

DOI: 10.7652/xjtuxb201702004

用于稳态视觉诱发电位特征频率提取的 同步压缩短时傅里叶变换方法

张黎明¹, 张小栋^{1,2}, 陆竹风¹, 李睿^{1,2}

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安;

2. 西安交通大学现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对稳态视觉诱发电位 (steady state visual evoked potential, SSVEP) 范式下脑电信号 (electroencephalograph, EEG) 信噪比低、限制其识别正确率提高及脑-机接口应用等问题, 根据 EEG 随机性、近似平稳的特点, 提出了用于 SSVEP 特征频率提取的同步压缩短时傅里叶变换方法。该方法利用短时傅里叶变换对 EEG 进行时频分析, 并通过同步压缩变换对时频平面的能量在频率方向进行重新分配, 获得频率曲线更加集中的时频表达; 同时为提高 EEG 信噪比, 提取 SSVEP 脑电中特征频率附近信号进行重构, 并利用典型相关分析进行分类识别, 有效提高了最终识别正确率。仿真和实验结果表明, 该方法极大地提高了信号的信噪比, 具有良好的抗噪声性能和信号提取精度, 且与传统的经验模态分解和常规滤波方法相比, 该方法平均识别正确率最多分别提高了 9.98% 和 4.38%, 平均信息传输率最多分别提高了 7.57 bit/min 和 2.69 bit/min, 有效提高了 SSVEP 范式下脑-机接口的工作性能。

关键词: 稳态视觉诱发电位; 同步压缩变换; 脑-机接口

中图分类号: TP23 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)02-0020-07

A Synchrosqueezing Short-Time Fourier Transform Method for Characteristic Frequency Extraction of Steady State Visual Evoked Potential

ZHANG Liming¹, ZHANG Xiaodong^{1,2}, LU Zhufeng¹, LI Rui^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System, Xi'an 710049, China)

Abstract: A new method using the synchrosqueezing short-time Fourier transform for extracting frequency information of SSVEP (steady-state visual evoked potential) is proposed to solve the problem that due to the low SNR of EEG signals it is difficult to improve the recognition accuracy of SSVEP and enhance the brain-computer interface (BCI) performance. The method considers the randomness and approximate stationarity of SSVEP-based EEG signals, uses the short-time Fourier transform to analyze properties of the EEG signals' time-frequency, and adopts the synchrosqueezing transform to reassign the energy distribution of TF plain in the frequency direction, so that more attention is given to the expression of frequency curve of TF plain. The signal near characteristic frequency of SSVEP is reconstructed to improve EEG signals' SNR, and canonical correlation analysis (CCA) is used to obtain the SSVEP classification result.

收稿日期: 2016-05-21。 作者简介: 张黎明(1994—),男,硕士生;张小栋(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51275388)。

网络出版时间: 2016-12-05

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20161205.1204.006.html>

Simulations and experiments show that the proposed method greatly improves the SNR, and has good anti-noise performance and signal extraction accuracy. Comparisons with the empirical mode decomposition (EMD) and the conventional filter method show that the average recognition accuracy of the proposed method increases by 9.98% and 4.38%, respectively, and the information transfer rate increases by 7.57 bit/min and 2.69 bit/min, respectively. It is concluded that the method can effectively improve the working performance of SSVEP-based BCI.

Keywords: steady-state visual evoked potentials; synchrosqueezing transform; brain-computer interface

脑-机接口(brain-computer interface,BCI)技术是通过在人或动物的大脑和外部设备之间建立直接的信息交流渠道,从而实现对外部设备的直接控制^[1]。随着科技发展,该技术被广泛应用于脑控轮椅^[2]、脑控假肢^[3]等场合,为严重肢残患者恢复或重建运动能力提供了可能,成为近年来国内外的研究热点。常见的脑-机接口范式包括稳态视觉诱发电位(steady state visual evoked potential, SS-VEP)^[2]、运动想象、P300 电位^[4]以及表情驱动^[3]等,其中 SSVEP 范式由于具有所需电极少、无需训练、信息传输率高、稳定性好等优势,被广泛应用于脑-机接口系统的研究中。

SSVEP 是大脑对以一定频率(大于 6 Hz)调制的外部视觉刺激的周期性响应,该范式下大脑视觉皮层的脑电图 EEG 会在刺激频率及其谐波频率处出现明显的峰值特征,然而 EEG 作为一种非侵入式脑电信号,容易受到各种生物电信号、环境噪声、大脑背景噪声的影响,信号十分微弱,从而引起 SSVEP 识别的困难。传统的 SSVEP 识别算法多集中在特征的分类识别上,而在提高 EEG 信噪比方面有所忽略,多简单地采取常规低通滤波处理^[5],效果并不明显,因此有必要针对如何提高 EEG 信噪比的问题进行深入研究。

Hwang 等利用短时傅里叶变换对 EEG 进行时频分析,在选取合适的时间窗长度时能够达到较好的频率分辨率^[6],该方法比较适合处理分段平稳信号或近似平稳信号,但是在时频平面上存在能量发散现象,降低了时频可读性,不利于进一步提取 EEG 特征频率。上海交通大学的 Wu Ting 等研究了基于小波变换的 EEG 特征提取方法^[7],能够在时频域中很好地区分信号的突变部分,但结果受小波基函数的影响较大,且小波基函数的选择多依赖于经验。西安交通大学徐光华等提出一种基于改进的希尔伯特-黄变换的变频脑电信号特征提取与局部频谱极值目标识别方法,并针对经验模态分解

(EMD)在实际应用中的端点效应和停止准则进行了优化^[8],但是 EMD 作为一种数据驱动的自适应筛选方法,分解得到的各个基本模式之间并非严格正交关系,常出现模式混叠现象^[9]。由于 SSVEP 范式下 EEG 近似平稳的特点,短时傅里叶变换可达到较好的效果,但仍需进行进一步的时频后处理来解决其时频平面能量发散的问题。

Daubechies 等在 2011 年提出一种同步压缩变换的时频后处理方法^[10],该方法通过提取时频谱的瞬时频率信息,对时频平面的能量在频率方向进行重新分配,从而得到频率曲线更加集中的时频表达,极大地提高了时频可读性,且具有瞬时频率轮廓畸变小、支持信号重构等优点,非常适合瞬时频率变化缓慢信号的处理^[11]。同步压缩变换(synchrosqueezing transform,SST)的提出为脑电信号处理提供了新的思路。

在上述研究基础上,本文将 SST 理论引入脑电信号处理中,提出一种基于同步压缩短时傅里叶变换(STFT-based SST)的 SSVEP 特征频率提取方法。通过仿真分析与实验验证表明,该方法能有效提高 EEG 信噪比,并且具有良好的抗噪声能力和信号提取精度以提高 SSVEP 范式下脑-机接口的工作性能。

1 基本原理

1.1 基于同步压缩短时傅里叶变换的 SSVEP 特征频率提取

SSVEP 范式下 EEG 可以表示为一系列不同频率的谐波之和

$$s(t) = \sum A_i(t) \cos \varphi_i(t) + \eta(t) \quad (1)$$

式中: $A_i(t)$ 和 $\varphi_i(t)$ 分别表示第 i 个谐波成分的瞬时振幅和瞬时相位; $\eta(t)$ 表示噪声或干扰。

瞬时频率定义为瞬时相位的导数

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi_i(t)}{dt} \quad (2)$$

基于同步压缩短时傅里叶变换的 SSVEP 特征频率信号提取方法步骤如下。

步骤 1 对信号 $s(t)$ 进行短时傅里叶变换

$$G_s(\omega, t) = \int s(u)g(u-t)e^{-j\omega(u-t)} du = \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty e^{j\hat{s}(\xi)} \hat{g}(\omega - \xi) d\xi \quad (3)$$

式中: $g(u)$ 为窗函数; $\hat{g}(\xi)$ 为窗函数的傅里叶变换。

步骤 2 计算本征瞬时频率。虽然实际得到的短时傅里叶变换的时频平面 $G_s(\omega, t)$ 能量沿脊线方向存在发散现象, 时频谱模糊, 但是 $G_s(\omega, t)$ 相位不受时间窗长度的影响, 因此可利用 $G_s(\omega, t)$ 的相位来计算本征瞬时频率 $v_G(\omega, t)$ 。当 $G_s(\omega, t)$ 不为 0 时, 根据式(2)、式(3)可以推导出初步时频平面内每一个时频点的本征瞬时频率

$$v_G(\omega, t) = \frac{\partial}{\partial t} \arg[G_s(\omega, t)] = \text{Im} \left[G_s^{-1}(\omega, t) \frac{\partial G_s(\omega, t)}{\partial t} \right] \quad (4)$$

式中

$$\frac{\partial G_s(\omega, t)}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial t} \int s(u)g(u-t)e^{-j\omega(u-t)} du = \int s(u) \frac{\partial g(u-t)}{\partial t} e^{-j\omega(u-t)} du \quad (5)$$

因此在实际计算过程中, 偏导数 $\partial G_s(\omega, t)/\partial t$ 可由窗函数对时间偏导数的短时傅里叶变换得到。同时为避免 $|G_s(\omega, t)| \approx 0$ 时计算误差过大, 需要引入一个阈值 $\gamma > 0$

$$v_G(\omega, t) = \begin{cases} v_G(\omega, t), & |G_s(\omega, t)| > \gamma \\ \infty, & |G_s(\omega, t)| \leq \gamma \end{cases} \quad (6)$$

步骤 3 利用计算得到的本征瞬时频率, 通过以下映射 $(t, \omega) \rightarrow (t, v_G(\omega, t))$, 在时频平面对初步的时频分布沿频率方向进行重新分配, 即同步压缩, 从而得到更加理想的时频分布。时频重排可表示为

$$V_s(\omega, t) = C_g^{-1} \int \delta(\omega - v_G(\tilde{\omega}, t)) G_s(\omega, t) d\tilde{\omega} \quad (7)$$

式中: $\delta(t)$ 为单位脉冲函数; C_g 是与窗函数有关的参数

$$C_g = \pi g(0) \quad (8)$$

步骤 4 对信号进行重构。在对时频平面进行时频重排以后, 可以得到频率曲线更加集中的时频表达。由于同步压缩变换是对短时傅里叶变换的复数谱仅沿频率方向进行重新分布, 因此该过程是可逆的, 可提取 SSVEP 特征频率附近信号进行重构, 重构过程如下

$$C_g = \pi g(0)x(t) = \int_{\omega_i - 0.5\Delta\omega}^{\omega_i + 0.5\Delta\omega} V_s(\omega, t) d\omega \quad (9)$$

式中: ω_i 为 SSVEP 特征频率; $\Delta\omega$ 为提取频率范围。

综上所述, 同步压缩变换作为一种时频后处理方法, 不同于其他原始的时频重排方法, 不仅能提高时频谱的时频可读性, 而且支持信号重构, 非常适合近似平稳或分段平稳信号的处理。考虑到 SSVEP 范式下脑电信号近似平稳的特点, 该方法能通过时频重排和信号重构, 有效地提取 SSVEP 特征频率信息, 提高 EEG 的信噪比, 从而提高最终识别正确率。

1.2 SSVEP 脑电特征频率识别

在利用同步压缩短时傅里叶变换提取 EEG 中 SSVEP 特征频率后, 需要进一步对其进行分类识别。常用的 SSVEP 分类识别方法主要有典型相关分析^[12]、似然比检验^[13]、多元同步指数^[14]等, 这些方法都是通过检测待分类信号与不同频率参考信号之间的“相似程度”, 并选取“相似程度”最大的那组参考信号的频率作为 SSVEP 响应频率。本文采取经典的典型相关分析 (canonical correlation analysis, CCA) 方法进行分类识别, CCA 方法的基本原理如下。

首先定义多通道脑电信号 S 行 N 列矩阵 $\mathbf{X}$, 其中 S 代表通道数, N 代表每个通道的数据点数。定义不同刺激频率下的参考信号

$$\mathbf{Y}_m = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_m t) \\ \cos(2\pi f_m t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h f_m t) \\ \cos(2\pi N_h f_m t) \end{bmatrix}$$

$$t = 1/F_s, 2/F_s, \dots, N/F_s; m = 1, 2, \dots, M \quad (10)$$

式中: f_m 为 SSVEP 刺激频率; F_s 为采样频率; N_h 为 f_m 的谐波个数。CCA 方法通过寻找一对系数矩阵 $\mathbf{w}$ 和 $\mathbf{v}$ 来最大化线性组合变量 $x = \mathbf{X}^T \mathbf{w}$ 和 $y_m = \mathbf{Y}_m^T \mathbf{v}$ 之间的相关系数

$$\max_{\mathbf{w}, \mathbf{v}} \rho_m = \mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{Y}_m^T \mathbf{v} (\mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{w} \mathbf{v}^T \mathbf{Y}_m \mathbf{Y}_m^T \mathbf{v})^{-1/2} \quad (11)$$

由式(11)可得到 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}_m$ 间的最大相关系数 ρ_m , 将 $\max(\rho_m)$ 对应的参考信号频率视为 SSVEP 响应频率。

2 仿真分析

为验证本文方法的有效性, 以 10 Hz 闪烁刺激下的 SSVEP 脑电仿真信号 $x(t)$ 进行分析。该信号采样频率为 128 Hz, 时长为 4 s, 包含 10 Hz 和 20 Hz

信号,其中 10 Hz 为主成分信号, $x(t)$ 表达式为

$$x(t) = 2\cos(2\pi \times 10t) + \cos(2\pi \times 20t) \quad (12)$$

通过在 $x(t)$ 中添加不同水平的噪声信号来改变信号的信噪比,从而验证噪声对信号提取精度的影响。信噪比 R 计算公式为

$$R = 10\lg(P_S/P_N) \quad (13)$$

式中: P_S 和 P_N 分别是原始信号和含噪声信号的平均功率。原始信号与 $R=0$ dB 时含噪声信号的波形如图 1 所示。

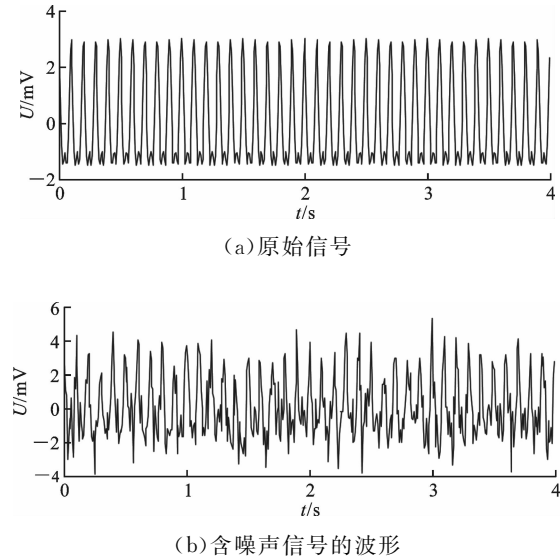


图 1 原始信号与含噪声信号(信噪比为 0 dB)的波形

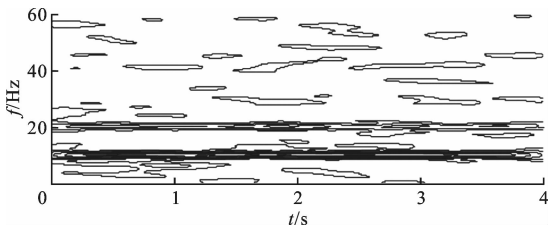
利用同步压缩短时傅里叶变换提取 SSVEP 特征频率,即 10 Hz 和 20 Hz,并设置频率提取范围为 1 Hz,结果如图 2 所示。图 2a 和图 2b 分别为经短时傅里叶变换后得到的时频图和经本文方法处理后得到的时频图,对比发现,该方法有效改善了短时傅里叶变换中存在的能量分散现象,提高了时频图的可读性,且通过对 SSVEP 特征频率的提取有效抑制了随机噪声。图 2c 是重构信号的波形,与原始信号相比,除了信号边界以外两者基本吻合,仿真结果表明该方法能够很好地对信号进行重构,并且具有较高的信号提取精度。为了验证噪声水平对信号提取精度的影响,改变信号的信噪比,计算重构信号的均方根误差和相对误差,计算结果见表 1。均方根误差 e 和相对误差 δ 为

$$e = \left(\sum_{i=1}^N (x_i - s_i)^2 / N \right)^{-1/2} \quad (14)$$

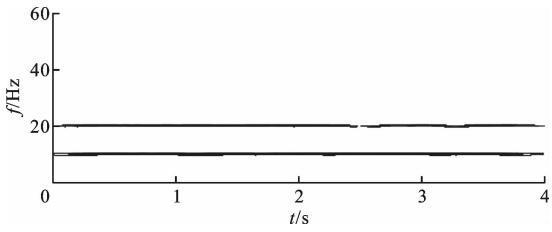
$$\delta = \sum_{i=1}^N (x_i - s_i)^2 / \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (15)$$

式中: x 为原始信号; s 为提取信号; N 为数据长度。

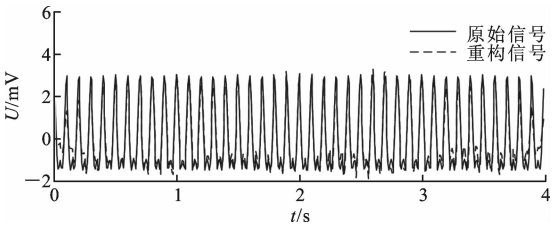
由表 1 可以看出,随着噪声水平的增强,提取信



(a)短时傅里叶变换时频图



(b)同步压缩短时傅里叶变换时频图



(c)原始信号和重构信号的波形

图 2 仿真信号处理结果图

号的均方根误差和相对误差呈上升趋势,但最大均方根误差为 0.358 5 mV,最大相对误差为 5.44%,表明即使在噪声干扰较大($R=0$ dB)的情况下,该方法也具有良好的信号提取精度。

表 1 不同信噪比下信号提取精度的对比

信噪比/dB	均方根误差/mV	相对误差/%
60	0.279 4	3.11
50	0.279 5	3.12
40	0.279 3	3.11
30	0.280 8	3.07
20	0.279 2	3.17
10	0.287 7	3.46
0	0.358 5	5.44

3 实验验证

3.1 基于 SSVEP 的脑-机接口范式设计

为了验证本文方法对 SSVEP 范式下 EEG 的实际提取效果,设计了基于 SSVEP 的脑-机接口实验,刺激范式采用圆形黑白闪烁,如图 3 所示。图 3 中范式刺激界面共有 4 个目标,其直径均为 4.5 cm,

4个目标分别按照给定频率以正弦调制方式进行闪烁,闪烁频率分别为8.57、10、12、15 Hz。刺激界面由MATLAB的Psychophysics Toolbox工具箱实现,实验中显示器的刷新率为60 Hz,分辨率为 $1\,366 \times 768$ 像素。

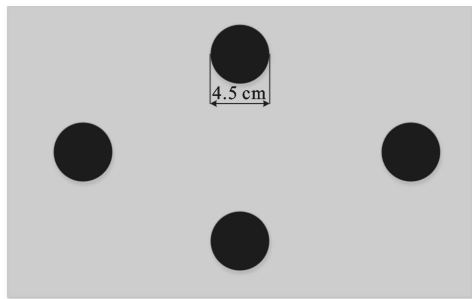


图3 基于圆形黑白闪烁范式的刺激界面

3.2 实验过程

选取5名身体状况良好、双眼矫正视力正常的受试者(S1~S5)进行实验,受试者包括4男1女,年龄在22~24岁之间。实验过程中,受试者距离显示屏约80 cm,保持舒适坐姿,注视显示屏中的某个闪烁目标,所有实验均在安静房间内进行。每名受试者共完成20轮实验,每5轮实验休息2 min,每轮实验中受试者需要依次注视以8.57、10、12、15 Hz频率闪烁的目标。实验开始后刺激源闪烁,闪烁时间4 s,随后休息2 s,进行下一轮闪烁。

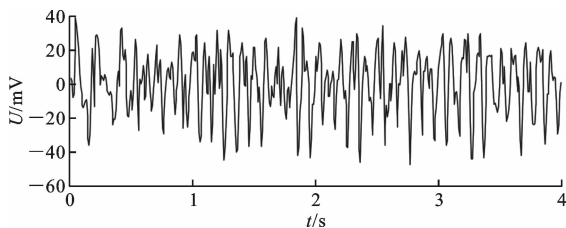
3.3 脑电信号采集

实验过程中,脑电信号的采集系统为美国Emotiv Systems公司的Emotiv EPOC脑电帽,采样频率为128 Hz。Emotiv EPOC具有14个通道电极与2个参考电极,电极分布严格遵照国际10/20导联系统。根据SSVEP产生机理,选择位于大脑视觉皮层的O1、O2通道EEG进行信号处理^[12-13]。

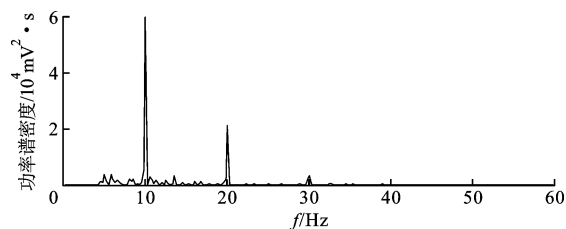
3.4 信号处理

选取O1和O2通道的EEG数据进行信号预处理,预处理过程包括:去除趋势项、利用巴特沃斯滤波器对信号进行5~45 Hz的带通滤波。在此以受试者S1在10 Hz刺激频率下的EEG为例,绘制O1通道EEG的波形和功率谱图,如图4所示。从其功率谱图上可在刺激频率及其倍频处观察到明显的峰值特征。

对SSVEP特征频率信号进行提取与分类识别。利用本文所提出的同步压缩短时傅里叶变换方法提取SSVEP特征频率信号,其中设置频率提取范围为1 Hz,然后利用CCA方法进行分类识别,并统计每名受试者的识别正确率。由图4可知,本实



(a) O1通道的波形



(b) O1通道的功率谱

图4 10 Hz刺激频率下S1的EEG波形和功率谱

验中EEG只有前两阶谐波比较明显,因此设置CCA方法中谐波个数为2。为验证该方法的有效性,采用文献[8,12,14]中的两种方案作为对比:①利用经验模态分解(EMD)方法提取SSVEP相关的基本模式分量,再利用CCA方法进行分类;②预处理后,直接利用CCA方法进行分类。

计算信息传输率。本实验中利用信息传输率 v_{ITR} 来评价基于SSVEP的脑-机接口的性能。 v_{ITR} 的计算公式为

$$v_{\text{ITR}} = \frac{60}{T} \left[\ln n + p \ln p + (1-p) \ln \left(\frac{1-p}{n-1} \right) \right] \quad (16)$$

式中: T 为识别一次刺激所需时间; n 为可识别的目标数; p 为识别正确率。 v_{ITR} 的单位为bit/min。

3.5 实验结果分析

统计受试者S1~S5在不同时间窗长度时分别采用EMD结合CCA、CCA和STFT-based SST结合CCA这3种信号处理方法得到的识别正确率及平均正确率,实验结果如图5所示。

对比本文所提方法与另外两种方法的实验结果。对不同受试者,STFT-based SST结合CCA方法在不同时间窗长度时都具有最高的识别正确率,尤其是对于受试者S2、S3、S4,识别正确率得到明显改善,该实验结果表明STFT-based SST结合CCA方法对于脑电信号特征频率不是很明显的受试者(S2、S3、S4)来说,能有效提高SSVEP识别正确率,验证了该方法的有效性。而对于受试者S1、S5,在不同方法下识别正确率基本都能够达到100%,该实验结果表明,与其他受试者相比,S1和S5的脑电

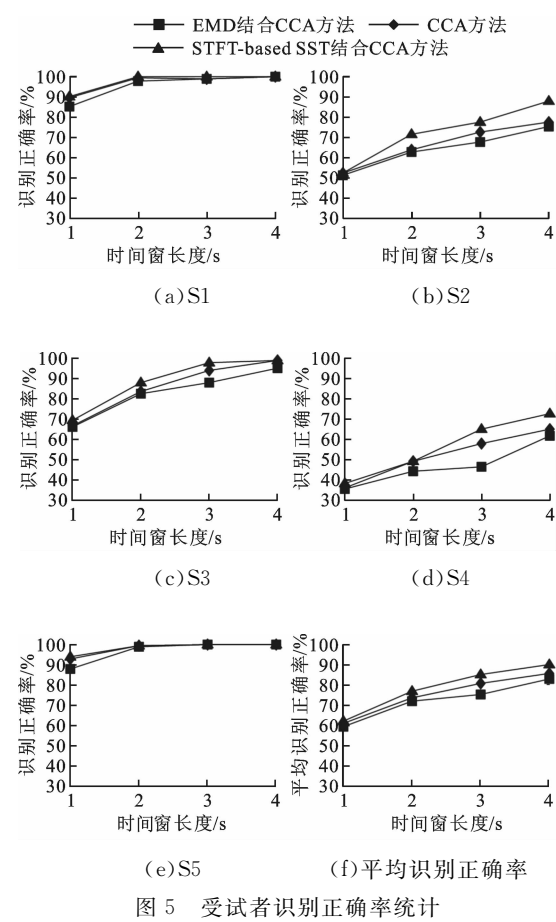


图5 受试者识别正确率统计

信号的 SSVEP 特征频率已经非常明显,因此识别正确率提高空间有限。

对比所有受试者在不同时间窗长度时的平均识别正确率可以发现,在时间窗长度为 2~4 s 时,与 EMD 结合 CCA、CCA 方法相比,STFT-based SST 结合 CCA 方法识别正确率明显提高,2 s 时提高最为显著,分别为 9.98%和 4.38%。在时间窗长度为 1 s 时,3 种方法的识别正确率相差不多。分析表明,随着时间窗长度的减小,信号的频率分辨率也随之降低,而同步压缩变换方法作为一种时频后处理方法,并不能改善原有方法的频率分辨率,因此 3 种方法表现相当。

对比 EMD 结合 CCA 方法和 CCA 方法的实验结果可以发现,对于不同受试者,EMD 结合 CCA 方法的识别正确率均要低于 CCA 方法。分析表明,采用 EMD 方法进行滤波处理时,在高阶基本模式之间频率混叠现象较为严重,而模式混叠现象的存在导致了识别正确率的降低。

绘制 10 Hz 刺激频率下的脑电信号经过 EMD 分解后 IMF1~IMF3 的频谱图,如图 6 所示。观察发现,IMF1~IMF3 之间并非严格的正交关系,

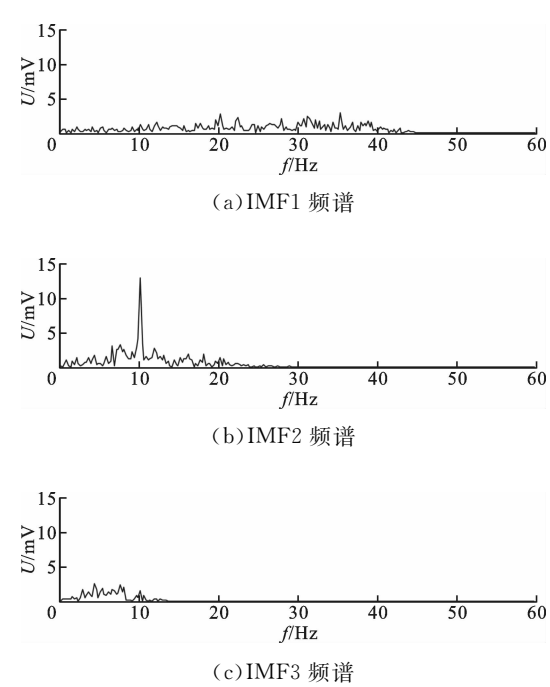


图6 前3阶基本模式频谱图

10 Hz 的 SSVEP 特征频率信号被分解到不同的基本模式之间,导致 SSVEP 相关的基本模式分量 (IMF2) 中信号强度减弱,不利于进一步的分类识别。

表 2 给出了各个受试者在不同时间窗长度、不同信号处理方法时的信息传输率。可以发现,本文所提方法对于不同受试者、不同时间窗长度均有效提高了信息传输率,且在时间窗长度为 1 s 时,各个受试者的平均信息传输率最多分别提高了 7.57 bit/min 和 2.69 bit/min,大大增强了脑-机接口的性能。

4 结 论

本文针对 SSVEP 范式下 EEG 信噪比低、限制脑-机接口识别正确率和信息传输率提高的问题,提出了一种基于同步压缩短时傅里叶变换进行 SSVEP 特征频率提取,基于 CCA 方法进行分类识别的 EEG 处理方法。该方法有效改善了 EEG 信噪比,提高了 SSVEP 的识别精度。仿真分析表明,STFT-based SST 结合 CCA 的方法具有良好的抗噪声性能和较高的信号提取精度,能有效提高信号的信噪比。进一步将该方法用于传统圆形黑白闪烁 SSVEP 范式下的脑-机接口实验数据的处理与分析,并与经验模式分解方法和常规滤波方法进行对比,实验结果表明本文方法有效提高了识别正确率和信息传输率,增强了脑-机接口的性能。

表 2 受试者信息传输率统计

时间窗长度/s	信号处理方法	受试者信息传输率/bit • min ⁻¹					
		S1	S2	S3	S4	S5	平均
1	EMD 结合 CCA	69.14	13.62	32.03	2.27	76.29	38.67
	CCA	80.66	14.32	32.64	2.40	89.81	43.96
	STFT-based SST 结合 CCA	82.35	14.32	37.09	3.45	93.98	46.24
2	EMD 结合 CCA	53.75	13.54	31.61	3.61	56.62	31.82
	CCA	58.13	14.39	32.30	5.67	58.13	33.72
	STFT-based SST 结合 CCA	60.00	20.41	37.75	5.67	58.13	36.39
3	EMD 结合 CCA	37.74	11.50	25.17	3.06	40.00	23.49
	CCA	37.74	14.31	31.33	6.85	40.00	26.05
	STFT-based SST 结合 CCA	40.00	17.48	35.83	10.22	40.00	28.71
4	EMD 结合 CCA	30.00	11.89	24.52	6.36	30.00	20.55
	CCA	30.00	13.11	28.31	7.67	30.00	21.82
	STFT-based SST 结合 CCA	30.00	18.87	28.31	10.73	30.00	23.58

参考文献:

[1] 张小栋,李睿,李耀楠.脑控技术的研究与展望[J].振动、测试与诊断,2014,34(2):205-211.
ZHANG Xiaodong, LI Rui, LI Yaonan, Research and forecast of brain-computer interface [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2014, 34(2): 205-211.

[2] 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[J].西安交通大学学报,2015,49(6):1-7.
XU Guanghua, ZHANG Feng, XIE Jun, et al. Brain computer interface paradigms and signal processing strategy for steady state visual evoked potential [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(6): 1-7.

[3] 张小栋,郭晋,李睿,等.表情驱动下脑电信号的建模仿真及分类识别研究[J].西安交通大学学报,2016,50(6):1-9.
ZHANG Xiaodong, GUO Jin, LI Rui, et al. Study on modeling simulation and pattern recognition of EEG driven by expression [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(6): 1-9.

[4] PAN J, LI Y, GU Z, et al. A comparison study of two P300 speller paradigms for brain-computer interface [J]. Cognitive Neurodynamics, 2013, 7(6): 523-529.

[5] DIEZ P F, CORREA A G, LEBER E L. SSVEP detection using adaptive filters [J]. IFMBE Proceedings, 2013, 33: 1154-1157.

[6] HWANG H J, DONG H K, Han C H, et al. A new dual-frequency stimulation method to increase the number of visual stimuli for multi-class SSVEP-based brain-computer interface (BCI) [J]. Brain Research, 2013, 1515(25): 66-77.

[7] WU T, YAN G Z, YANG B H, et al. EEG feature extraction based on wavelet packet decomposition for brain computer interface [J]. Measurement, 2008, 41(6): 618-625.

[8] 徐光华,张锋,王晶,等.面向智能轮椅脑机导航的高频组合编码稳态视觉诱发电位技术研究[J].机械工程学报,2013,49(6):21-29.
XU Guanghua, ZHANG Feng, WANG Jing, et al. Research on key technology on time series combination coding-based high-frequency SSVEP in intelligent wheelchair BCI navigation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(6): 21-29.

[9] 熊炘,占锐,王小静.同步压缩小波与希尔伯特-黄变换性能对比[J].振动、测试与诊断,2015,35(6):1103-1109.
XIONG Xin, ZHAN Rui, WANG Xiaojing. Performance comparison of synchro-squeezing wavelet transform and Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2015, 35(6): 1103-1109.

[10] DAUBECHIES I, LU J, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms; an empirical mode decomposition-like tool [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011, 30(2): 243-261.

[11] WANG Shibin, CHEN Xuefeng, WANG Yan, et al. Nonlinear squeezing time-frequency transform for weak signal detection [J]. Signal Processing, 2015, 113: 195-210.

(下转第 46 页)