

基于小波分析的运动想象脑电信号分类算法

张 艳,徐子衡

(金陵科技学院智能科学与控制工程学院,江苏 南京 211169)

摘 要:脑电信号(EEG)是一种在医学领域应用非常广泛的生物电信号。针对运动想象脑电信号,设计了基于经验模态分解的小波阈值降噪法。然后,采用小波包分解方法,对脑电信号进行特征提取,即将信号分解到不同的频带,并提取特定的频带信号进行重构。最后,根据运动想象脑电信号的特点进行分类,从而确定运动的类型。经仿真验证,说明了以上算法的分类效果较好。

关键词:脑电信号;经验模态分解;滤波;小波分析

中图分类号: TN911.7;R741

文献标识码: A

文章编号: 1672-755X(2019)04-0006-04

Classification Algorithm of EEG Signals Based on Wavelet Analysis

ZHANG Yan, XU Zi-heng

(Jinling Institute of Technology, Nanjing 211169, China)

Abstract: Electroencephalogram(EEG) is a class of bioelectrical signals which is very common in the medical field. This paper designs a filtering algorithm of motor imagination EEG signals, namely wavelet threshold denoising method based on the Empirical Mode Decomposition (EMD). Then, the feature of EEG signals is extracted using wavelet packet decomposition. Feature extraction means that signals are decomposed into different frequency bands, and specific frequency band signals are extracted for reconstruction. The signals are finally classified according to the characteristics of the motion imaging EEG signal. The simulation examples verifies the effectiveness of the classification algorithms.

Key words: Electroencephalogram(EEG); empirical mode decomposition; filter; wavelet analysis

脑电信号(EEG)是一种在医学领域非常常见的生物电信号,人们通过采集并记录头部浅表层皮肤的电位变化可以得到脑电信号,从而进一步表征大脑内部的活动特性。脑电信号的研究广泛应用于各个方面^[1]:疾病的诊断和治疗,如癫痫、阿尔兹海默病、儿童发育障碍、精神分裂、帕金森等功能性疾病;对睡眠质量的检测、疲劳驾驶的检测以及是否为酒驾的检测;对大脑结构和功能的研究,如情感、认知、记忆、运动等。

运动想象脑电信号是脑电信号的一种,常用于脑机接口。脑机接口是以脑电信号为输入信号通过计算机的分析处理生成特定的控制指令,从而实现对外部设备的操控^[2-3]。脑机接口系统分为信号采集、信号分析和信号控制三部分^[2],基本工作原理如图1所示。对采集后的信号进行预处理、降噪和提取特征等分析,然后生成具体的指令对外部设备进行操控。

收稿日期:2019-10-23

基金项目:江苏省高校自然科学研究项目(15KJB520010)

作者简介:张艳(1987—),女,河北沧州人,讲师,博士,主要从事智能控制、奇异摄动理论研究。

文献[4]提取了100名抑郁症患者和100名精神分裂症患者的静息态 EEG 信号特征,组成特征向量,结合支持向量机(SVM)和朴素贝叶斯(NB)分类器对精神分裂症和抑郁症患者进行分类研究,正确率平均 83.1%。文献[5]采用脉冲神经网络对脑电信号进行分析,分类准确率可高达 91.2%,神经网络涉及到多项系数寻优,计算量较大。

本文针对两类运动想象脑电信号,根据脑电信号的一般特征和运动想象脑电信号的独有特征,设计对运动想象脑电信号的消噪、特征提取及分类算法。

本文的创新点为根据噪声集中在高频部分的特征,对信号进行经验模态分解,然后对高频部分进行小波阈值消噪。而在特征提取方面,使用了对频带划分更加精细的小波包分解。最后,仿真说明本方法的正确率高,计算量较小。

1 脑电信号的特点

脑电包含了一个相当宽的频率范围,研究中的脑电波频率范围为 0.1~100 Hz,根据脑电的频率和在头皮的分布区分类,可以分为 6 种基本脑电节律(表 1)。

此外,EEG 信号还具有随机性、非平稳性强、非线性、信号微弱、噪声干扰强、频域特征突出等特点,因此对 EEG 信号的处理有以下要求:采集过程中要远离大功率电器减少外界干扰,并选择合适的算法消除 EEG 信号种的干扰,借助统计处理技术和功率谱分析等技术来检测、识别和估计它的特征^[6]。

运动想象脑电信号最主要的特征就是事件相关去同步(ERD)和事件相关同步(ERS)。这种现象为两类运动想象信号的分类起到了决定性的作用,当受试者想象单侧肢体运动时,就会产生 ERD/ERS 现象,即对侧主感觉皮层的 μ 和 β 节律幅度降低,同侧主感觉皮层的 μ 和 β 节律幅度升高,也可看作是特定频段波幅的增大或减小,频带信号能量的升高或降低^[7-8]。本文根据运动想象脑电信号的以上特点,设计消噪、特征提取及分类算法。

本文所采用的脑电数据是由格拉茨工业大学的 BCI 研究中心提供的 2003 年 BCI 竞赛的运动想象数据集Ⅲ。实验为受试者根据屏幕上出现的箭头来想象自己的左手运动或者右手运动,同时通过三个电极来采集头皮上的脑电信号,共进行 280 组实验,每组实验持续 9 s,采样频率为 128 Hz。

2 脑电信号的消噪

脑电信号是一种非平稳性信号,且具有很强的背景噪声,包括眼电、心电、肌电等大量干扰信号^[6],因此消噪成为脑电信号分析的一大难题。低通和带通滤波能有效快捷地消除有效频带外的噪声,但无法对有效频带内的信号进行处理,而小波分析和经验模态分解正好弥补了这个缺点。

2.1 经验模态分解

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法将复杂信号分解为有限个包含信号局部特征的函数,这些函数称为本征模函数(IMF)。本征模函数要满足两个条件^[9-10]:在整个过程中,函数的局部零点和极值点数量相差最多一个;在任意时刻,上下包络线的平均值必须为 0。

当若干个本征模函数分量叠加时,就形成了复合信号,因此本征模函数必须满足以上条件才能使每个点的瞬时频率有意义。经验模态分解方法的流程如图 2 所示。

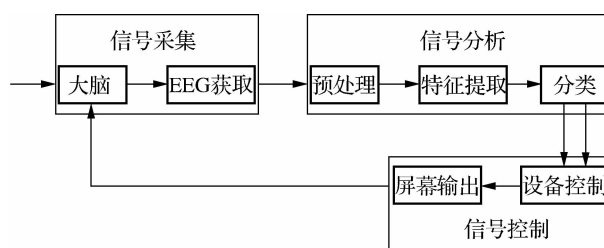


图 1 脑机接口工作原理

表 1 6 种基本脑电节律

节律名称	节律频率/Hz
α 节律	8~13
β 节律	14~30
δ 节律	0.1~3.5
θ 节律	4~7.5
γ 节律	>30
μ 节律	8~12

2.2 小波阈值消噪

小波分析是一种多分辨率的自适应分析方法,小波分析是时间和频率的局部变换,因此能有效地从信号中提取信息^[11],并能通过伸缩和频移对信号进行多尺度的细化分析。

在 $L^2(R)$ 空间,满足 $C_\Psi = \int_{R^*} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$ 的函数 $\Psi(x)$ 称为小波母函数。

函数

$$\Psi_{(a,b)}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (1)$$

为由小波母函数 $\Psi(x)$ 生成的依赖于参数 (a,b) 的连续小波,简称为小波。

则对任意函数 $f(x) \in L^2(R)$, 其小波变换为

$$W_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_R f(x) \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \quad (2)$$

其中尺度参数 a 和位移参数 b 的取值范围是根据分解层数变化的。

当信号在时间上有一定的连续性时,在小波域信号的小波系数模值会较大,但是噪声在时间上是没有连续性的,因此噪声在小波域表现出较强的随机性,且对应的模值较小,可以通过设定一个阈值与分解后的小波系数的绝对值进行比较,保留或收缩比阈值大的部分小波系数,并把小于阈值的部分小波系数置零,然后对小波系数进行重构,即可得到消噪后的信号。

采用基于 EMD 的小波阈值消噪法对脑电信号进行仿真。采用的数据是第 140 组中第一组的 C3 通道数据。首先使用 EMD 对信号进行分解,分解所得 9 个 IMF 分量和 1 个残余分量,如图 3 所示。

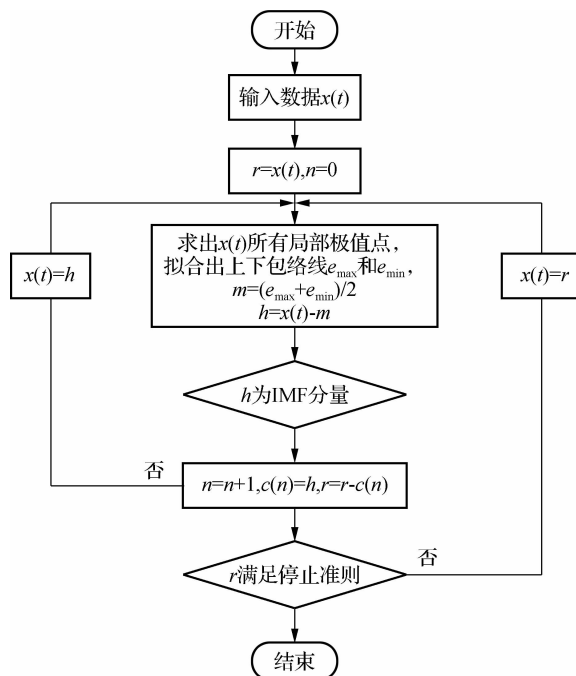


图 2 经验模态分解

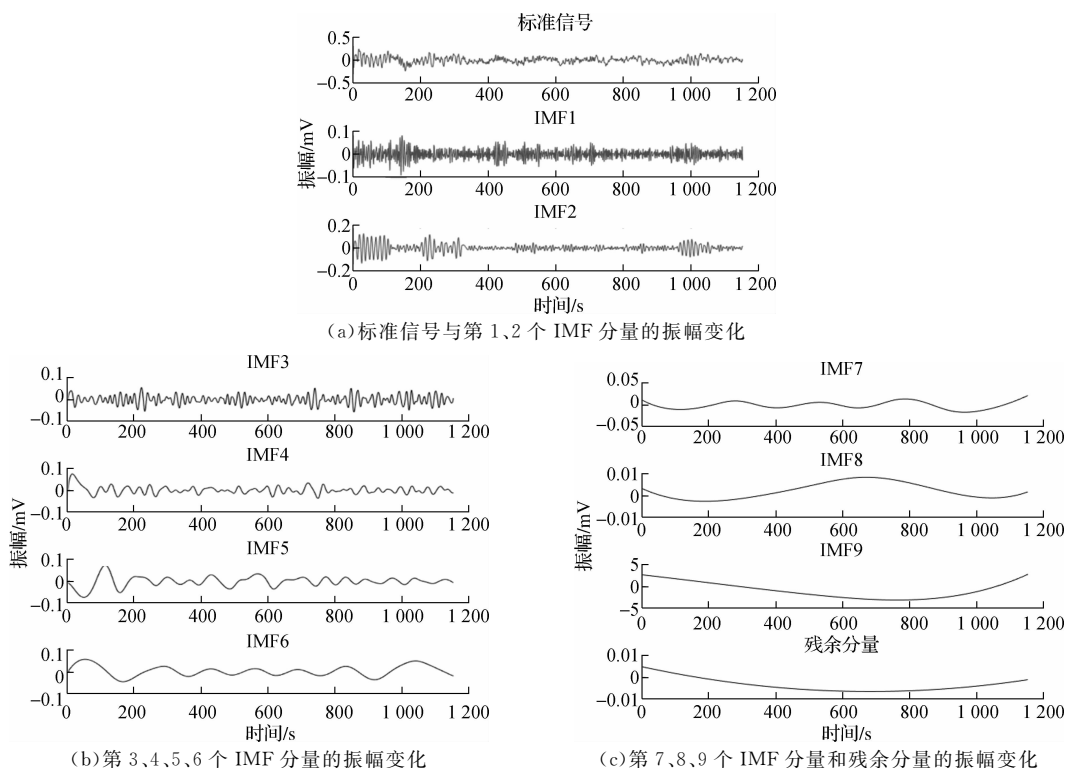


图 3 9 个 IMF 分量和 1 个残余分量的振幅变化

噪声主要集中在高频分量 IMF1,因此仅对 IMF1 进行小波阈值消噪,选择 db4 小波作为小波基函数,并对 IMF1 进行 2 层分解,对分解后的高频分量选择最大阈值消噪,得到消噪后的 IMF1 分量。把重构后的信号和剩余未处理的分量线性叠加,得到如图 4 所示的消噪后的脑电信号。

3 脑电信号的特征提取与分类

小波包分解时基于小波分解的一种方法,不仅对信号的低频部分进行分解,也对信号的高频部分进行再分解,弥补了小波分析随着频率升高,频率分辨率降低的弊端,因此小波包分解能将信号的时域和频域平面划分的更精细。

设 $\varphi(x)$ 和 $\psi(x)$ 分别为尺度函数和小波函数,令

$$\psi_0(x) = \varphi(x), \psi_l(x) = \psi(x) \quad (3)$$

$$\varphi_{2l}(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_k \varphi_l(2x - k) \quad (4)$$

$$\psi_{2l+1}(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g_k \varphi_l(2x - k) \quad (5)$$

则 $\{\psi_n\}$ 称为尺度函数 $\varphi(x)$ 的小波包。

采用已经消噪的脑电信号,采样频率为 128 Hz,奈奎斯特频率为 64 Hz,为了提取 8~12 Hz 的 μ 节律和 18~26 Hz 的 β 节律,需要进行三层分解,每层频带的范围为 8 Hz,则需要第二个频带和第三个频带的分解信号,即对 9~24 Hz 部分的信号进行重构。图 5 为重构得到的信号。

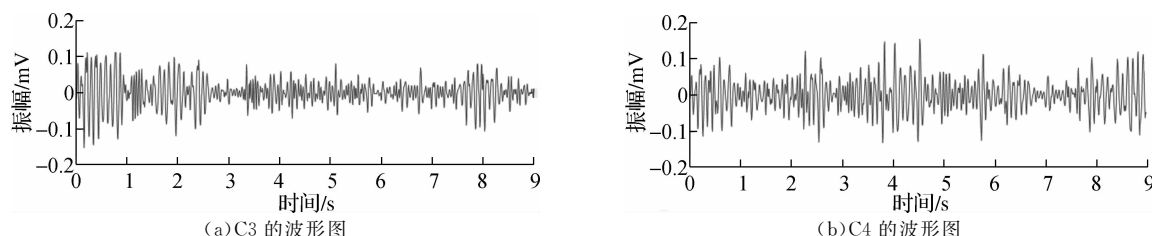


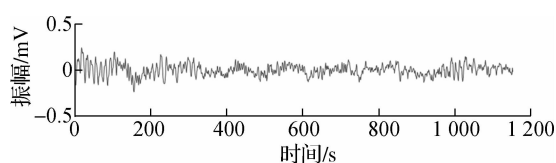
图 5 重构后的 C3、C4 通道脑电信号

实验数据持续 9 s,前 3 s 为准备时间,因此忽略前 3 s 的波形图,从第 3 s 开始计算每个通道的能量并画出通道 C3、C4 的能量波形图,如图 6 所示。由能量波形图可见,第 3 秒开始 C4 的能量波形图的幅度都远大于 C3 的能量波形图,因此可以判断出数据一中第一组的运动想象为想象右手运动,经过与官方结果的比对,第一组数据确实是想象右手运动的数据,因此本文提出的两种消噪方法对运动想象脑电信号的分类均有效。使用基于 EMD 的小波阈值消噪和小波包分解的方法对信号进行分类,对数据一的分类与官方数据对比后,共有 117 组数据分类正确,23 组分类错误,正确率为 83.57%。

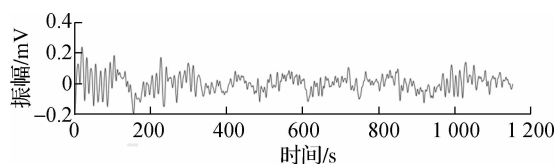
4 结 语

本文针对运动想象脑电信号,采用基于经验模态分解的小波阈值消噪法,对脑电信号进行消噪处理。接着,使用小波包分解,选取对频带划分性能较好的 db4 小波,将脑电信号分解 3 层,分解后对所需频带进行重构得到最后的波形图。仿真结果说明了本方法的有效性。

(下转第 88 页)



(a) 消噪前的脑电信号



(b) 消噪后的脑电信号

图 4 消噪前后的脑电信号

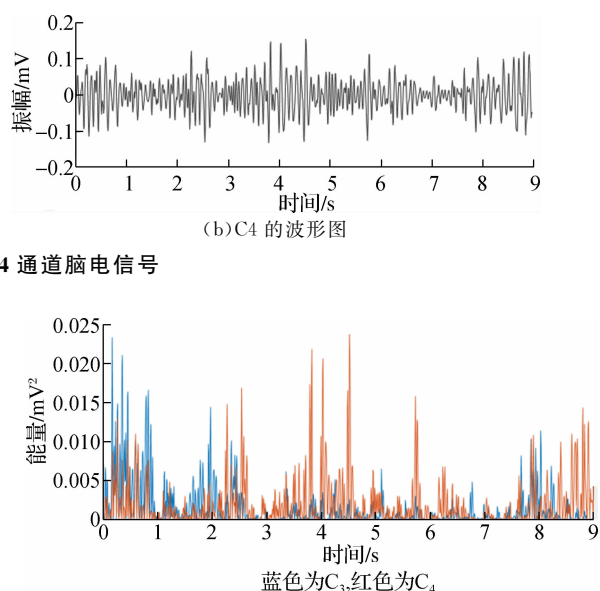


图 6 小波包分解的能量波形图