

• 新技术与新方法 •

错误相关负电位单次检测技术研究



张锐, 逯鹏, 牛新, 刘素杰, 胡玉霞

郑州大学 电气工程学院 (郑州 450001)

【摘要】 当个体在感知发生错误时, 会在头皮额中央区产生错误相关负电位 (ERN)。ERN 信噪比低、个体差异大, 单次检测 ERN 比较困难。本文采用 ERN 大脑活动模式图和离线识别正确率的方法优选脑电信号通道, 进一步基于 ERN 离线识别正确率对时间段进行优选, 然后基于小波变换对 ERN 的低频时域特征与高频时—频域特征进行了分析, 在此基础上提出了 ERN 的单次检测算法。最后, 通过使用优选出的 6 个通道反馈刺激后 200 ~ 600 ms 的脑电数据, 提取 0 ~ 3.9 Hz 频段的降采样点特征和 3.9 ~ 15.6 Hz 频段的能量、方差特征, 对 ERN 和非 ERN 进行单次识别, 在 10 名受试者中实现了 $72.0\% \pm 9.6\%$ 的识别正确率。本文的研究结果有助于错误指令实时纠正技术在脑—机接口在线系统中的应用。

【关键词】 错误相关负电位; 脑—机接口; 小波变换; 时频域特征; 单次检测

A research for single trial detection of error related negativity

ZHANG Rui, LU Peng, NIU Xin, LIU Sujie, HU Yuxia

School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, P.R.China

Corresponding author: LU Peng, Email: lupeng@zzu.edu.cn

【Abstract】 Error related negativity (ERN) is generated in frontal and central cortical regions when individuals perceive errors. Because ERN has low signal-to-noise ratio and large individual difference, it is difficult for single trial ERN recognition. In current study, the optimized electroencephalograph (EEG) channels were selected based on the brain topography of ERN activity and ERN offline recognition rate, and the optimized EEG time segments were selected based on the ERN offline recognition rate, then the low frequency time domain and high frequency time-frequency domain features were analyzed based on wavelet transform, after which the ERN single detection algorithm was proposed based on the above procedures. Finally, we achieved average recognition rate of $72.0\% \pm 9.6\%$ in 10 subjects by using the sample points feature in 0~3.9 Hz and the power and variance features in 3.9~15.6 Hz from the EEG segments of 200~600 ms on the selected 6 channels. Our work has the potential to help the error command real-time correction technique in the application of online brain-computer interface system.

【Key words】 error related negativity; brain-computer interface; wavelet transform; time-frequency domain features; single trial recognition

引言

当前的脑—机接口系统多数采用视觉反馈机制^[1-2], 其特点是相应的反馈发生在受控装置执行动作之后, 不具备错误指令实时检测的功能, 因此当脑—机接口的指令识别正确率较低时易造成外部装置的误动作。神经生理学研究表明: 个体在感知发生错误时, 其头皮额中央区可以记录到与错

误反应特定相关的脑电 (electroencephalogram, EEG) 信号负走向波形, 称为错误相关负电位 (error related negativity, ERN)^[3]。ERN 的特性提示人们, 可以将脑—机接口系统的识别结果实时显示到屏幕上, 作为 ERN 的事件诱发源, 通过检测 ERN, 实现脑—机接口输出错误指令的实时检测。

ERN 通常是在受试者感知到错误后的 100 ~ 300 ms 产生, 波幅约 10 μV , 信噪比低, 个体差异

DOI: 10.7507/1001-5515.201708043

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61603344); 河南省教育厅重点项目 (16A120008); 河南省科技攻关项目 (172102310393); 河南省高校科技创新团队支持计划 (17IRTSTHN013); 河南省高校重点支持项目基金资助 (18A520011)

通信作者: 逯鹏, Email: lupeng@zzu.edu.cn

大^[4-5],其波形一般需经多次叠加平均获得。然而脑—机接口在线系统的单次识别结果只能诱发单次ERN,要实现错误指令的实时检测就需要先实现ERN的单次检测。现阶段ERN的单次检测是其应用到在线脑—机接口系统中的技术瓶颈^[6]。

目前检测ERN相关的研究主要包括:Omedes等^[7]利用ERN具有的稳定频域特征,采用低频(4~8 Hz)特性提高分类器识别的泛化能力,其不足是易被噪声干扰。Zhang等^[8]利用直接传递函数获取ERN发生时的脑连接信息,通过脑信息交互网络矩阵,研究了ERN的脑网络特征,但是其采用的脑网络矩阵是在多次叠加的基础上建立的,无法用于ERN的单次提取。Tong等^[9]首先提取EEG信号的全通道时域、频域和空域特征集,共 $56 \times (164 + 12 + 161) = 18\ 872$ 维,再通过神经网络对该特征集进行两次降维以避免维度灾难,实现了76.7%的ERN识别率,该项研究提出的在全通道时—频—空特征集的基础上进行降维的方法是属于数据驱动的特征提取方法,最后提取到的特征有可能与ERN的神经生理基础无关,容易导致ERN单次检测的泛化性差。

为了发展抗噪声干扰性强、泛化性好的ERN单次检测算法,本文首先基于诱发ERN时的大脑活动模式图优选EEG数据通道,进而采用小波变换方法提取ERN在低频段上的时域特征与高频段上的时—频特征,最后以此低维特征组合完成对ERN的单次检测。本文提出的ERN单次检测算法有助于错误指令实时检测技术在脑—机接口在线系统中的应用。

1 试验范式及数据采集

对受试者感知错误时刻准确定位,是ERN试验范式设计的关键^[10]。本试验通过对运动想象识别结果的反馈出现时刻打标,以定位ERN的起始点。试验基于本实验室自主开发的运动想象脑—机接口在线系统进行,试验流程如图1所示。试验开始后,先有一段试验说明,受试者听到开始提示音后,进入试验,首先执行时间为5 s的运动想象任务,运动想象脑—机接口在线系统进行在线识别,然后屏幕显示运动想象识别结果,并记录标签;当任务与识别结果相驳时,受试者感知错误,诱发ERN;当任务与识别结果相同时,受试者未感知错误,进而未诱发ERN。

本课题组从郑州大学招募了10名青年受试者,6男4女,年龄为 (24.0 ± 5.0) 岁,全为右利手,

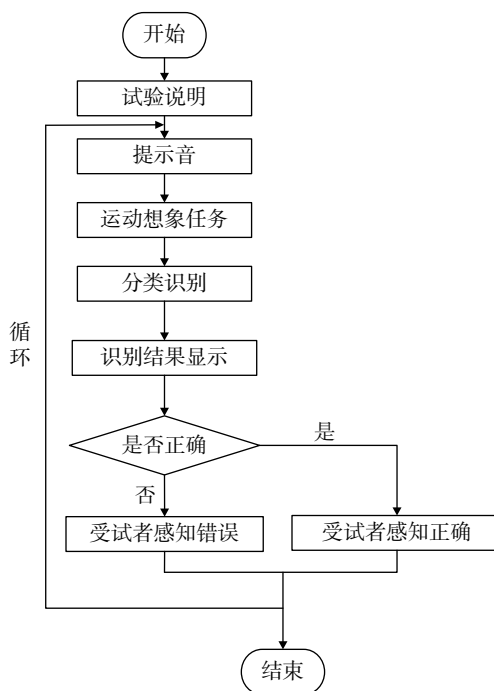


图1 试验范式流程图

Fig.1 Flow chart of the experiment

身体健康,无脑损伤和神经疾病史。本试验经过了郑州大学电气工程学院伦理审查委员会的同意,所有受试者均签订了脑—机接口试验知情同意书,并按小时数给予受试者一定的经济初补偿。每名受试者均进行了5组试验,每组试验包含45个刺激。EEG信号采集使用64导联的Neuroscan EEG信号采集系统(SynAmps 2, Compumedics Neuroscan/美国),采样频率为1 000 Hz(直流采集模式),采用10-20国际标准电极位置。试验过程中电极阻抗小于5 kΩ,EEG信号采集软件为Scan 4.5(Compumedics Neuroscan, 美国),刺激范式使用E-Prime 2.0(PST Ins, 美国)编写。采集与处理计算机采用windows 8操作系统, Intel Core i7-4790处理器,8 GB内存,数据分析基于MATLAB 2010b(MathWorks Ins, 美国)软件进行。

2 方法

2.1 预处理

EEG信号易被眼电伪迹、工频干扰、肌电伪迹等成分污染^[11-12],本文所研究的ERN通常诱发于头皮额中央区,频率重合的眼电伪迹对其干扰最大。本文使用二阶统计量和时序结构特征法去除眼电伪迹以降低其影响^[13]。

2.2 ERN激活区域分析

目前,诱发ERN相关的通道尚不能确定^[14]。基

于ERN的锁时性^[15],首先截取屏幕反馈后0~500 ms时间段的EEG信号,采用叠加平均法,提高诱发ERN的信噪比;其次,进行0~30 Hz滤波,分别对诱发ERN与未诱发ERN的数据计算平方,然后做差,得到两类EEG信号能量差,在依据两类EEG信号能量差绘制脑地形图序列,如图2、图3所示。

10名受试者的诱发ERN与未诱发ERN的两类EEG信号在0~500 ms时间段内的平均能量差如图2所示,而图3绘制的是随机选取其中1名受试者在0~30 Hz频率段诱发ERN与未诱发ERN的两类EEG信号的能量差。在图2和图3中,0 ms表示运动想象识别结果在屏幕中显示的时刻,每隔

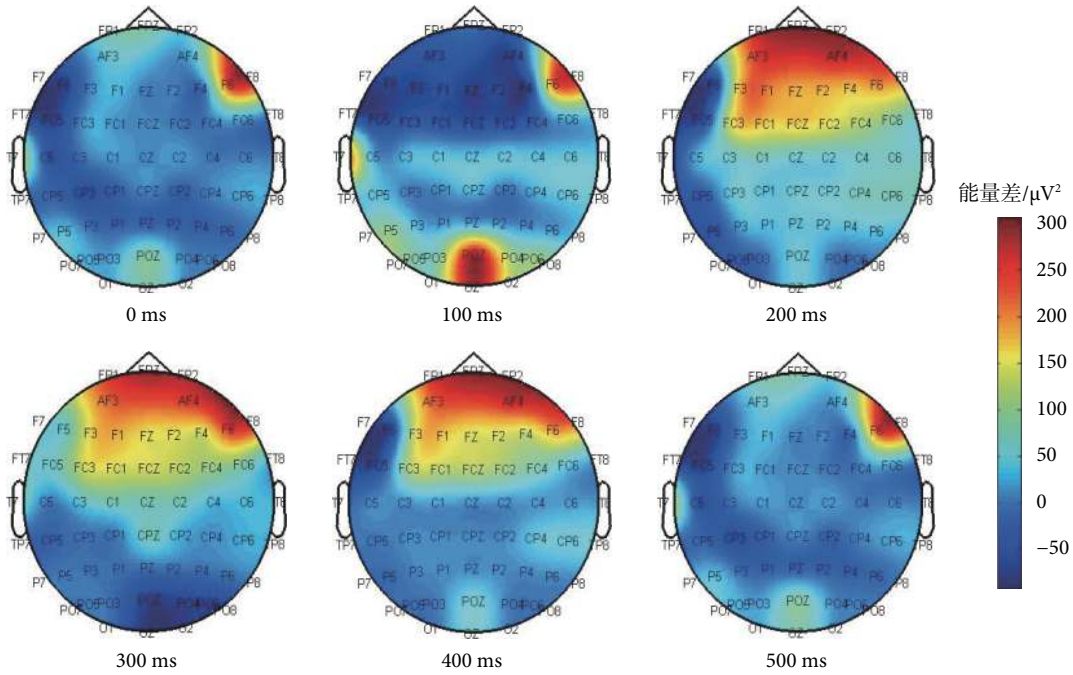


图2 10名受试者平均数据脑地形图

Fig.2 The average brain topographic map of 10 subjects

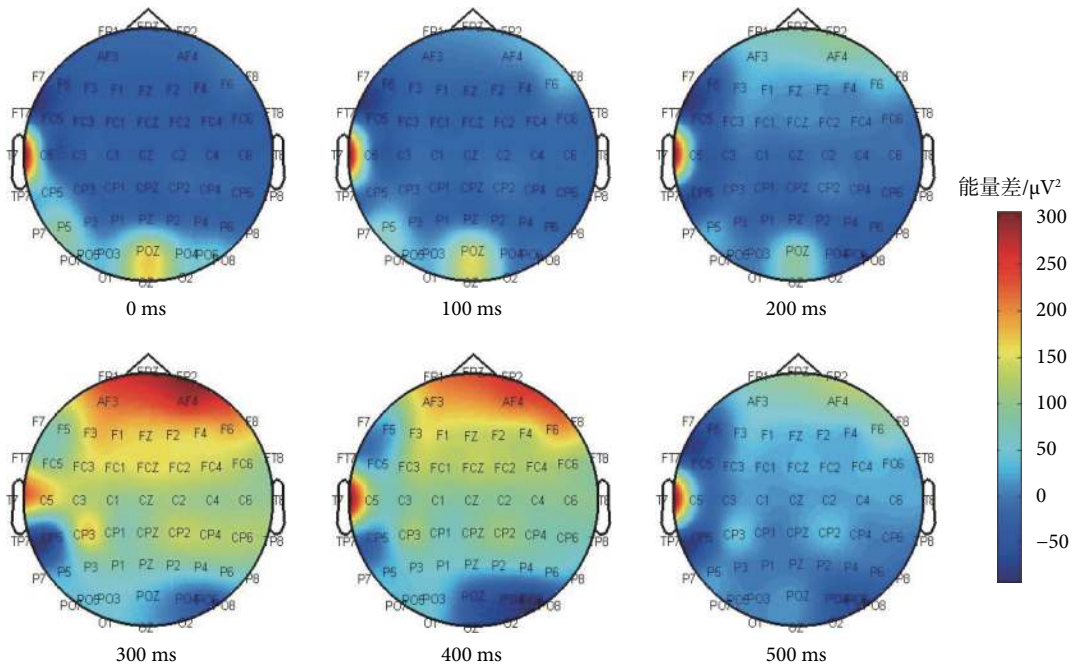


图3 1名受试者脑地形图

Fig.3 The brain topographic map of 1 example subject

100 ms 一幅,直到 500 ms 为止,图中红色表示诱发 ERN 与未诱发 ERN 两类 EEG 信号的能量差异大,蓝色表示能量差异小。由图2、图3可知,在200~400ms 时间段,两类信号能量差异较大,且主要集中于头皮额中央区。因此,选取“FP1、FPZ、FP2、AF3、AF4、F7、F5、F3、F1、FZ、F2、F4、F6、F8、FC3、FC1、FC2、FC4”这 18 个通道进行后续处理。

2.3 ERN 时域特性分析

ERN 具有锁时性,在具有反馈模块的脑—机接口在线系统中,通常在受试者感知错误发生后的 300 ms 处出现负波峰,然而负波峰幅值约为 10 μ V,表现为信噪比低、个体差异大^[4-5]。针对 ERN 时域特征提取困难的技术难题,对一段时间内的信号进行降采样作为时域特征,提高时域特征的信噪比。如何确定最优时间段,是 ERN 时域特征提取的关键。

本文选取 10 名受试者的 EEG 信号,进行 0~30 Hz 带通滤波,对受试者 18 个通道数据进行平均,截取屏幕显示运动想象分类结果后 1 000 ms 的数据进行分析。以时间窗长为 400 ms,滑动步长为 50 ms,滑动截取 1 000 ms 的数据。对截取数据进行降采样,每隔 50 ms 提取 1 个降采样点,作为时域特征。采用线性判别式分析(linear discriminant analysis, LDA)分类器,进行 ERN 检测,10

名受试者 ERN 检测的平均正确率结果如图 4 所示。

分析结果表明,200~600 ms 时间段内时域特征检测正确率最高,故将反馈后 200~600 ms 的数据作为优选后的时间段。

2.4 通道优化

针对 2.2 小节的 ERN 激活区域分析选取的 18 通道进一步优化,选取 0~30 Hz 运动想象识别结果屏幕显示后的 200~600 ms EEG 信号,基于 2.3 小节的时域特征提取与分类步骤,选择 1~18 个不同通道个数的全排列组合,提取特征进行分类识别,分析不同通道组合对 ERN 检测率的影响。结果显示,采用不同通道组合得到的 ERN 检测正确率有差异,其中选取“AF3、AF4、F7、F6、FC1、FC2”6 通道组合提取的特征检测 ERN 正确率最高,达到了 67%。10 名受试者单通道、18 通道组合及 6 通道组合 ERN 检测的平均正确率如图 5 所示。

如图 5 所示,10 名受试者的 FP1、FZ、FC4 通道平均正确率偏低,全部 18 通道组合检测 ERN 平均正确率是 62%，“AF3、AF4、F7、F6、FC1、FC2”6 通道组合的平均正确率较 18 通道组合特征提升 5%,最终确定选取“AF3、AF4、F7、F6、FC1、FC2”通道进行单次 ERN 检测。

2.5 ERN 时—频特性分析

基于小波变换在时域和频域的局部化性质^[16-18],

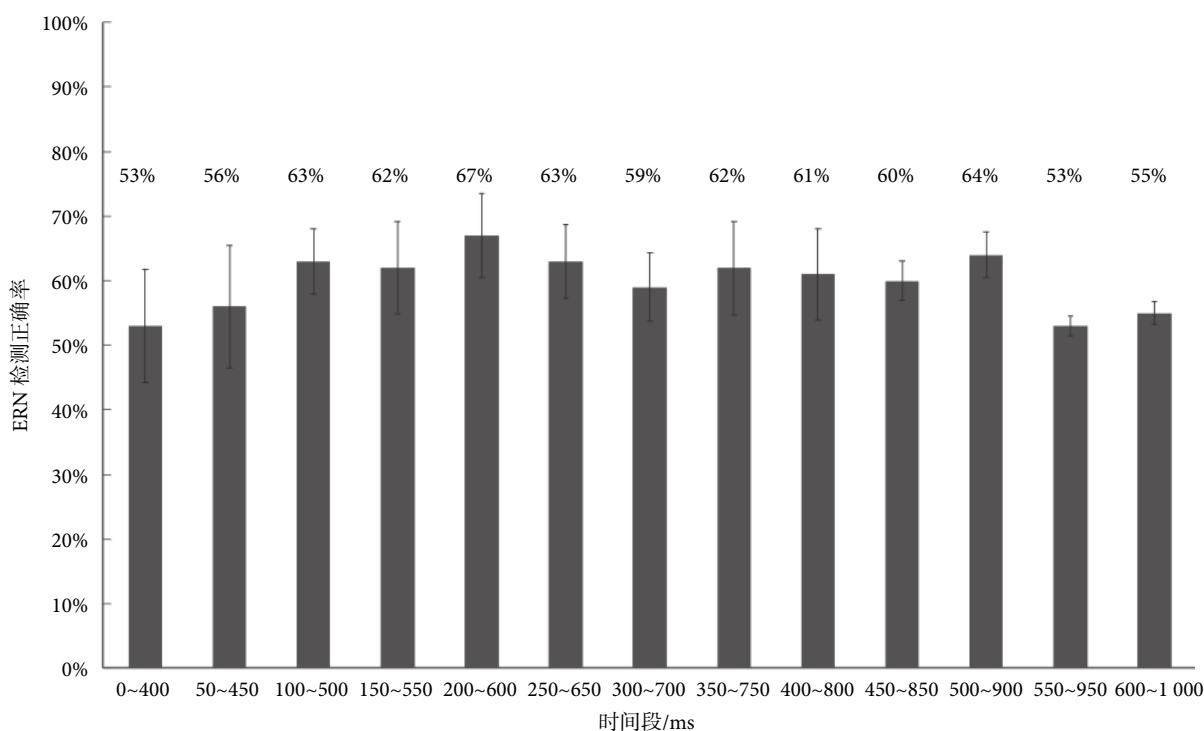


图 4 不同时间段 ERN 检测正确率对比图

Fig.4 Comparison of the ERN detection accuracy of different time segments

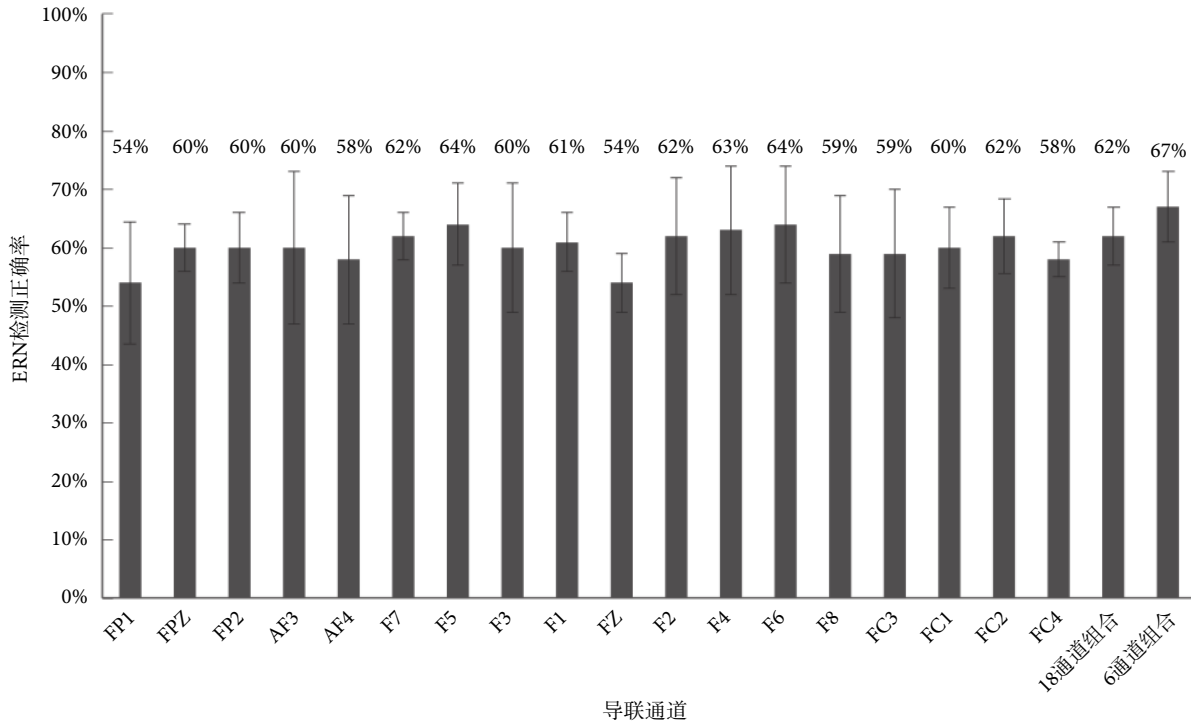


图5 单通道、18通道及6通道组合正确率

Fig.5 The accuracy of single channel and channel combination of 18 channels or 6 channels

对采集到的 EEG 信号进行时—频域分析。对于降采样到 250 Hz 的 EEG 信号, 选取基函数 (db4), 进行 6 层小波分解, 分解层数对应频率范围如表 1 所示。由于 EEG 信号中的有用信息一般在 50 Hz 以下, 因此对近似系数第 6 层 (C6) 重构, 同时对细节系数第 6 层 (D6)、第 5 层 (D5)、第 4 层 (D4)、第 3 层 (D3) 也进行重构。

选取每名受试者 5 组试验, 每组包含 45 次刺激的 EEG 信号 ($5 \times 45 = 225$ 次), 计算 D3 层、D4 层、D5 层、D6 层、C6 层重构信号的平均值、均方差和能量特征, 根据是否诱发出 ERN 将这 225 组特征分成诱发 ERN 和未诱发 ERN 两类, 接着计算两类样本的均值 (\bar{X}) 和方差 (S^2) (此处 \bar{X} 和 S^2 与重构信号的平均值、均方差不同) 进行 t 检验, 统计显著性水平选择 $\alpha = 0.05$ 。 t 检验结果如果显示 $P > 0.05$, 表明两类特征来自同一分布, 差异不具有统计学意义; t 检验结果如果显示 $P < 0.05$, 表明两类特征来自不同分布, 差异具有统计学意义。对 10 名受试者的数据分别进行 t 检验, 统计 $P < 0.05$ 受试者人数, 结果如表 2 所示。

由表 2 可知, 诱发 ERN 与未诱发 ERN 两类信号的 D3 层、D4 层、D5 层、D6 层重构信号的平均值特征、D3 层、D4 层、C6 层重构信号的均方差和能量特征人数偏低 ($P < 0.05$), 推断两类特征来自

表 1 频段范围

Tab.1 The frequency range

分解层数	近似系数	细节系数
1	0 ~ 125 Hz	125 ~ 250 Hz
2	0 ~ 62.5 Hz	62.5 ~ 125 Hz
3	0 ~ 31.3 Hz	31.3 ~ 62.5 Hz
4	0 ~ 15.6 Hz	15.6 ~ 31.3 Hz
5	0 ~ 7.8 Hz	7.8 ~ 15.6 Hz
6	0 ~ 3.9 Hz	3.9 ~ 7.8 Hz

表 2 诱发 ERN 与未诱发 ERN 两类重构信号特征差异具有统计学意义的人数 (t 检验, $P < 0.05$)

Tab.2 The subject number that exist significant difference between reconstructed signals of ERN and non-ERN (t test, $P < 0.05$)

重构信号	平均值特征/人	均方差特征/人	能量特征/人
D3	0	1	3
D4	2	3	4
D5	3	8	9
D6	0	10	7
C6	7	3	4

同一分布, 差异不具有统计学意义。该结果表明, 诱发 ERN 与未诱发 ERN 在频域上差异具有统计学意义的特征主要包含在 D5 层和 D6 层重构信号中, 而差异具有统计学意义的时域特征主要包含在 C6 层重构信号中。

2.6 提取 ERN 特征

基于 2.2 小节的 ERN 激活区域分析、2.3 小节的 ERN 时域特性分析、2.4 小节的通道优化和 2.5 小节的 ERN 时—频特性分析结果, 本文设计了 ERN 的单次特征提取算法, 其步骤如下所示:

(1) 输入“AF3、AF4、F7、F6、FC1、FC2”6 个通道的运动想象识别结果屏幕显示后 200 ~ 600 ms 的 EEG 信号 $X(i)$ 。

(2) 去除 $X(i)$ 的基线、眼电伪迹, 并降采样至 250 Hz。

(3) 选取 db4 为小波基函数, 进行 6 层小波分解。

(4) 选取 D5 层、D6 层、C6 层小波系数重构 $X_{D5}(i)$ 、 $X_{D6}(i)$ 、 $X_{C6}(i)$ 信号。

(5) 计算 6 通道重构信号 $X_{C6}(i)$ 的平均值, 间隔 50 ms 提取采样点作为 ERN 低频时域特征; 计算 6 通道重构信号 $X_{D5}(i)$ 、 $X_{D6}(i)$ 的平均值, 然后求出均方差、能量特征, 作为 ERN 高频时—频域特征, 共提取 12 维特征。

3 试验分析

对参与试验的 10 名受试者试验数据进行处理, 使诱发 ERN 与未诱发 ERN 的两类样本的比例为 1 : 1, 取每名受试者 80% 的数据作为训练集, 剩余 20% 的数据作为测试集, 按照 2.6 小结中描述的特征提取算法提取特征, 采用 LDA 分类器、五折交叉验证的方法进行检测。每名受试者的单次 ERN 检测正确率如表 3 所示。

结果显示, 单次 ERN 检测正确率在不同受试者间具有差异, 10 名受试者取得 $72.0\% \pm 9.6\%$ 的正确率, 其中正确率最高的受试者达到了 85.6%, 而受试者 5 和受试者 9 正确率偏低, 初步推断这两名受试者可能不适于 ERN 试验。

表 3 ERN 检测五折交叉验证正确率

Tab.3 The classification results of ERN by 5 fold cross validation

受试者	1	2	3	4	5	平均值 ± 标准差
受试者 1	79.2%	83.3%	91.7%	82.3%	75.0%	82.3% ± 5.5%
受试者 2	70.0%	70.0%	76.7%	80.0%	88.9%	77.1% ± 7.1%
受试者 3	80.0%	63.6%	63.6%	90.9%	81.8%	76.0% ± 10.7%
受试者 4	81.8%	72.7%	66.7%	72.7%	63.6%	71.5% ± 6.2%
受试者 5	60.7%	52.4%	57.6%	55.2%	53.4%	55.9% ± 3.0%
受试者 6	84.6%	76.9%	68.3%	75.0%	76.7%	76.3% ± 5.2%
受试者 7	78.4%	73.2%	73.7%	72.2%	73.7%	74.2% ± 2.2%
受试者 8	68.4%	62.6%	65.0%	63.2%	68.4%	65.5% ± 2.5%
受试者 9	58.1%	60.0%	56.7%	54.8%	50.0%	55.9% ± 3.4%
受试者 10	90.0%	70.0%	88.9%	90.0%	88.9%	85.6% ± 7.8%

4 结论

基于 ERN 的生理机制, 脑—机接口系统可以采用单次检测 ERN 实现错误指令的实时检测, 其中的技术瓶颈是 ERN 单次检测算法。本文为了发展抗噪声干扰性强、泛化性好的 ERN 单次检测算法, 通过分析诱发 ERN 时的大脑活动模式图, 优选与生理机制有关(诱发于头皮额中央区)的 EEG 数据通道, 采用小波变换分析 ERN 在低频段上的时域特性与高频段上的时—频特性, 提出了一种融合低频段时域和高频段时—频域特征的 ERN 单次检测算法。经测试得到 $72.0\% \pm 9.6\%$ 的 ERN 单次检测平均正确率, 对比只采用低频时域特征检测单次 ERN 得到的 67% 的平均正确率, 该 ERN 单次检测算法正确率有所提升。综上所述, 本文的研究结果有助于错误指令实时检测技术在脑—机接口在线系统中的应用。

参考文献

- 1 Jafarifarmand A, Badamchizadeh M A, Khanmohammadi S, *et al.* A new self-regulated neuro-fuzzy framework for classification of EEG signals in motor imagery BCI. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 26(3): 1485-1497.
- 2 Gomez-Pilar J, Corralejo R, Nicolas-Alonso L F, *et al.* Neurofeedback training with a motor imagery-based BCI: neurocognitive improvements and EEG changes in the elderly. Med Biol Eng Comput, 2016, 54(11): 1655-1666.
- 3 Gehring WJ, Goss B, Coles MGH, *et al.* A neural system for error detection and compensation. Psychol Sci, 1993, 4: 385-90.
- 4 Su K K, Kirchner E A. Classifier transferability in the detection of error related potentials from observation to interaction//IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics, 2013: 3360-3365.
- 5 Holroyd C B, Coles M G. The neural basis of human error processing: reinforcement learning, dopamine, and the error-related negativity. Psychological review, 2002, 109(4): 679-709.
- 6 Margaux P, Emmanuel M, Sébastien D, *et al.* Objective and subjective evaluation of online error correction during P300-based spelling. Advances in Human-Computer Interaction, 2012, (6): 1-13.
- 7 Omedes J, Iturrate I, Montesano L, *et al.* Using frequency-domain features for the generalization of EEG error-related potentials among different tasks//2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering In Medicine and Biology Society (EMBC), 2013: 5263-5266.
- 8 Zhang Huaijian, Chavarriaga R, Goel M K, *et al.* Improved recognition of error related potentials through the use of brain connectivity features. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2012, (4): 6740-6743.
- 9 Tong Jijun, Lin Q, Xiao Ran, *et al.* Combining multiple features for error detection and its application in brain-computer interface. Biomedical Engineering Online, 2016, 15(1): 17.

- 10 Chavarriaga R, Millan J D. Learning from EEG error-related potentials in noninvasive brain-computer interfaces. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2010, 18(4): 381-388.
- 11 李松, 伏云发, 杨秋红, 等. 基于左右手运动想象单通道脑电信号的预处理研究. *生物医学工程学杂志*, 2016, (5): 862-866.
- 12 Hu Jing, Wang Chunsheng, Wu Min, *et al.* Removal of EOG and EMG artifacts from EEG using combination of functional link neural network and adaptive neural fuzzy inference system. *Neurocomputing*, 2015, 151(1): 278-287.
- 13 Ge Sunan, Han Jie, Han Min. Nonnegative mixture for underdetermined blind source separation based on a tensor algorithm. *Circuits Systems and Signal Processing*, 2015, 34(9): 2935-2950.
- 14 Navarro-Cebrian A, Knight R T, Kayser A S. Frontal monitoring and parietal evidence: mechanisms of error correction. *J Cogn Neurosci*, 2016, 28(8): 1166-1177.
- 15 Munneke G J, Nap T S, Schippers E E, *et al.* A statistical comparison of EEG time- and time-frequency domain representations of error processing. *Brain Research*, 2015, 1618: 222-230.
- 16 Bhattacharyya A, Pachori R B. A multivariate approach for patient-specific EEG seizure detection using empirical wavelet transform. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2017, 64(9): 2003-2015.
- 17 张毅, 罗明伟, 罗元. 脑电信号的小波变换和样本熵特征提取方法. *智能系统学报*, 2012, 7(4): 339-344.
- 18 崔刚强, 夏良斌, 梁建峰, 等. 基于小波多尺度分析和极限学习机的癫痫脑电分类算法. *生物医学工程学杂志*, 2016, 33(6): 1025-1030.

收稿日期: 2017-08-19 修回日期: 2018-06-07

本文编辑: 陈咏竹