

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2020.02.018

医学信号处理与医学仪器

基于变分模态分解的眼电伪迹去除

赵丽, 崔立杰

天津职业技术师范大学自动化与电气工程学院, 天津 300222

【摘要】脑电信号可以反映人体大脑活动状态,精确地将脑内信息传递向外界,对脑科学研究具有重要的意义。在实际情况中,脑电信号采集的同时会带有一些噪声,而眼电伪迹的存在会严重干扰脑电信号。本研究尝试了一种基于变分模态分解的眼电伪迹去除方法。通过变分模态分解将采集到的脑电信号分解成 K 组模态分量;根据眼电伪迹的频率特点,选择出眼电伪迹所对应的模态分量,并将其去除后重新构建剩余的模态分量。结果表明通过对实验数据的处理,变分模态分解可以有效地将眼电伪迹去除,并维持脑电信号的特征。

【关键词】眼电伪迹;脑电信号;变分模态分解;模态分量

【中图分类号】R318;TN911.71

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)02-0237-06

Electrooculogram artifacts removal based on variational mode decomposition

ZHAO Li, CUI Lijie

School of Automation and Electrical Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China

Abstract: Electroencephalogram (EEG) signals can reflect the state of human brain activity and accurately transmit the information in the brain to the outside, which is of great significance to brain science research. In practice, the acquisition of EEG signals is accompanied by some noises, and the presence of electrooculogram (EOG) artifacts will seriously interfere with EEG signals. Therefore, a variational mode decomposition-based method for removing EOG artifacts is proposed. The acquired EEG signals are decomposed into K modal components by variational mode decomposition. According to the frequency characteristics of EOG artifacts, the modal components corresponding to EOG artifacts are selected out, and the remaining modal components are reconstructed after removing the artifacts. The results show that by processing the experimental data, variational mode decomposition can be used to effectively remove EOG artifacts and maintain the characteristics of EEG signals.

Keywords: electrooculogram artifact; electroencephalogram signal; variational mode decomposition; modal component

前言

脑电(Electroencephalogram, EEG)信号是人类大脑进行活动时所产生的一种生物电信号,其信号特征可以反映大脑的活动状态^[1-2]。通过EEG信号准确解读大脑信息可得到较为纯净的EEG信号,但是在EEG信号的采集极容易受到噪声信号的干扰,而眼电信号就是一种常见并且幅值明显的伪迹信号^[3]。眼电伪迹所处的频带重叠在神经性EEG信号所处的频带上,使原始的EEG信号失真,致使对EEG信号后续的处理和分析产生巨大的偏差,导致处理结果不具有严谨性^[4]。因此,眼电伪迹的去除以及还原原始

无失真的EEG信号是人们较为关注的问题^[5]。

在现阶段,独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)和经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)是两种较为成熟的眼电伪迹去除方法^[6]。ICA是将EEG信号各个导联的信号视为互不干涉的独立信号,然后识别这些独立信号的特征并将其归置在导联数个的独立空间中,实现信号的特征识别,之后将识别出的眼电伪迹去除^[7-8];而EMD是对EEG信号进行EMD处理,将其分解成一组固有模态函数,并对该固有模态函数的阈值进行去噪,从而实现眼电伪迹的去除^[9]。ICA需要有比较多的导联数数据^[10],而EMD在EEG信号的频带与噪声频带相重叠时,会使EEG信号出现失真^[11-12]。

因此,本研究尝试了一种基于变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)的眼电伪迹去除方法,将进行VMD分解后的EEG信号中眼电伪

【收稿日期】2019-10-26

【基金项目】天津市自然科学基金(18JCYBJC88200)

【作者简介】赵丽,教授,硕士生导师,研究方向:生物医学信号处理、智能信息检测, E-mail: zheng862080@139.com

迹的模式分量去除后,重组剩余模式分量,便可以得到去除眼电伪迹的EEG信号。

1 VMD

2014年,Dragomiretskiy等^[13]提出了一种新型的可以进行自适应信号分解的方法,即VMD。本研究尝试通过VMD进行眼电伪迹去除。VMD通过构造约束变分问题以及对变分问题进行最优求解,将原始信号分解成为多个有着不同带宽和频率中心模式分量,以方便信号的识别与分离^[14-15]。VMD实质上是对变分问题最优解的求解,因此,该过程可以分为:变分问题的构造与求解^[16]。

1.1 变分问题的构造

将采集到的信号分解成若干个(即分解层数 K)特征模式函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量,对所有的IMF分量依次实施Hilbert变换后得到每个IMF分量的解析信号,随后对其中心频率进行预估,经过移频变换,将各个IMF分量的解析信号频谱变换到其对应的基频带^[17-19]:

$$[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t})u_k(t)]e^{-j\omega_k t} \quad (1)$$

其中, $\delta(t)$ 为Dirichlet函数; $u_k(t)$ 为IMF分量; ω_k 为每个分量的中心频率。

最后需要得到各IMF分量的频带宽,依靠欧几里得距离的计算方法,将式(1)带入,可以得到:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t})u_k(t)]e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (2)$$

$$s.t. \sum_k u_k = f(t)$$

其中, $\{u_k\}$ 为各个IMF分量的集合; $\{\omega_k\}$ 为所对应的中心频率集合; $f(t)$ 为含有眼电伪迹的EEG信号。

1.2 变分问题的求解

因为约束型的变分问题不易求其最优解,因此,通过Lagrange乘法算子与二次惩罚项,该变分问题变为非约束的变分问题^[20]。其表达式如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t})u_k(t)]e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \|f(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (3)$$

其中, α 为二次惩罚项因子; $\lambda(t)$ 为Lagrange乘法算子; $f(t)$ 则是采集到带有眼电伪迹的EEG信号。

通过乘法算子交替法更新IMF分量、中心频率以及Lagrange算子,可以求出式(3)的鞍点,即求解出式(2)中的最小值。

1.3 本研究的眼电伪迹去除方法

(1)用上述VMD的方法对采集到的EEG信号进行分解,分解成 K 个模式分量;(2)根据分解结果的精度调整 K 值的大小;(3)以最优 K 值分解后,识别并剔除眼电伪迹所对应的模式分量;(4)重组剩余的模式分量,得到去除眼电伪迹的EEG信号。

2 结果与讨论

本实验采用经过NeuroScan公司的EEG采集系统和放大器所采集到的数据,并且对50 Hz的工频干扰进行了相应的处理。本实验采集的数据分为3种,分别为被试在闭眼状态下的EEG信号、身体静止不动状态下眨眼的眼电信号以及进行实验时的EEG信号。闭眼状态下所采集的EEG信号视为不掺杂眼电伪迹的EEG信号,眨眼时采集到的眼电信号视为眼电伪迹。将眼电伪迹添加到不含眼电信号的EEG信号上,以便进行仿真实验。图1为不含眼电伪迹的EEG信号,图2为加入眼电伪迹的EEG信号。

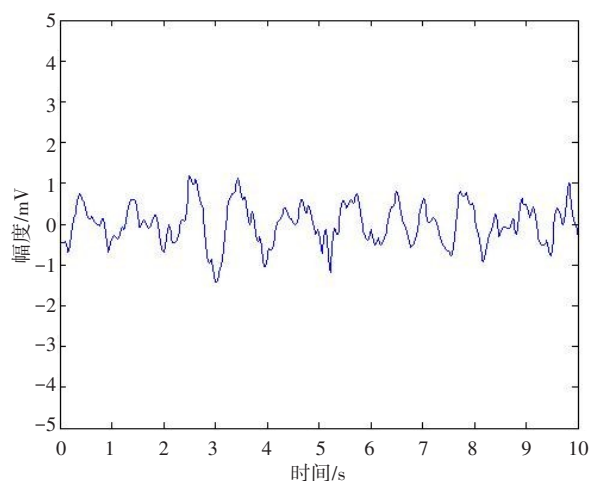


图1 不含眼电伪迹的EEG信号

Fig.1 Electroencephalogram (EEG) signals without electrooculogram (EOG) artifacts

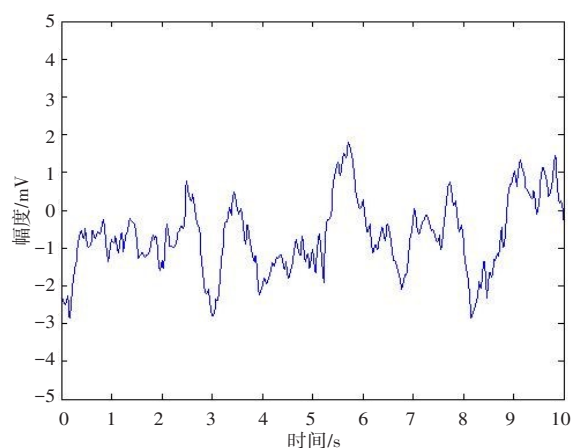


图2 加入眼电伪迹的EEG信号

Fig.2 EEG signal with EOG artifacts

VMD是通过把信号分解为若干个模态来对信号进行进一步的观察与分析。因此分解模态的个数不仅对于分解后去除眼电伪迹的效果有影响,也决定VMD所需要的时间。根据不同的分解内容及条件的影
响,分解模态的层数 K 也会有所不同,但是 K 的范围只会在3~11之间^[21]。 K 如果低于3,分解层数不够,会出现模态混叠的情况,分离EEG信号与眼电伪迹将会非常困难,强行分离会使去除眼电伪迹后的EEG信号失真,使去除眼电伪迹失去意义;而 K 若超

过11,虽然可以将信号分解的很细致,但是可能导致眼电伪迹出现在高于低频层模态的模态分量上,另外一方面,随着模态层数的增加,分解时间也会相应的变长, K 如果选取数值过大会影响分解效率。因此 K 值的选取对于实验有着重要的意义。

为了便于对进行VMD的EEG信号进行观察,对加入眼电伪迹的EEG信号直接进行 $K=11$ 的VMD,进而得到11组IMF分量。每一组IMF分量如图3所示。

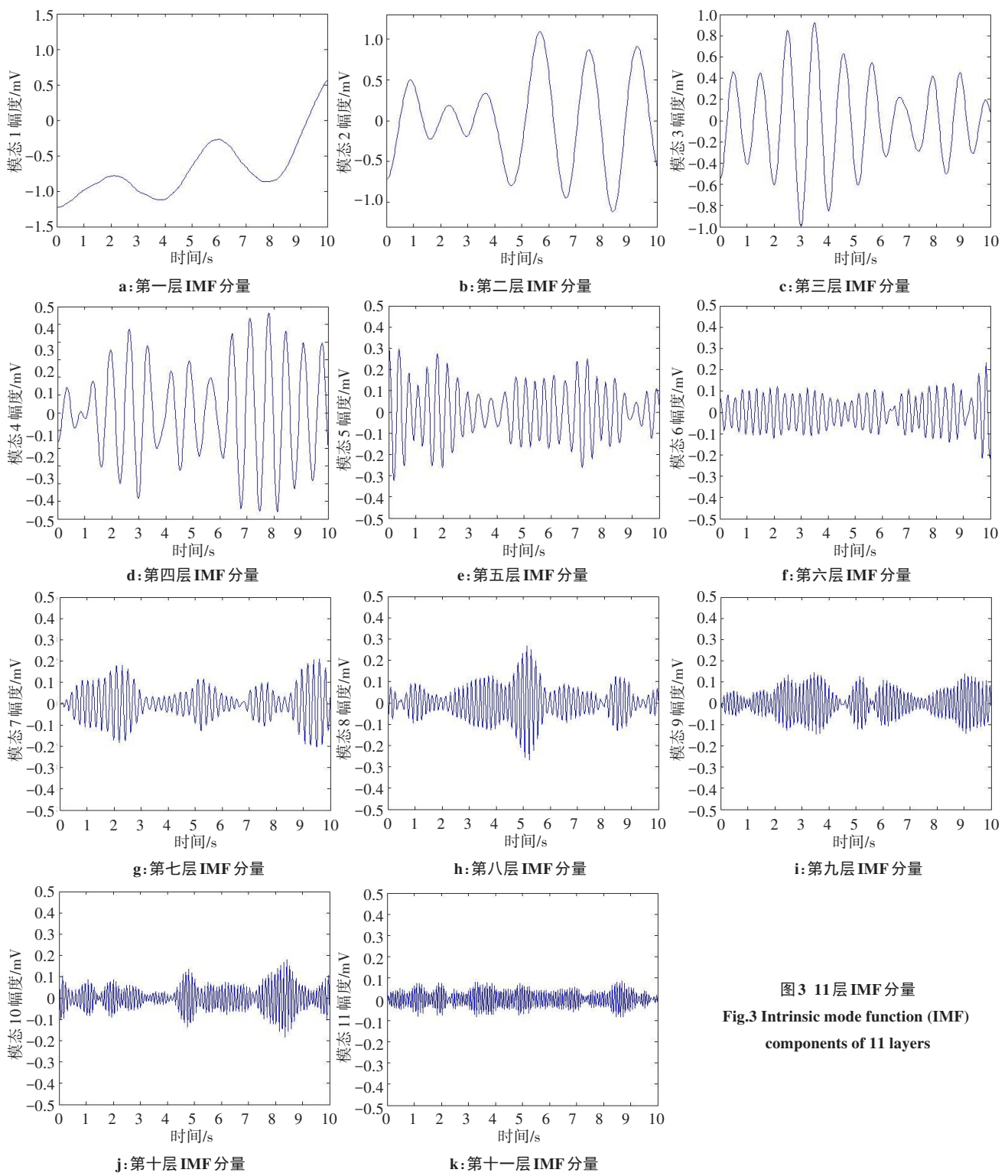


图3 11层IMF分量
Fig.3 Intrinsic mode function (IMF)
components of 11 layers

从上述11个IMF分量可以看出,在对信号进行VMD时,频率低、幅值大的信号会被优先分解出来,而频率高、幅值小的信号会被随后分解出来,可以理解为随着VMD分解的进行,信号的频率会越来越高,而幅值会越来越低。眼电伪迹是在被试眨眼或者斜视时所产生的噪声信号,因此和EEG信号相比较,眼电伪迹的复杂程度低于EEG信号,即频率低于EEG信号。根据眼电伪迹的这一特征,可以将

其所在的模态分量估计在第一层模态分量里面。

为了验证眼电伪迹所在的模态分量,本实验对每一层的模态分量进行了频谱分析。经过分析可以发现,对于第一层的模态分量,其频谱图为低频、高幅值的状态,与眼电伪迹的特征状态比较吻合,因此可以确定眼电伪迹所分布的模态分量为第一层的模态分量。频谱分析图如图4所示。

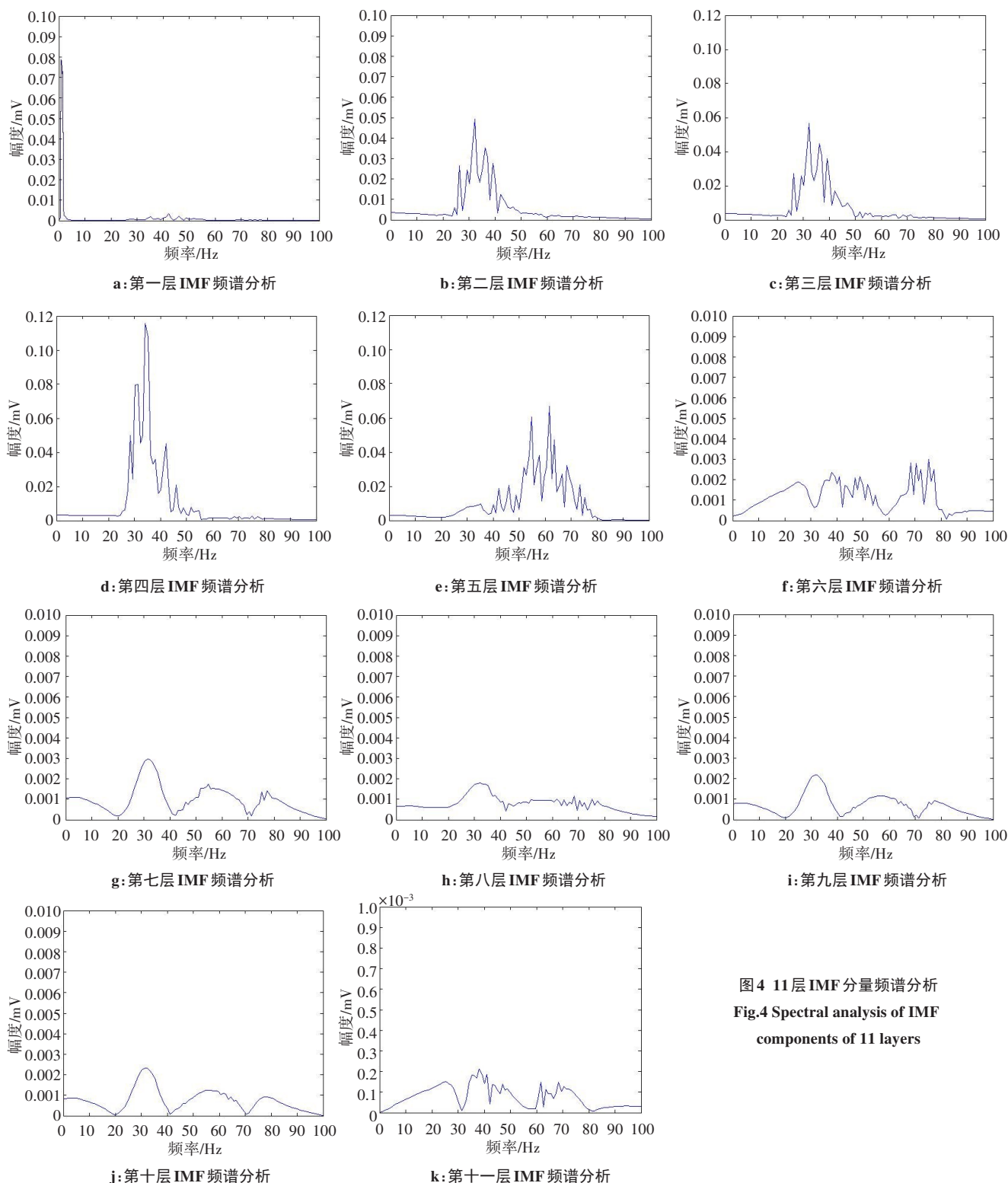


图4 11层IMF分量频谱分析
Fig.4 Spectral analysis of IMF
components of 11 layers

眼电伪迹相对于 EEG 信号是一种频率较低、幅值较大的信号,根据其特征可以判断其所处的位置为第一层模态分量,因此本研究对第一层模态分量进行平均瞬时频率分析,并根据分析结果来确定 K 的值。图 5 为在不同 K 值下第一层模态的平均瞬时频率,可以看出平均瞬时频率会随着 K 值的增加而减小,直至平稳在一个低频的频率上,也就是眼电伪迹所对应的频率。当 $K=8$ 的时候,两层模态的平均瞬时频率都开始稳定在一个频率左右,即单考虑分解效果, $K=8$ 是为最优的分解层数。另外还需要考虑分解时间的因素,如图 6 所示, VMD 所需的时间在 $K=6、7、8、9$ 时有着相似的时间,而随着 K 继续增加,分解所需要的时间则会以线性上升,增加计算机运算负荷。因此,综合考虑分解效果与分解时间的影响, $K=8$ 时是 VMD 去除眼电伪迹的最优分解层数。随后对加入眼电伪迹的 EEG 信号进行 $K=8$ 的 VMD,将分解后的第一层模态分量去除并重构剩余的模态分量,得到去除眼电伪迹后的 EEG 信号,分解结果如图 7 所示,可以看出 VMD 能够较好地实现眼电伪迹的去除。

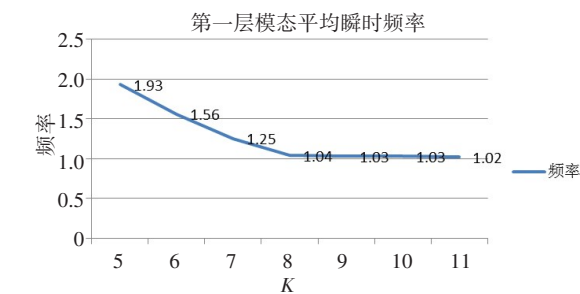


图5 平均瞬时频率
Fig.5 Average instantaneous frequency

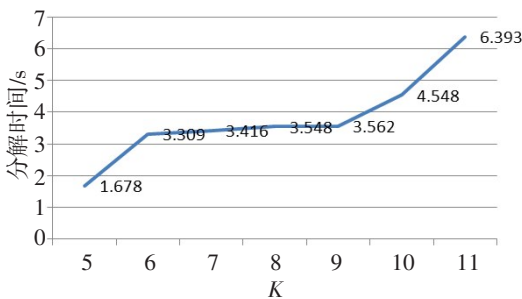


图6 VMD分解时间
Fig.6 Time required for variational mode decomposition (VMD)

根据本研究所述的 VMD 与选取的 K 值,对实验所采集的带有眼电伪迹的 EEG 信号进行了 VMD 去眼电伪迹处理,结果表明 VMD 眼电伪迹去除方法是可行有效的。这里选取 4 位被试的 EEG 信号,分别进

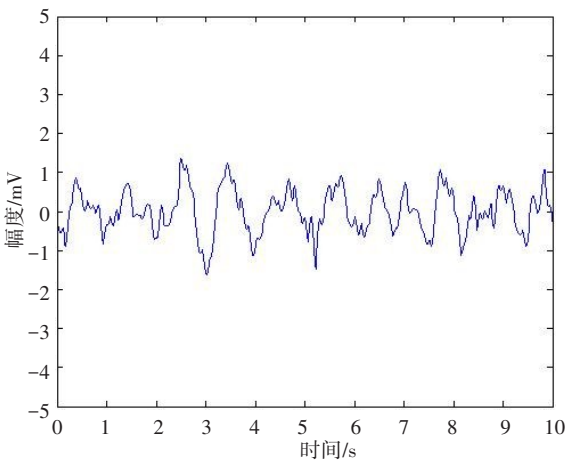


图7 $K=8$ 时 VMD 分解结果
Fig.7 VMD results at $K=8$

行 VMD 和 EMD。根据分解后的信噪比,对比 4 组被试 EEG 信号在两种分解模式下眼电伪迹的去除情况。其信噪比结果如表 1 所示。

表1 EEG 信号分解后信噪比对比
Tab.1 Comparison of signal-to-noise ratio after EEG signal decomposition

被试信号	未分解信号信噪比	EMD 信噪比	VMD 信噪比
S1	1.386	5.198	8.732
S2	0.903	5.322	8.695
S3	1.445	4.914	9.633
S4	3.158	5.836	8.157

由表 1 的数据可以看出,对于同一 EEG 信号, VMD 去噪结果要优于 EMD 去噪结果,即 VMD 相比 EMD 有更好的去噪能力,证明了 VMD 去除眼电伪迹的可行性。

3 结 论

VMD 作为一种比较新颖的信号分解处理方法,对非平稳信号有着较强的处理能力。本实验通过合成纯净 EEG 信号和眼电伪迹,对 VMD 进行仿真实验,根据眼电伪迹的特征判断其所在的模态分量,并且根据 VMD 的分解效果与分解时间,将 K 值定为 8。通过对眼电伪迹模态分量的剔除与剩余模态分量的重组,实现 EEG 信号中眼电伪迹的去除,并且可以有效地保留 EEG 信号的特征。VMD 去除眼电伪迹还有一些不足之处,只能进行单一通道的 EEG 信号处理; K 值至今没有一个公认的最优值。因此,在今后还需进行更多的探索与研究。

【参考文献】

- [1] 明东, 柯余峰, 何峰, 等. 基于生理信号的脑力负荷检测及自适应自动化系统研究:40 年回顾与最新进展[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1): 1-13.
MING D, KE Y F, HE F, et al. Psychophysiological measures based studies on mental workload assessment and adaptive automation: review of the last 40 years and the latest developments[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2015, 29(1): 1-13.
- [2] HANNAN S, FAULKNER M, ARISTOVICH K Y, et al. Imaging fast electrical activity in the brain during ictal epileptiform discharges with electrical impedance tomography[J]. Neuroimage Clin, 2018. DOI: 10.1016/j.nicl.2018.09.004.
- [3] 刘然, 徐苗, 张艳珍, 等. 单通道脑电信号中眼电干扰的检测及去除方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(z1): 226-230.
LIU R, XU M, ZHANG Y Z, et al. EOG detection and removal method for single channel electroencephalogram signal [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(z1): 226-230.
- [4] 罗志增, 严志华, 傅炜东. 基于 CEEMDAN-ICA 的单通道脑电信号眼电伪迹滤除方法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(8): 1211-1216.
LUO Z Z, YAN Z H, FU W D. Electroencephalogram artifact filtering method of signal channel EEG based on CEMDAN-ICA[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(8): 1211-1216.
- [5] 姚悦, 丁永红, 裴东兴. 离散小波变换结合二阶盲辨识的眼电伪迹自动去除方法[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(22): 222-228.
YAO Y, DING Y H, PEI D X. Method of ocular artifact automatic removal based on discrete wavelet transform and second-order blind identification[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(22): 222-228.
- [6] 王田, 李玉榕, 陈建国, 等. 小波包分解结合异常值检测自动去除眼电中眨眼干扰的方法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2018, 46(6): 860-866.
WANG T, LI Y R, CHEN J G, et al. A method for removing blink signals in electrooculogram by using wavelet packet decomposition and outlier detection [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2018, 46(6): 860-866.
- [7] VALENZA G, VANELLO N, MILANESI M, et al. Decoding underlying brain activities in time and frequency domains through complex independent component analysis of EEG signals [C]. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 the 36th Annual International Conference of the IEEE, 2014.
- [8] 武杰, 余莹, 杨叶. 功能磁共振图像的独立成分分析与提取[J]. 生物医学工程学进展, 2018, 39(4): 192-195.
WU J, YU Y, YANG Y. Independent component analysis and extraction of fMRI images[J]. Progress in Biomedical Engineering, 2018, 39(4): 192-195.
- [9] DE LA MATA-MOYA D, DIAZ-SORIA A, MARTIN-DE-NICOLAS J, et al. Spatially adaptive thresholding of the empirical mode decomposition for speckle reduction purposes[C]. EUSAR 2014, the 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar, 2014.
- [10] 来学伟. 独立分量分析在线性因子模型中的应用[J]. 电脑迷, 2018 (11): 69.
LAI X W. Application of independent component analysis in linear factor model [J]. Computernik, 2018(11): 69.
- [11] MERT A, AKAN A. Detrended fluctuation analysis for empirical mode decomposition based denoising[C]. 2014 the 22nd European Signal Processing Conference, 2014.
- [12] 李昕, 蔡二娟, 秦鹭云, 等. 基于小波变换结合经验模态分解提取孤独症儿童脑电异常特征研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2018, 35(4): 524-529.
LI X, CAI E J, QIN L Y, et al. Study on extracting the characteristics of EEG abnormality of autistic children based on wavelet transform and empirical mode decomposition [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2018, 35(4): 524-529.
- [13] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Trans Signal Process, 2014, 62(3): 531-544.
- [14] 崔善政, 郭艳珍, 梁钊, 等. 变分模态分解在去除心电图信号基线漂移中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(2): 167-171.
CUI S Z, GUO Y Z, LIANG Z, et al. Application of variational mode decomposition in removing ECG signal baseline drift[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(2): 167-171.
- [15] 常秋寒, 高丙坤. 一种基于 2D-VMD 的医学图像去噪算法[J]. 自动化技术与应用, 2019, 38(2): 92-95.
CHANG Q H, GAO B K. A medical image denoising algorithm based on 2D-VMD[J]. Techniques of Automation and Applications, 2019, 38(2): 92-95.
- [16] 陆振宇, 卢亚敏, 夏志巍, 等. 基于变分模态分解和小波分析的语音信号去噪方法[J]. 现代电子技术, 2018, 41(13): 47-51.
LU Z Y, LU Y M, XIA Z W, et al. Speech signal denoising method based on VMD and wavelet analysis [J]. Modern Electronics Technique, 2018, 41(13): 47-51.
- [17] 许军才, 任青文, 黄临平. 基于变分模态分解的探地雷达信号分析方法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2018, 46(6): 545-550.
XU J C, REN Q W, HUANG L P. GPR signal analysis method based on variational mode decomposition [J]. Journal of Hohai University (Natural Science), 2018, 46(6): 545-550.
- [18] 隋文涛, 崔善政, 马宏洋, 等. 基于变分模态分解的心电信号 QRS 波检测[J]. 生物医学工程研究, 2019, 38(2): 151-155.
SUI W T, CUI S Z, MA H Y, et al. QRS detection of ECG signal based on variational mode decomposition [J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2019, 38(2): 151-155.
- [19] 何成, 刘长春, 吴涛, 等. 基于改进果蝇算法优化 WKELM 的医疗滚动轴承故障诊断技术研究[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(5): 71-76.
HE C, LIU C C, WU T, et al. Research on fault diagnosis technology of medical rolling bearing based on improved drosophila algorithm optimization WKELM[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(5): 71-76.
- [20] SUN G Q, CHEN T, WEI Z, et al. A carbon price forecasting model based on variational mode decomposition and spiking neural networks [J]. Energies, 2016, 9(1): 54.
- [21] 吴文轩, 王志坚, 张纪平, 等. 基于峭度的 VMD 分解中 k 值的确定方法研究[J]. 机械传动, 2018, 42(8): 153-157.
WU W X, WANG Z J, ZHANG J P, et al. Research of the method of determining k value in VMD based on kurtosis [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2018, 42(8): 153-157.

(编辑:谭斯允)