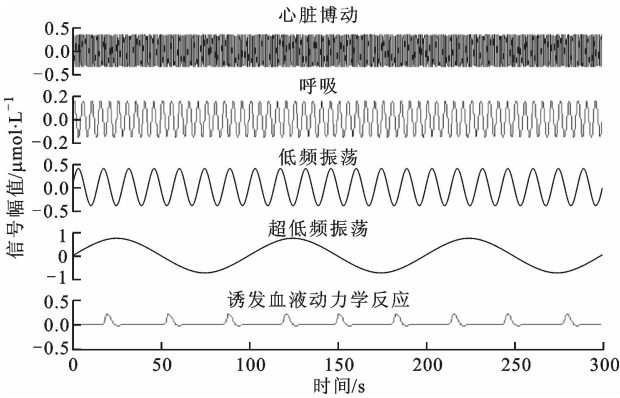
$s(t)$ 为刺激信号,在任务起始时刻其值为 1,其余时刻均为 0。仿真的近端通道信号主要包括 4 个正弦成分,即心脏搏动、呼吸、低频振荡和超低频振荡;仿真的远端通道信号除了包括上述 4 个生理成分外,还包括待提取的 EHR。各个生理成分的参数范围如表 1 所示。

表 1 各个生理成分的参数范围(均值±标准差)^[18]

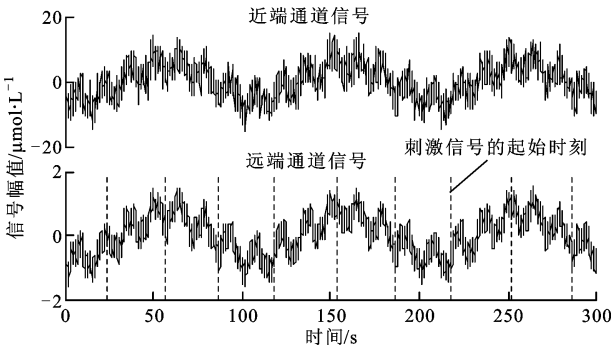
信号成分	频率/Hz	信号幅值/ $\mu\text{mol} \cdot \text{L}^{-1}$	对应参数
心脏搏动	1.1 ± 0.1	0.35 ± 0.01	f_1, A_1, B_1
呼吸	0.2 ± 0.03	0.15 ± 0.01	f_2, A_2, B_2
低频振荡	0.07 ± 0.04	0.40 ± 0.01	f_3, A_3, B_3
超低频振荡	0.001	0.70 ± 0.10	f_4, A_4, B_4
测量噪声	高斯白噪声	0.40 ± 0.18	ε, δ
HRF		0.30 ± 0.10	α
伽马函数	$[\tau_1, \tau_2] = [0.7, 1.1], [t_{01}, t_{02}] = [0, 0.5],$ $n=5, \beta=0.3$		

根据表 1 所列参数得到的仿真 NIRS 信号如图 2 所示。

本次仿真产生的 NIRS 信号的采样频率 $F_s = 10 \text{ Hz}$,分析信号长度为 300 s,刺激信号间隔为 30 ~ 40 s。



(a)各个生理成分的时域波形



(b)仿真 NIRS 信号的时域波形

图 2 仿真产生的各个生理成分及其叠加而成的 NIRS 信号

2.1.2 半真实的 NIRS 信号 将仿真产生的 y_{E} 加到真实的 NIRS 远端通道信号上,真实的 NIRS 近端通道信号不作任何处理,从而产生半真实的 NIRS 信号,如图 3 所示。

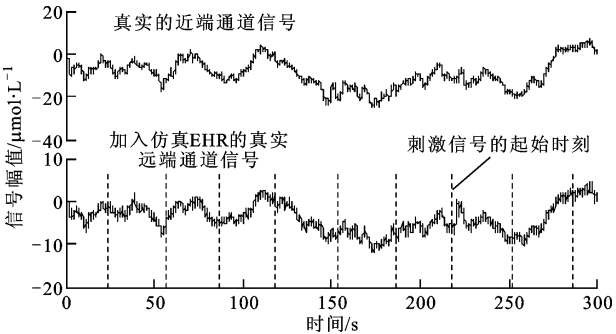


图 3 半真实 NIRS 信号的时域波形

真实的 NIRS 信号通过实验产生。实验中采用单点-双波长的连续光强度近红外记录系统对受试者进行监测,光源分时发出 2 种近红外光,波长分别是 735 nm 和 850 nm。光源和探测器之间的距离分别是 12 mm(近端)和 30 mm(远端),采样频率为 100 Hz。受试者为两名健康的男大学生,实验前告知实验内容并要求自愿参与数据采集。实验期间,

受试者坐在舒适的椅子上且处于静息状态,将近红外探头置于受试者前额持续记录 5 min,利用修正的朗伯比尔定律将光信号转换为血氧信号进行降采样,即可获得真实的 NIRS 信号,通过降采样的采样频率变为 10 Hz。对血氧信号进行 0.005~1 Hz 的带通滤波,以消除仪器、漂移等噪声的影响。

2.2 经验模态分解结果

图 4 为 ICEEMDAN 算法对仿真近端通道信号的经验模态分解结果,共包括 7 个固有模态函数(IMF1~IMF7)和 1 个残差量 r ,其中 IMF1~IMF5 与仿真的 4 个生理成分一一对应。由图 4 可见,ICEEMDAN 算法可以将仿真的近端通道信号分解为构成它的各个振荡成分,包括全局干扰和测量噪声。EMD、EEMD、CEEMD、CEEMDAN 也可以对近端通道信号进行成功分解,只是固有模态函数的数目和形态略有不同。

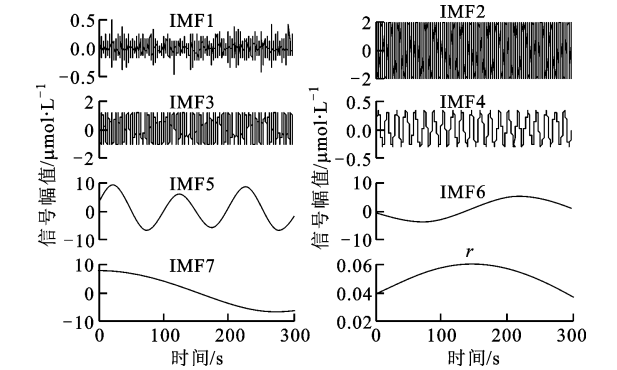


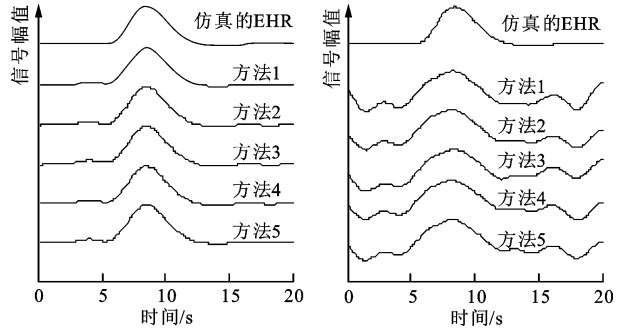
图 4 ICEEMDAN 算法对仿真近端通道信号的分解结果

2.3 EHR 提取结果

EHR 提取是对 NIRS 信号进行自适应滤波,将近端通道信号 y_N 的经验模态分解结果作为自适应滤波器的参考输入,将远端通道信号 y_F 作为自适应滤波器的标准输入,再应用递归最小二乘算法进行自适应滤波,从而提取出感兴趣的诱发血液动力学反应 $\hat{y}_E$ 。首先利用基于 5 种经验模态分解算法的自适应滤波方法,即 EMD-RLS、EEMD-RLS、CEEMD-RLS、CEEMDAN-RLS 和 ICEEMDAN-RLS(用方法 1~方法 5 表示),对 2 种实验信号进行处理,以提取双通道 NIRS 信号中 EHR,再将不同方法获得的 EHR 信号进行块平均,结果如图 5 所示。由图 5 可知:基于 5 种经验模态分解算法的自适应滤波方法均可以有效提取淹没在全局干扰中的 EHR;相对于仿真 NIRS 信号,半真实 NIRS 信号的 EHR 提取结果振荡较大。

2.4 EHR 信号质量评估结果

5 种方法获得的 EHR 与原始 EHR 之间的皮



(a) 仿真 NIRS 信号的 EHR 块平均结果 (b) 半真实 NIRS 信号的 EHR 块平均结果
图 5 仿真 NIRS 信号和半真实 NIRS 信号的 EHR 块平均结果

尔森相关系数和相对均方误差如表 2 所示。不难发现,与半真实 NIRS 信号相比,仿真 NIRS 信号的 EHR 提取结果更好。无论哪种实验信号,5 种方法获得的 EHR 均具有较大的皮尔森相关系数和较小的相对均方误差,其中 ICEEMDAN-RLS 方法对应的皮尔森相关系数最大,相对均方误差最小,表明该方法获得的 EHR 与原始的 EHR 更接近,信号质量更好。

表 2 5 种方法获得的 EHR 信号质量评估结果对比

参数	NIRS 信号	方法 1	方法 2	方法 3	方法 4	方法 5
r^2	仿真	0.92	0.94	0.94	0.94	0.96
	半真实	0.64	0.66	0.67	0.72	0.74
R_{MSE}	仿真	31.8	32.0	29.9	27.8	25.7
	半真实	72.4	72.8	66.2	65.1	60.8

3 ICEEMDAN-RLS 方法

理论上,对近端通道信号进行经验模态分解可以得到具有比较明确生理意义的固有模态函数,如心脏搏动、呼吸和低频振荡等全局干扰,这些全局干扰同时也包含在远端通道信号中,淹没了幅值较小的 EHR,然而结合自适应滤波方法可以在去除全局干扰的同时,还能很好地保留 EHR 的特性。

通过对比 5 种经验模态分解算法的 EHR 提取性能发现,基于经验模态分解的自适应滤波方法可以有效地提取 NIRS 信号中包含的 EHR,其中 ICEEMDAN-RLS 方法获得的 EHR 信号质量最好。究其原因:EMD 算法在对近端通道信号进行分解时存在模态混叠问题,所以分解得到的固有模态函数与真实的固有模态函数相差较大,在进行自适应滤波时不能有效移除干扰;EEMD 算法克服了

EMD 算法的模态混叠问题,但其获得的固有模态函数包含剩余噪声,且存在模态数目不匹配的现象,这些都会造成 EHR 估计质量下降;CEEMD 算法是对 EEMD 算法的一种改进,其获得的固有模态函数不包含剩余噪声,但模态数目不匹配的现象仍然存在,会影响 EHR 的估计质量;CEEMDAN 算法克服了上述几种算法的缺陷,但在对信号进行分解的过程中会出现虚假模态,并作为噪声被引入到自适应滤波器中,由此降低了 EHR 的估计质量;ICEEMDAN 算法很好地将信号分解为具有比较明确生理意义的固有模态函数,从而获得了较好的 EHR 信号质量。与此同时,仿真 NIRS 信号的 EHR 提取结果优于半真实 NIRS 信号。究其原因主要是,真实 NIRS 信号的近端通道和远端通道之间存在相位偏移,使得干扰信号不能被完全滤除,而且真实的远端通道信号本身已经包含大脑皮质活动的一些信息,使得提取出的仿真 EHR 振荡较大。

通过分析块平均次数与 EHR 信号质量之间的关系发现,ICEEMDAN-RLS 和传统块平均方法对应的皮尔森相关系数随块平均次数的增加而增大,相对均方误差随块平均次数的增加而减小。如图 6 所示,当块平均次数 $n=10$ 时,ICEEMDAN-RLS 方法对应的皮尔森相关系数基本稳定至 1,相对均方误差处于比较低的水平;当 $n=40$ 时,传统块平均方法对应的皮尔森相关系数基本稳定至 0.8,明显低于 ICEEMDAN-RLS 方法,而相对均方误差处于比较低的水平,和 ICEEMDAN-RLS 方法相当。因此,为获得稳定的 EHR 信号质量,ICEEMDAN-RLS 方法需要进行至少 10 次块平均,而传统块平均方法需要进行至少 40 次块平均且获得的 EHR 信号质量不如 ICEEMDAN-RLS 方法。ICEEMDAN-RLS 方法还存在一定的缺陷:①由于真实 NIRS 信号在不同通道之间存在相位偏移,使得其

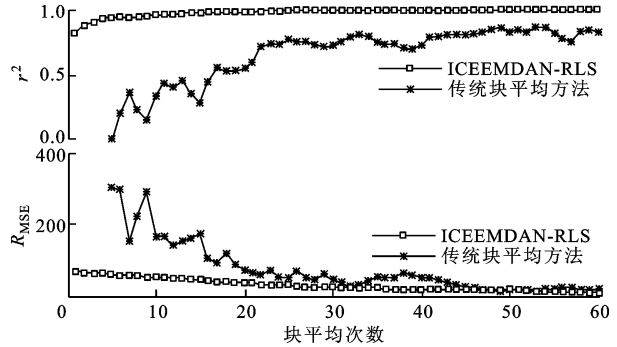


图 6 不同块平均数下 2 种方法 EHR 的皮尔森相关系数和相对均方误差评估结果对比

在近端通道信号的经验模态分解结果与远端通道信号中待滤除的生理成分不完全一样;②其将全部固有模态函数均作为自适应滤波器的参考输入,事实上部分固有模态函数是与远端通道信号不相关的噪声信号,这些噪声作为自适应滤波器的参考输入会降低 EHR 的信号估计质量。如何消除 NIRS 信号中的相位偏移,以及如何更有效地挑选固有模态函数中的有用成分以提高 EHR 的信号质量,是我们下一步的工作。

4 结束语

通过对比 5 种经验模态分解算法对应的 EHR 提取性能发现,无论哪种算法都能有效提取 NIRS 信号中包含的 EHR,其中 ICEEMDAN-RLS 方法获得的 EHR 信号质量最好,并且仿真 NIRS 信号的 EHR 提取结果优于半真实 NIRS 信号。另一方面,通过研究块平均次数与 EHR 信号质量之间的关系可知,为获得稳定的 EHR 信号质量,ICEEMDAN-RLS 方法需要进行至少 10 次块平均,而传统块平均方法需要进行至少 40 次块平均且获得的 EHR 信号质量不如 ICEEMDAN-RLS 方法。

综上所述,ICEEMDAN-RLS 方法具有较好的 EHR 提取性能,可为大脑功能活化的研究提供一种有效手段。

参考文献:

[1] NOZAWA T, KONDO T. A comparison of artifact reduction methods for real-time analysis of fNIRS data [M]. Heidelberg, Berlin: Springer, 2009: 413-422.

[2] SAAGER R B, BERGER A J. Direct characterization and removal of interfering absorption trends in two-layer turbid media [J]. Journal of the Optical Society of America: A Optics Image Science & Vision, 2005, 22(9): 1874-1882.

[3] 魏颖雯, 闫相国. 应用经验模态分解去除近红外光的运动伪迹 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(2): 131-136.

WEI Yinwen, YAN Xiangguo. Motion artifact removal for near infrared spectroscopy by empirical mode decomposition [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(2): 131-136.

[4] JASDZEWSKI G, STRANGMAN G, WAGNER J, et al. Differences in the hemodynamic response to event-related motor and visual paradigms as measured by near-infrared spectroscopy [J]. Neuroimage, 2003, 20(1): 479-488.

- [5] TAKAHASHI T, TAKIKAWA Y, KAWAGOE R, et al. Influence of skin blood flow on near-infrared spectroscopy signals measured on the forehead during a verbal fluency task [J]. *Neuroimage*, 2011, 57(3): 991-1002.
- [6] ZHANG Q, STRANGMAN G E, GIORGIO G. Adaptive filtering to reduce global interference in non-invasive NIRS measures of brain activation: how well and when does it work? [J]. *Neuroimage*, 2009, 45(3): 788-794.
- [7] ABDELNOUR A F, HUPPERT T. Real-time imaging of human brain function by near-infrared spectroscopy using an adaptive general linear model [J]. *Neuroimage*, 2009, 46(1): 133-143.
- [8] ZHANG Y, SUN J W, ROLFE P. Monte Carlo study for physiological interference reduction in near-infrared spectroscopy based on empirical mode decomposition [J]. *Journal of Modern Optics*, 2010, 57(21): 1-11.
- [9] GAGNON L, YÜCEL M A, BOAS D A, et al. Further improvement in reducing superficial contamination in NIRS using double short separation measurements [J]. *Neuroimage*, 2014, 85(1): 127-135.
- [10] FUNANE T, ATSUMORI H, KATURA T, et al. Quantitative evaluation of deep and shallow tissue layers contribution to fNIRS signal using multi-distance optodes and independent component analysis [J]. *Neuroimage*, 2014, 85(1): 150-165.
- [11] BERIVANLOU N H, SETAREHDAN S K, NOUBARI H A. Evoked hemodynamic response estimation using ensemble empirical mode decomposition based adaptive algorithm applied to dual channel functional near infrared spectroscopy [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2014, 224(6): 13-25.
- [12] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [C] // *Proceedings of the Royal Society: A Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. London, UK: The Royal Society, 1998: 903-995.
- [13] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2011, 1(1): 1-41.
- [14] YEH J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135-156.
- [15] TORRES M E, COLOMINAS M, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C] // *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 4144-4147.
- [16] COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, TORRES M E. Improved complete ensemble EMD: a suitable tool for biomedical signal processing [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 14: 19-29.
- [17] 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.
- [18] SCARPA F, BRIGADOI S, CUTINI S, et al. A methodology to improve estimation of stimulus-evoked hemodynamic response from fNIRS measurements [C] // *2011 Annual International Conference of the IEEE: Engineering in Medicine and Biology*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 785-788.

[本刊相关文献链接]

- 徐光华, 张锋, 谢俊, 等. 稳态视觉诱发电位的脑机接口范式及其信号处理方法研究. 2015, 49(6): 1-7. [doi:10.7652/xjtuxb201506001]
- 魏颖雯, 闫相国. 应用经验模式分解去除近红外光的运动伪迹. 2014, 48(2): 131-136. [doi:10.7652/xjtuxb201402022]
- 郑杨, 王刚, 徐进, 等. 大脑皮层-肌肉交互作用与注意力关系的实验研究. 2014, 48(6): 134-138. [doi:10.7652/xjtuxb201406023]
- 赵梦琰, 李扩, 鲍刚, 等. 利用小波包的脑电源定位算法仿真研究. 2013, 47(12): 130-136. [doi:10.7652/xjtuxb201312022]
- 胡其会, 张鸣远, 杨万英. 轴流式血泵黏弹性流体水动力特性数值模拟. 2010, 44(11): 28-32. [doi:10.7652/xjtuxb201011006]
- 陈珍, 袁奇, 朱光宇, 等. 颈内动脉狭窄时 Willis 环的血液动力学数值模拟. 2009, 43(10): 119-123. [doi:10.7652/xjtuxb200910025]
- 陈珍, 袁奇, 申娜, 等. 颅内 Willis 环三维稳态及非稳态血液动力学计算. 2008, 42(4): 492-496. [doi:10.7652/xjtuxb200804024]

(编辑 苗凌)