

基于多元经验模式分解的 SSVEP 目标识别研究

邵星翰, 林明星

(山东大学, 山东 济南 250061)

摘要:在脑-机接口(BCI)系统中,对稳态视觉诱发电位(SSVEP)的准确识别在生物医学等领域是至关重要的,而各种伪迹影响了识别准确率。提出一种基于多元经验模式分解的多元同步指数法(MEMD-MSI),首先用白噪声辅助的多元经验模式分解(MEMD)对原信号进行分解,各通道提取出前6个本征模式函数(IMF)分量,提出通过网格搜索法对IMF分量进行加权,从而剔除EEG信号中的伪迹,保留脑电信号中的有效信息,6名受试者的信号数据用来筛选加权系数。接着用多元同步指数法(MSI)对重构信号进行识别。另外,选取了9名受试者的信号数据,对比了MEMD-MSI,MSI及多元经验模式分解典型相关分析(MEMD-CCA)3种算法在不同时窗的准确性。结果表明,MEMD-MSI在三种算法中有着最高的准确率,且在时窗大小为2s时,其准确率达到95.24%。证明该算法有效地剔除了伪迹,具有高准确率。

关键词:脑-机接口;稳态视觉诱发电位;多元经验模式分解;本征模式函数;多元同步指数

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)02-0133-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.02.025

Study on Steady State Visual Evoked Potential Target Recognition Based on Multivariate Empirical Mode Decomposition

SHAO Xing-han, LIN Ming-xing

(Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: In the brain-computer interface (BCI) system, the accurate recognition of steady-state visual evoked potential (SSVEP) is significant in biomedical and other fields, and various artifacts affect the recognition accuracy. We propose a multiple synchronization index based on multiple empirical mode decomposition (MEMD-MSI). Firstly, the original signal is decomposed by white noise assisted multiple MEMD. The first six intrinsic mode functions (IMF) components are extracted from each channel. A grid search method is proposed to weigh the IMF components so as to eliminate the artifacts in the EEG signal and retain the effective information in the EEG signal. The signal data of the six subjects are used to choose the weighting coefficient. Then, MSI is used to identify the reconstructed signal. Besides, the signal data of 9 subjects are selected to compare the accuracy of the MEMD-MSI, MSI and multiple empirical mode decomposition canonical correlation analysis (MEMD-CCA) in different time windows. The results show that the MEMD-MSI has the highest accuracy among the three algorithms, and the accuracy reaches 95.24% when the time window size is 2 s. It is proved that the proposed algorithm can effectively eliminate the artifacts with high accuracy.

Key words: brain-computer interface; steady state visual evoked potential; multiple empirical mode decomposition; intrinsic mode function; multiple synchronous index

0 引言

脑-机接口技术(brain-computer interface, BCI)不同于传统的大脑-神经-肌肉的控制方式,其采集脑皮层产生的脑电图(electroencephalogram, EEG)信号,并将其转换成计算机指令来控制外部设备^[1]。其中基于稳态视觉诱发电位(steady state visual evoked potential, SSVEP)的BCI系统有着信噪比高、无需训练

等显著优点,在BCI系统中被广泛采用^[2-3]。SSVEP是由持续视觉刺激而诱发的节律性EEG信号^[4],SSVEP频率由固定的视觉刺激频率及其谐波频率组成^[5]。常见的SSVEP频率识别算法有功率谱分析(PSDA)^[6]与典型相关分析(CCA)^[7-8]。但由于采集信号的过程中,人体难免会产生眼电伪迹,肌电伪迹等降低SSVEP的识别率^[9]。如何准确高效地识别

收稿日期:2020-03-14

修回日期:2020-07-15

基金项目:山东省重点研发计划(公益类专项)项目(2017GGX30103)

作者简介:邵星翰(1995-),男,硕士研究生,研究方向为脑-机接口;林明星,教授,博导,通讯作者,研究方向为康复机器人、智能检测与控制、机器视觉等。

SSVEP 仍是 BCI 研究中的主要问题。

Huang 等人提出经验模态分解(EMD)^[10]。EMD 可以将非线性非平稳时间序列分解为一系列具有物理意义的内蕴模式函数(IMF)。因此,EMD 算法对非线性或非平稳的脑电信号进行分析是自适应和高效的。刘建辉将 EMD 与 PSDA 结合,在 3 s 的时间窗下,识别正确率相较于传统 PSDA 方法提高了 12%^[11]。Tello 等人对比了 EMD-PSDA,EMD-CCA,EMD-MSI 三种算法的检测精度与信息传输率,EMD-MSI 算法有着最优的性能^[12]。然而在处理多通道数据时,EMD 技术中存在着各通道 IMF 分量在数量和频率尺度上难以对齐的问题^[13],会降低 SSVEP 识别率。Rehman 等人提出多变量经验模态分解(MEMD),用于更好地对齐多通道信号对应的 IMF^[14]。Chen 等人将 MEMD 应用于 SSVEP 的识别中,提出了 MEMD-CCA 算法,在时窗为 3 s 时,其准确率要比 CCA 算法高 18.45%,并证明了其对 EEG 进行预处理的效果优于傅里叶分解、小波分解、EMD 等算法^[15]。孙高鹏提出了 SA-MEMD 算法,平均分类正确率最高可以达到 91.4%(4 s),相比于经典 CCA 算法,平均分类正确率在每个时间窗口条件下都提高了 3.5% 以上^[16]。

该文提出了一种新的基于 MEMD 与 MSI 结合的 SSVEP 目标识别算法(MEMD-MSI)。将采集到的 EEG 信号进行 MEMD 预处理,得到一系列多元 IMF 分量,从不同的 IMF 分量重构的 EEG 信号中,利用网格搜索法筛选出了识别效果最佳的 IMF 组合方式,并利用 MSI 对重构信号识别。在不同时窗下将 MEMD-MSI、MSI 以及 MEMD-CCA 算法进行了准确率的比较以及显著性分析,取得了理想的分类结果。

1 算 法

1.1 多元经验模式分解

MEMD 可以同步分解多通道信号,并按照频率高至低的顺序排列分解出 IMF 分量,由每个通道分解出的 IMF 分量个数相同且具有相同的频率尺度。给定一个 n 通道的多元信号 $x(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$, 信号的长度为 T , MEMD 算法如下:

采用哈默斯利序列采样算法在 $(n-1)$ 维球面上选择 K 个分布均匀的采样点集,生成 n 维空间的方向向量:

$$s^k = \{s_1^k, s_2^k, \dots, s_n^k\}, k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

其中, θ^k 是对应方向向量的方向角:

$$\theta^k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_{n-1}^k\} \quad (2)$$

计算 $x(t)$ 在每个方向的投影,记为 $p^{\theta^k}(t)$; 确定所有 $p^{\theta^k}(t)$ 的全部极值及其对应时刻 $t_i^{\theta^k}$, $i \in [1, T]$ 。利用多元样条插值函数插值极值点 $[t_i^{\theta^k}, x(t_i^{\theta^k})]$, 生成

K 个多元包络 $\{e^{\theta^k}(t)\}$, 并计算出 n 通道信号在球面空间 K 个方向向量上包络线的均值:

$$m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta^k}(t) \quad (3)$$

从原始信号 $x(t)$ 中减去 $m(t)$, 得到细节分量 $d(t)$ 。

$$d(t) = x(t) - m(t) \quad (4)$$

检查 $d(t)$ 的属性以筛选适当的 IMF。如果 $d(t)$ 满足多元 IMF 的要求^[17], 将 $x(t) = x(t) - d(t)$ 作为新的输入信号, 否则将 $d(t)$ 作为新的输入信号, 重复从计算投影开始到计算出新的 $d(t)$, 该过程直到满足停止条件时停止。 n 通道的多元信号被分解为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^q d_i(t) + r(t) \quad (5)$$

其中, q 是 $x(t)$ 每条通道分解出的 IMF 分量的个数, $d(t)$ 与 $r(t)$ 分别表示 $x(t)$ 的 IMF 分量及余量。

1.2 基于 MSI 的 SSVEP 识别

MSI 算法是由张杨松提出的, 被证实比 CCA、MEC 等算法具有更好的性能^[12,18]。

假设 $X \in R^{H \times P}$ (H 通道 $\times P$ 采样点) 表示 H 个通道记录的 EEG 数据, 每个通道中的采样点为 P 个, 构造参考信号 Y :

$$Y = Y_n = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_n t) \\ \cos(2\pi f_n t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N f_n t) \\ \cos(2\pi N f_n t) \end{bmatrix}, t = \left[\frac{1}{f_s}, \frac{2}{f_s}, \dots, \frac{L}{f_s} \right] \quad (6)$$

其中, N 为谐波数, 文中所有的 $N = 2$ 。 f_n 表示刺激频率, f_s 表示采样频率。

X, Y 两矩阵经过中心化与标准化的处理后, 可建立相关矩阵 C :

$$C = \begin{bmatrix} \frac{1}{M} X X^T & \frac{1}{M} X Y^T \\ \frac{1}{M} Y X^T & \frac{1}{M} Y Y^T \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, M 表示采样点数。

矩阵 C 中包含着 X 与 Y 的组内相关性与组间相关性, 为了消除组内相关性, 采取了以下的线性变换:

$$R = U C U^T = \begin{bmatrix} I_{N \times N} & C_{11}^{-1(1/2)} C_{12} C_{22}^{-1(1/2)} \\ C_{22}^{-1(1/2)} C_{21} C_{11}^{-1(1/2)} & I_{2N_s \times 2N_s} \end{bmatrix} \quad (8)$$

设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 为矩阵 R 的特征值。然后按式(9)计算归一化特征值:

$$\lambda_i' = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} = \frac{\lambda_i}{\text{tr}(R)} \quad (9)$$

$P = N + 2N_n$ 。然后可以计算两组信号之间的同步指数:

$$S = 1 + \frac{\sum_{i=1}^p \lambda_i \log(\lambda_i)}{\log(P)} \quad (10)$$

S 值的范围在 0 到 1 之间, S 值越大, 说明两组信号间的相关性越大。

接下来, 可以计算多个脑电电极的信号与每个参考信号 Y_m 之间的同步指数。然后得到 m 个指数 S_1, S_2, \dots, S_m 。受试者注视的目标满足以下条件:

$$T = \max_i S_i, i = 1, 2, \dots, K \quad (11)$$

1.3 基于 CCA 的 SSVEP 识别

给定 $X \in R^{H \times P}$ (H 通道 $\times P$ 采样点) 与参考信号 Y , 如式(6), CCA 算法寻找一对线性变换 $w \in R^H$ 和 $v \in R^L$, 使得两种线性组合 $x = w^T X$ 与 $y = v^T Y$ 之间的相关性最大, 如式(12)所示:

$$\rho(x, y) = \frac{E[xy^T]}{\sqrt{E[xx^T]E[yy^T]}} = \frac{E[w_x^T X Y^T w_y]}{\sqrt{E[w_x^T X X^T w_x]E[w_y^T Y Y^T w_y]}} \quad (12)$$

其中, ρ 表示相关系数。

通过 CCA 算法, 可以求出 X 与每个 Y_n 之间的最大相关系数 ρ_m 。测试样本的目标频率 f 由式(13)识别出:

$$f_s = \max_f \rho(f), f = f_1, f_2, \dots, f_K \quad (13)$$

1.4 基于 MEMD 的 SSVEP 识别

如图 1, 原始的多通道 EEG 信号添加两通道的高斯白噪声, 经过 MEMD 处理后, 每个通道的信号都被分解为多个 IMF 分量, 提出对单个 IMF 的准确率进行对比, 筛选出合适的 IMF, 然后利用网格搜索法确定各个分量的权重, 最后重组得到重构 EEG 信号。此时的重构 EEG 信号分别通过 MSI 与 CCA 计算其与参考信号 Y 的同步指数 S 和最大相关系数 ρ 。

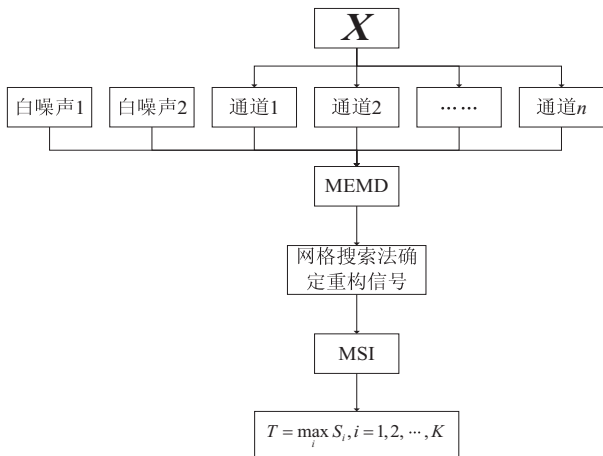


图 1 MEMD-MSI 流程

重构信号为:

$$\tilde{X} = \omega_1 \times \text{IMF}_1 + \omega_2 \times \text{IMF}_2 + \dots + \omega_n \times \text{IMF}_n \quad (14)$$

其中, $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ 等为各个 IMF 分量的加权系数。

2 实验分析

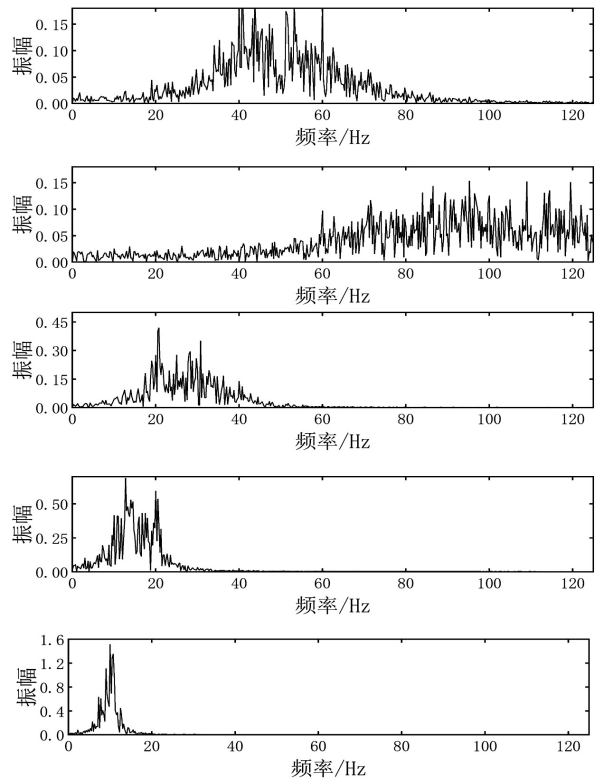
2.1 采集脑电信号

该文采用清华大学脑机接口研究组的 SSVEP 数据库^[19], 从中选取了 15 名受试者的脑电数据集, 受试者的眼睛距离显示器 70 cm 远。

脑电数据是用 Synamps2 系统 (Neuroscan 公司) 采集的。9 个通道 (Pz, PO5, PO3, POz, PO4, PO6, O1, Oz, O2) 位置符合国际 10-20 系统标准。采样频率为 250 Hz。刺激频分别为 [10:0.2:11]。实验需要受试者注视每个刺激 2 次, 每次注视持续 5 秒, 每次注视后休息一段时间, 以避免闪烁引起的视觉疲劳。通过实验获得了 2 组 $15 \times 6 \times 9 \times 1250$ 的脑电信号数据。其中 6 名受试者的数据用来筛选适合的 IMF 分量, 其余 9 名受试者的数据集用来对比 MEMD-MSI, MEMD-CCA, MSI 及 FBCCA 算法的准确性。

2.2 有效 IMF 的筛选

图 2 示出了受试者 S_1 的脑电信号经 MEMD 分解后, POz 通道的前 6 个 IMF 分量的功率谱, 原 EEG 由 MEMD 分解为 11 个 IMF, IMF₅, IMF₆, IMF₇, ... 对应频率带 0 ~ 7.81 Hz 的脑电活动, 而文中的刺激频率范围为 [10:0.2:11], 故只需考虑前四个 IMF 分量。



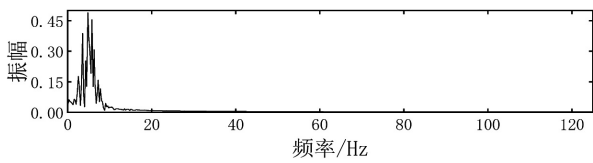


图 2 POz 通道 IMF 分量功率谱

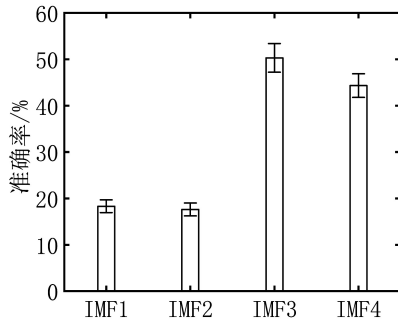


图 3 四个 IMF 分量的准确率(误差棒代表标准误差)

图 3 为每个 IMF 分量分别经 MSI 算法处理后的识别准确率。很明显,IMF₃与 IMF₄分量中有用信息多,

表 1 网格搜索法确定 IMF₁, IMF₂ 的加权系数 ω_1, ω_2

		IMF ₂ 的加权系数 ω_2					
		0	0.2	0.4	0.6	0.8	1
IMF ₁ 的加 权系数 ω_1	0	62.29	62.54	62.96	64.48	66.41	65.82
	0.2	61.20	63.38	64.14	65.66	65.32	66.84
	0.4	63.05	63.89	65.66	65.40	65.74	66.67
	0.6	64.48	64.73	65.99	65.49	65.32	65.74

2.4 时窗大小对算法准确率的影响

为了评估 MEMD-MSI 识别方法的性能,将其分别与 MSI 和 MEMD-CCA 在不同时窗下进行准确率的对比,如图 4 和图 5 所示。

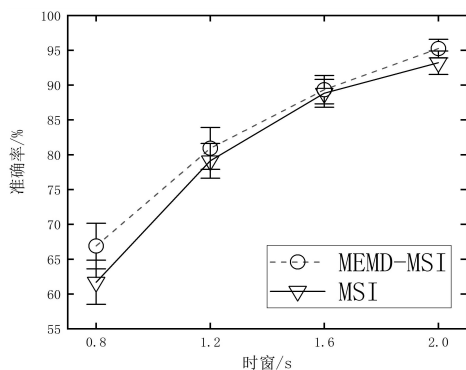


图 4 不同窗下 MEMD-MSI 与 MSI 算法的准确率

为了评估提出的 MEMD-MSI 算法在 SSVEP 目标频率分类的准确性。有必要将其与 MSI 以及 MEMD-CCA 进行比较,如表 2 所示。

在 SSVEP 目标频率识别中,时窗大小对分类算法准确性的影响很大。由表 2 可知,三种算法的准确率随着时窗增大, MEMD-MSI 在任何时窗下的准确率均高于 MSI 及 MEMD-CCA 算法,且利用配对 T 检验

而 IMF₂与 IMF₁分量中噪声较多,有用信息少。故文中将 ω_3, ω_4 设置为 1。

权重系数 ω_1 与 ω_2 用网格搜索法确定,范围分别为 $[0:0.2:0.6], [0:0.2:1]$ 。表 1 为 6 名受试者的数据集利用网格搜索法得到的结果。

从表中可以看出,当 ω_1, ω_2 分别为 0.2, 1 时,重构信号有着最高的识别准确率,重构信号被确定为:

$$\tilde{X} = 0.2 \times \text{IMF}_1 + \text{IMF}_2 + \text{IMF}_3 + \text{IMF}_4 \quad (15)$$

2.3 性能分析

对于 IMF 的筛选,该文利用 6 名受试者的数据集。接着利用其他 9 名受试者的数据集,探究了 MEMD-MSI, MSI, MEMD-CCA 在不同时窗下的性能,时窗范围为 0.8 s 到 2 s,间隔为 0.4 s。将每个频率的数据分为相应长度的部分重叠的分段,识别正确的分段数与总分段数的比值为单个频率的识别准确率,6 个频率的识别准确率的均值则为一次试验的准确率,配对 T 检验将用于观察结果差异的显著性。

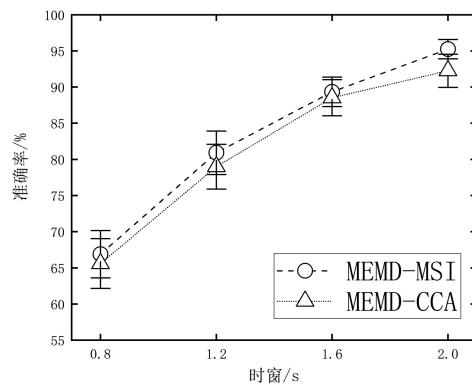


图 5 不同窗下 MEMD-MSI 与 MEMD-CCA 算法的准确率

表 2 不同窗下三种算法准确率对比

时窗/s	三种算法		
	MSI	MEMD-CCA	MEMD-MSI
0.8	61.69	65.60	66.89
1.2	79.12	78.99	80.91
1.6	88.81	88.52	89.33
2.0	93.21	92.24	95.24

观察结果差异显著性,在任何时窗下均有 $p < 0.05$ 。且在时窗为 2 s 时,其准确率达到 95.24%。结果表明

MEMD-MSI 显著提升了 MSI 算法的准确性,且 MEMD-MSI 的性能优于 MEMD-CCA。在基于 SSVEP 的 BCI 系统的研究有重要的参考价值。

3 结束语

该文使用添加两条白噪声辅助的 MEMD 方法来对原信号进行处理。对原信号进行 MEMD 处理后,选取的 IMF 不同,对接下来的 SSVEP 目标频率识别准确率的影响很大。该文筛选出了合适的 IMF 分量,并采用网格搜索法找到了各个分量的加权系数,最后将改进的 MEMD 方法与 MSI 方法相结合并与 MSI、MEMD-CCA 算法进行对比。实验证明, MEMD-MSI 显著提高了传统 SSVEP 信号检测算法的准确率,但其处理方式离线处理,实时性还有很大的提升空间,将 MEMD-MSI 运用到实时的 BCI 系统中是下一步的目标。

参考文献:

- [1] CHAUDHARY U, BIRBAUMER N, RAMOS-MURGUIA-LDAY A. Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation[J]. *Nature Reviews Neurology*, 2016, 12(9): 513-525.
- [2] 赵丽,薛仲林,王宣方. 基于 SSVEP 的高传输速率脑机拨号系统[J]. *计算机技术与发展*, 2017, 27(10): 185-188.
- [3] 张建平,曹胜海. 基于 SSVEP 的脑控小车系统的研究[J]. *信息技术*, 2018(3): 92-96.
- [4] 王卓. 基于 SSVEP 的脑-机接口及在通信与拼写中的应用研究[D]. 南昌:南昌大学, 2013.
- [5] MÜLLER-PUTZ, GERNOT R, SCHERER R, et al. Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication; impact of harmonic frequency components[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2005, 2(4): 123-130.
- [6] HWANG H J, LIM J H, JUNG Y J, et al. Development of an SSVEP-based BCI spelling system adopting a QWERTY-style LED keyboard[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2012, 208(1): 59-65.
- [7] LIN Z, ZHANG C, WU W, et al. Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, 53(12): 2610-2614.
- [8] 笪铨璐, 陈志阳, 黄丽亚. 基于 CCA 的 SSVEP 性能研究[J]. *计算机技术与发展*, 2015, 25(5): 52-55.
- [9] DHILLONH S, RAJESH SINGLA, REKHI N S, et al. EOG and EMG based virtual keyboard; a brain-computer interface [C]//IEEE international conference on computer science & information technology. Beijing: IEEE, 2009: 259-262.
- [10] LIN W, SHEN M W, ZHANG G Q, et al. Artifacts removing techniques on EEG waveforms[J]. *Chinese Journal of Applied Psychology*, 2004, 10(3): 47-52.
- [11] 刘建辉. 基于稳态视觉诱发电位的脑机接口系统研究[D]. 杭州:杭州电子科技大学, 2016.
- [12] TELLO R M G, MÜLLER S M T, BASTOS-FILHO T, et al. Comparison of new techniques based on EMD for control of a SSVEP-BCI [C]//IEEE international symposium on industrial electronics. Istanbul: IEEE, 2014: 992-997.
- [13] LOONEY D, MANDIC D P. Multiscale image fusion using complex extensions of EMD[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(4): 1626-1630.
- [14] REHMAN N, MANDIC D P. Multivariate empirical mode decomposition[J]. *Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences*, 2010, 466(2117): 1291-1302.
- [15] CHEN Y F, ATAL K, XIE S Q, et al. A new multivariate empirical mode decomposition method for improving the performance of SSVEP-based brain-computer interface[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2017, 14(4): 046028. 1-046028. 16.
- [16] 孙高鹏. 稳态视觉诱发电位型脑机接口的优化的研究[D]. 南京:东南大学, 2018.
- [17] HUANG N E, WU M L C, LONG S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2003, 459(2037): 2317-2345.
- [18] ZHANG Y, XU P, CHENG K, et al. Multivariate synchronization index for frequency recognition of SSVEP-based brain-computer interface[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2014, 221(Complete): 32-40.
- [19] YUAN P, CHEN X, WANG Y, et al. Enhancing performances of SSVEP-based brain-computer interfaces via exploiting inter-subject information[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2015, 12(4): 046006. 1-046006. 12.