

SSVEP-BCI 抗自由眨眼稳定性的 ANFIS 方法^{*}

陆竹风¹, 张小栋^{1,2}, 张黎明¹, 李瀚哲¹, 李睿^{1,2}

(1. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

(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 西安, 710049)

摘要 针对伪迹干扰下脑机接口稳定性问题,以自由眨眼动作下稳态视觉诱发脑机接口的稳定性为切入点,进行了稳态视觉诱发脑电信号去眼电伪迹(electrooculography,简称 EOG)研究。提出了一种基于自适应神经模糊推理系统(adaptive neuro-fuzzy inferency system,简称 ANFIS)的无眼电电极下脑电信号眼电伪迹的自适应消除方法并进行实验,验证该方法对自由眨眼动作下稳态视觉诱发脑机接口稳定性的提高。该伪迹消除方法通过自适应神经模糊推理系统逼近眼电信号源自眼电伪迹的非线性变换函数,达到消除脑电信号中眼电伪迹的目的。算法通过前额叶区脑电信号获得替代性眼电信号源,经延时处理后,输入自适应噪声消除器中以消除各通道脑电信号中的眼电伪迹。通过自由眨眼动作下稳态视觉刺激实验,对该伪迹消除方法中各参数及函数的选择进行了研究,并将该方法与经典滤波和传统独立成分分析(independent component analysis,简称 ICA)进行对比,证明了该方法在消除眼电伪迹的情况下保留了稳态视觉刺激的有效信息,识别正确率较经典滤波相比最高提高了 6.25%,较传统 ICA 相比最高提高 10%,保证了稳态视觉诱发脑机接口在自由眨眼动作下的稳定性。

关键词 脑机接口; 脑电信号; 稳态视觉诱发脑电信号; 眼电伪迹; 自适应神经模糊推理系统

中图分类号 TP391.7

引 言

自 Berger 首次使用非植入电极检测人脑表面脑电信号(electroencephalogram,简称 EEG)以来^[1],EEG 分析领域迄今已历经近百年研究。依托 EEG 分析算法发展,研究人员将脑机接口(brain control interface,简称 BCI)技术应用于假肢、轮椅和屏幕打字机等的控制^[2],均取得喜人成果^[3]。尽管如此,BCI 技术尚停留于实验室研究阶段。由于 EEG 本身的低信噪比和高个体差异性,作为微弱的人体生物电信号,EEG 极易淹没于众多伪迹、噪声之中^[4]。为增进 BCI 技术的实用价值,提高其稳定性,EEG 去伪迹研究已成为必不可少的趋势^[5]。

稳态视觉诱发(steady state visual evoked potentials,简称 SSVEP)脑机接口因其诱发机理,在现行 BCI 范式中具有较高稳定性。现有研究多基于受试者无眨眼动作的注视状态开展,自由眨眼动作的引入,造成了 SSVEP 识别正确率的明显下降,极大影响其应用价值。由于人眼处于人体头面部区

域,距 EEG 采集点距离极近,易对 EEG 造成明显影响。眼电伪迹属于人体自身伪迹信号,易与 EEG 产生混淆,无法通过简单滤波处理轻易消除^[4]。为增进 SSVEP-BCI 的实用价值,提高其抗自由眨眼动作下的稳定性,如何于包含眼电伪迹的 EEG 中提取纯净 EEG,同时保留 SSVEP 有效信息、提高识别正确率,成为亟待解决的问题之一。

传统眼电伪迹消除方法一般基于独立成分分析完成:通过分离 EEG 中的独立成分,参考眼电电极信号确定眼电成分,将其置零重构以恢复纯净 EEG。该方法在运算过程中易造成有效信息损失,无法保证 BCI 稳定性的提高。不少市售 EEG 采集设备缺少眼电电极,无法提供直接的眼电信号参考。

笔者从伪迹干扰下 BCI 的稳定性研究出发,以自由眨眼动作下的 SSVEP-BCI 为切入点,进行 SSVEP 去眼电伪迹研究,提高眼电伪迹干扰下 SSVEP-BCI 的稳定性。提出了一种基于自适应神经模糊推理系统的无参考电极下 EEG 眼电伪迹自适应消除方法,有效消除了 SSVEP 中的眼电伪迹,并通过自由眨眼动作下的稳态视觉刺激实验,验证该

^{*} 科技部国家重点研发计划资助项目(2017YFB1300303)
收稿日期:2017-08-21;修回日期:2017-11-10

方法的有效性。

1 稳态视觉刺激下眼电伪迹表现

眼电伪迹由眼部活动产生,分为眼球竖直移动、水平移动及眨眼动作^[5]。稳态视觉刺激下,由于受试者对视觉刺激源呈现注视状态,眼球竖直及水平移动较为细微,故 SSVEP 中的眼电伪迹主要由眨眼动作造成。

同时采集稳态视觉刺激时自由眨眼动作下前额叶区及枕叶区 EEG,如图 1 所示。其中,虚线标记区域表现出强烈眼电伪迹特征。对比眼电伪迹区域内前额叶区与枕叶区信号,前额叶区信号呈上凸现象、枕叶区信号呈下凹现象,眨眼动作在前额叶区与枕叶区呈现相反表现,故眼电信号源在全脑 EEG 呈非线性变换伪迹现象,无法通过滤波器直接消除。包含眼电伪迹与不含眼电伪迹的 SSVEP 频谱图如图 2 所示。其中,含眼电伪迹信号频谱在低频处存在较大增幅,故眼电伪迹多集中在信号低频部分。

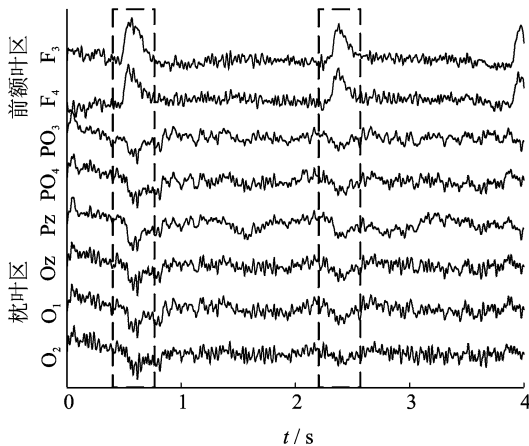


图 1 稳态视觉刺激时自由眨眼动作下前额叶区及枕叶区脑电信号

Fig. 1 Prefrontal and occipital EEG during steady-state visual stimulation

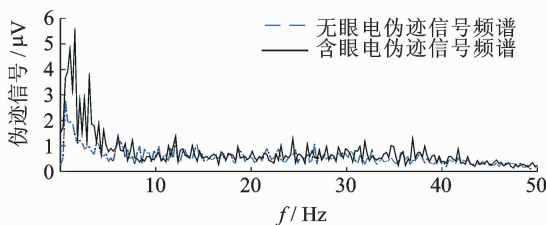


图 2 含眼电伪迹与无眼电伪迹的稳态视觉诱发脑电信号频谱图

Fig. 2 Spectrum of SSVEP with and without ocular artefacts

2 基于 ANFIS 的无眼电电极下脑电信号眼电伪迹的自适应消除方法

眨眼动作对 EEG 的影响可视为由独立伪迹信号源经非线性变换后对纯净 EEG 的噪声。由于缺失该非线性变换函数,为达到在消除眼电伪迹同时避免有效信息损失的目的,设计自适应噪声消除器 (adaptive noise cancellation, 简称 ANC),采用 ANFIS 自行逼近眼电信号源至眼电伪迹的非线性变换函数,可达到测量信号中消除眼电伪迹的目的,其原理如图 3 所示。

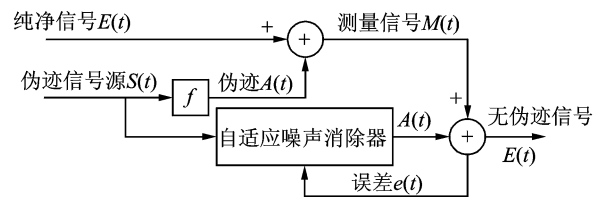


图 3 算法原理图

Fig. 3 Algorithm schematic diagram

$$M(t) = E(t) + A(t) = E(t) + f(S(t)) \quad (1)$$

其中: $M(t)$ 为测量信号; $E(t)$ 为纯净信号; $A(t)$ 为测量信号中的伪迹信号; $S(t)$ 为伪迹信号源。

由于市售设备存在眼电电极缺失情况,为获得有效眼电信号源,设计基于 FastICA 及相关系数的眼电信号源提取与识别模块。考虑到受试者在单次实验中未眨眼情况,加入基于峰度系数的眨眼动作判断环节。算法整体结构如图 4 所示。

2.1 基于 FastICA 及相关系数的眼电信号源提取与识别方法

单个脑电电极可接受电极点周围 $18 \sim 32 \text{ cm}^2$ 信号^[6]。在眼电电极缺失情况下,选择位于前额叶区且不易受面部肌电干扰的 F_3 和 F_4 通道作为眼电信号源的参考通道。由于眼电伪迹属低频干扰,为体现眼电信号源特征并避免超低频杂波,将 $0.5 \sim 15 \text{ Hz}$ 滤波处理后的 F_3 和 F_4 通道信号作为眼电信号源参考信号,进行 FastICA 处理^[7],分离两路独立成分。

对分离后的两路独立成分进行眼电信号源成分的自动识别。考虑到眼电信号源形态应与眼电信号源参考信号形态较为一致,取数学统计量相关系数用于表征两变量间的线性相关程度。计算各独立成分与两路眼电信号源参考信号间的相关系数和,取其大者自动识别为眼电信号源,即

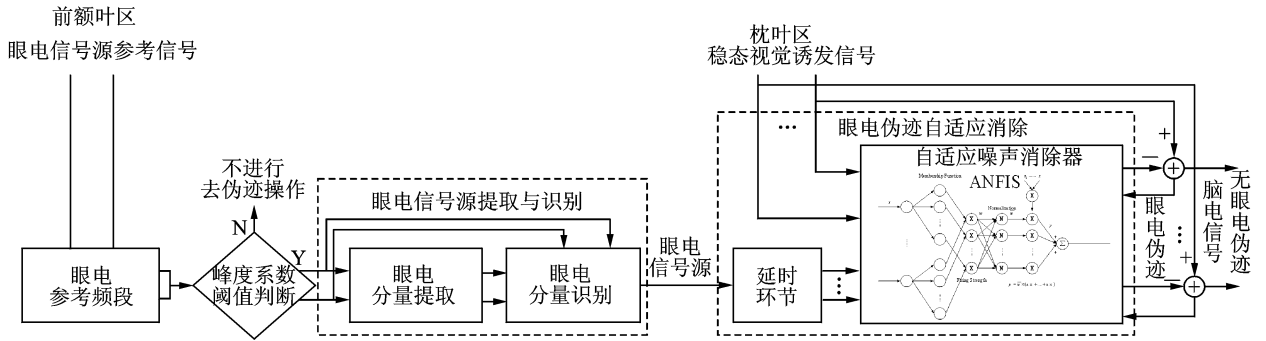


图 4 算法整体结构图

Fig. 4 Algorithm structure diagram

$$Cor_i = (|r(\mathbf{IC}_i, \mathbf{x}_{F_3})| + |r(\mathbf{IC}_i, \mathbf{x}_{F_4})|) \quad (i = 1, 2) \quad (2)$$

其中: Cor_i 表示第 i 个独立成分的相关系数和; \mathbf{IC}_i 表示第 i 个独立成分; $\mathbf{x}_{F_3}, \mathbf{x}_{F_4}$ 表示 F_3, F_4 通道眼电信号源参考信号。

为避免对不存在眼电伪迹的测量信号进行过度处理,加入眨眼动作判断环节。由于眨眼时 EEG 表现出有别于非眨眼 EEG 的异常凸起,统计学中可利用峰度系数指标表征统计数据尖端翘翘程度^[8],故针对眼电信号源参考信号进行基于峰度系数指标的阈值判断,即

$$\mathbf{K}^n = \mathbf{m}_4^n - 3(\mathbf{m}_2^n)^2 \quad (n = 1, 2) \quad (3)$$

其中: \mathbf{K}^n 为第 n 通道信号峰度系数; \mathbf{m}_4^n 为第 n 通道信号四阶中心矩; \mathbf{m}_2^n 为第 n 通道信号二阶中心矩。

2.2 基于 ANFIS 的眼电伪迹自适应消除方法

眼电伪迹的自适应消除通过 ANC 实现:以眼电信号源作为输入,将输出与测量信号之差作为反馈,调整内部权值,拟合得到眼电伪迹;将测量信号减去眼电伪迹,得到无眼电伪迹的 EEG。

ANC 核心运算部分由 ANFIS 结构实现。ANFIS 是模糊规则与神经网络学习规则结合的自适应系统,是一种宜于表达复杂系统动态特性的非线性模型。该模糊规则的推理由网络结构中若干节点各自对应规则完成,ANFIS 可分为 5 层^[9],基本结构如图 5 所示。第 1 层,利用隶属度函数完成输入信号模糊化;第 2 层,选择与算子完成模糊规则预演;第 3 层,计算各节点各规则的归一化可信度;第 4 层,计算单个节点输出;第 5 层,系统整体输出。其中:节点个数由对输入数据进行减法聚类算法确定;隶属度函数选择高斯型隶属度函数;参数调整由逆向传递的最小二乘方误差方法确定。

考虑到人脑其他区域较前额叶区距人眼较远,故其他区域眼电伪迹相较前额叶区域提取的眼电信

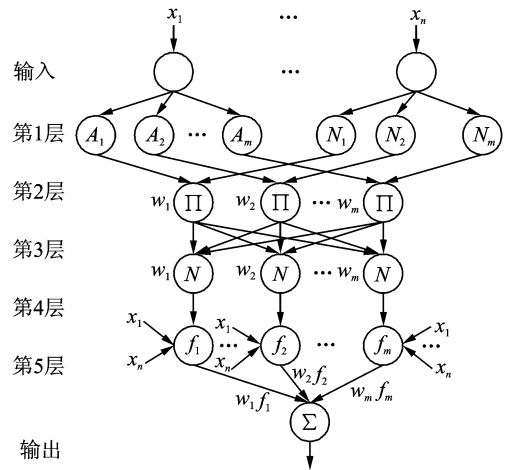


图 5 ANFIS 典型结构

Fig. 5 Typical structure of ANFIS

号源存在轻微延时现象。为提高眼电信号源对大脑其他区域眼电伪迹的适应性,在 ANC 前加入抽头延时(tapped delay line, 简称 TDL)结构对眼电信号源进行延时处理。

3 实验研究

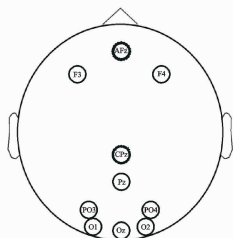
3.1 数据采集

为验证上述算法的有效性,笔者基于稳态视觉刺激实验,引入受试者在刺激过程中的自由眨眼动作,研究该伪迹消除方法对自由眨眼动作下 SSVEP 识别准确率的影响。实验采用中国博瑞康公司(Neuracle)开发的 8 通道 EEG 采集系统,如图 6(a)所示,其采样频率为 1 000 Hz,通过无线路由与电脑相连;电极分布位置如图 6(b)所示。以 AFz 和 CPz 为参考电极,除用于提取眼电信号源参考信号的 F_3 和 F_4 位置外,其余电极均分布在枕叶区 PO_3, PO_4, Pz, Oz, O_1 和 O_2 位置用于 SSVEP 刺激频率的识别。



(a) Neuracle 8通道脑电信号采集系统

(a) Neuracle 8 channel EEG acquisition



(b) 脑电帽电极分布位置

(b) Electrode position

图6 Neuracle 脑电信号采集系统及其电极位置

Fig. 6 Neuracle EEG acquisition and electrode position

本次实验共有7名受试者(标记为 $S_1 \sim S_7$,其中2名为女性),年龄均在22~24岁,无精神疾病史。实验过程中要求受试者静坐在稳态视觉刺激屏幕前,注视屏幕上的稳态视觉刺激源,刺激源基于场景动画的SSVEP范式开发^[10]。刺激源翻转频率为60/15 Hz,60/13 Hz,60/11 Hz和60/10 Hz。各频率完成6组实验,每组实验进行5次刺激,共计120次视觉刺激实验。单次刺激时间为4s,期间受试者可进行自由眨眼动作。实验场景如图7所示。

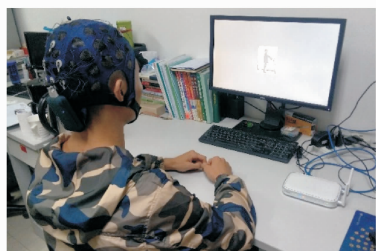


图7 自由眨眼动作下稳态视觉刺激实验场景

Fig. 7 Experimental scene diagram of steady state visual stimulation under random blinking

3.2 参数选择

3.2.1 FastICA 算法二次型函数和优化函数选择

在FastICA算法中,非二次型函数及优化函数的选择直接影响了独立成分的计算结果^[7]。在非二次型函数和优化函数选择方面存在如式(4)所示的4种常见类型,可依次简易表述为pow3,tanh,gauss

和skew型。

$$g(u) = \begin{cases} u^3 \\ \tanh(a_1 u) \\ u \exp(-0.5 a_2 u^2) \\ u^2 \end{cases} \quad (4)$$

经FastICA处理后的两路独立成分呈现出一路眼电信号源成分、一路纯EEG成分的强烈差异性,以两独立成分间峰度系数差为衡量指标,进行函数组合选择。FastICA算法4种非二次型函数及4种优化函数组合下独立成分峰度系数差均值及方差如表1所示。其中:第1行表示非二次型函数;第1列表示优化函数,数值均保留至小数点后5位。

表1数据显示,独立成分峰度系数差均值最大的前3组为pow3 & skew > tanh & gauss > tanh & pow3,表明该3种函数组合在16种函数组合间呈现眼电信号源成分和纯EEG成分差异最大化。由于函数组合对所有数据的普适性,增加独立成分峰态系数差方差作为评价指标,数据方差较小表明该函数组合对所有数据具有相对一致的效果。以上3种函数组合独立成分峰态系数差方差排序为tanh & pow3 < tanh & gauss < pow3 & skew。综合考虑两种指标,选择独立成分峰度系数差均值大而方差较小的tanh & gauss组合为FastICA运算函数组合。

3.2.2 眼电信号源成分自动识别方法比较

为选择合适的眼电信号源成分自动识别方法,对基于峰度系数和相关系数的两种指标进行对比。峰度系数如式(3)所示,相关系数如式(2)所示,均选择两独立成分间指标更大者为眼电信号源。4例峰态系数法与相关系数法眼电信号源成分识别差异如图8所示。

在识别有差异的数据组别中,基于相关系数指标识别的眼电信号源成分较基于峰度系数指标识别的眼电信号源成分表现出更为符合眼电信号源的异常凸起特征,因此选择基于相关系数的指标作为眼电信号源成分自动识别的依据。

3.2.3 TDL 延时时间确定

TDL结构因大脑其他区域较前额叶区距离人眼较远而引入,其眼电信号源延时时间通过计算不同延时时间下眼电信号源与枕叶区6通道SSVEP间的相关系数确定。该相关系数变化曲线如图9所示,其中:+表示延时,-表示提前。

图9表明,眼电信号源与SSVEP间的相关系数随延时时间呈现先增大后减小的关系。峰值数据出现在延时0~20/1000s之间,各通道最佳延时时间如虚线框细节图所示。由于 PO_3 和 PO_4 通道、

表 1 FastICA 算法 4 种非二次型函数及 4 种优化函数组合下独立成分峰度系数差均值及方差

Tab. 1 Mean and variance of independent components' kurtosis coefficient difference under combination of 4 non-quadratic form functions and 4 optimization functions in FastICA

	pow3	tanh	gauss	skew
pow3	4.992 34±9.295 38	5.006 91±9.106 15	4.979 10±9.002 85	4.947 22±9.209 01
tanh	5.000 71±9.193 90	5.003 94±9.144 03	4.984 10±9.000 79	4.943 11±9.267 99
gauss	5.006 71±9.145 93	5.008 3±9.144 02	4.980 07±9.013 66	4.960 71±9.258 78
skew	5.018 37±9.224 03	4.995 37±9.191 26	4.984 37±9.053 15	4.936 03±9.215 48

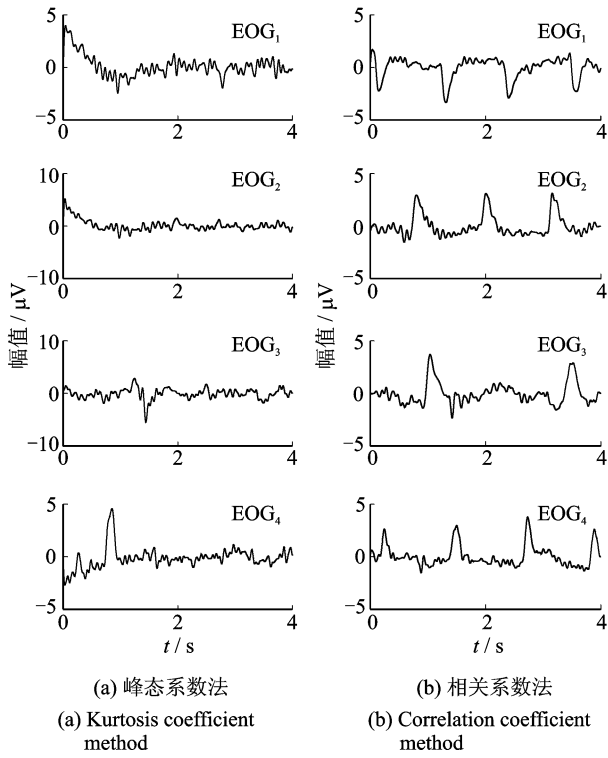


图 8 峰态系数法与相关系数法眼电信号源成分识别差异
Fig. 8 Difference of kurtosis coefficient method vs correlation coefficient method in EOG source component recognition

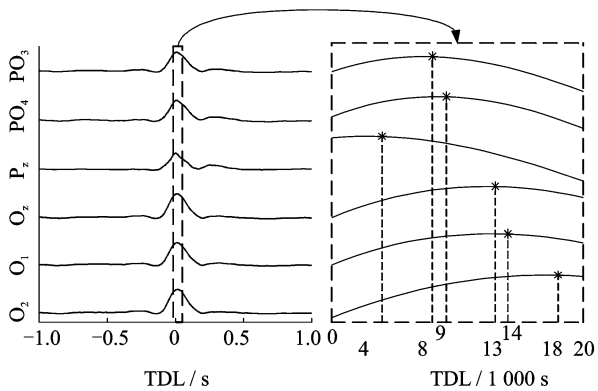


图 9 不同延时时间下眼电信号源与各通道 SSVEP 相关系数变化图
Fig. 9 Variation of correlation coefficients between SSVEP and EOG source under varying delay time

O₂ 和 O₁ 通道最佳延时时间相差较近,比较该两处延时时间下 6 通道 SSVEP 与眼电信号源相关系

数,取其中较大者确定为延时时间。因此,最终选择 +4/1 000 s, +8/1 000 s, +13/1 000 s, +18/1 000 s 4 组延时时间用于眼电信号源 TDL 设计。

3.3 结果分析

应用该伪迹消除方法对自由眨眼动作下 SSVEP 进行处理,60/13 Hz 翻转刺激下 O₂ 通道原始信号与经 ANFIS 伪迹消除处理信号的时域及频域对比如图 10 所示。经该伪迹消除方法处理后,SSVEP 中眼电伪迹得到有效消除。为保证以上算法在消除眼电伪迹的同时保留了 SSVEP 频率刺激的有效信息,对处理后的 SSVEP 进行识别正确率计算。同时,选择经典 5~45 Hz 带通滤波方法、传统 ICA 方法与笔者提出的方法进行对比,比较各类方法下 SSVEP 识别正确率的改变,如表 2 所示。其中,SSVEP 刺激频率识别正确率由 CCA 算法完成^[10],准则函数为

$$\max_{W_X, W_Y} \rho = \frac{E(W_X^T X Y^T W_Y)}{(E(W_X^T X X^T W_X) E(W_Y^T Y Y^T W_Y))^{1/2}} \quad (5)$$

其中: X 为待识别信号; Y 为与刺激频率相关的参考信号; W_X, W_Y 为系数矩阵。

以上 3 种方法中,基于 ANFIS 的眼电伪迹自适应消除方法对受试者 S₁~S₇ 的识别正确率均有提高,达到了在去除眼电伪迹的情况下保留脑电信号

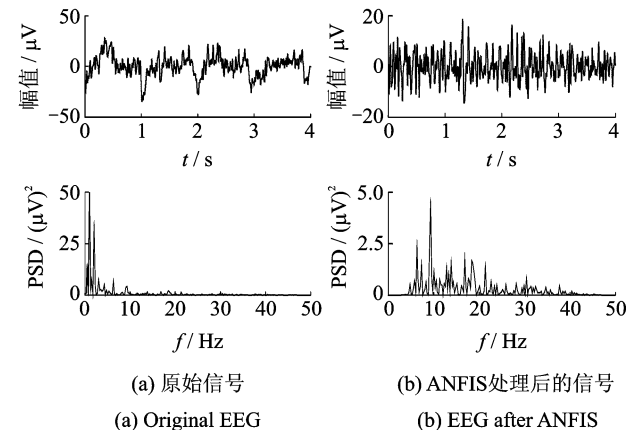


图 10 60/13 Hz 翻转刺激下 O₂ 通道原始信号与经 ANFIS 伪迹消除处理信号的时域及频域对比
Fig. 10 Original EEG vs after-ANFIS under 60/13 Hz visual stimulation in O₂

有效信息的目的。该 ANFIS 方法平均识别正确率较经典 5~45 Hz 带通滤波方法平均提高 3.6%，较传统 ICA 方法平均提高 4.8%。在 7 位受试者中，以受试者 S₂ 提高最为显著，经过该 ANFIS 眼电伪

迹自适应消除方法后识别正确率较经典 5~45 Hz 带通滤波方法最高提高 6.25%，较传统 ICA 方法最高提高 10%，极大提高了 SSVEP-BCI 在眼电伪迹干扰下的稳定性。

表 2 经典 5~45 Hz 带通滤波方法、传统 ICA 方法及 ANFIS 方法下 SSVEP 识别正确率

Tab. 2 SSVEP recognition accuracy rate among classical 5~45 Hz band pass filter vs traditional ICA vs ANFIS %

预处理方法	S ₁	S ₂	S ₃	S ₄	S ₅	S ₆	S ₇	平均
经典滤波	96.25	78.75	95	82.5	81.25	90	92.5	88.0
ICA	97.5	75	92.5	82.5	82.5	85	92.5	86.8
ANFIS	97.5	85	96.25	88.75	88.75	91.25	93.75	91.6

4 结束语

笔者以伪迹干扰下 BCI 的稳定性为出发点，将自由眨眼动作下的 SSVEP-BCI 作为切入点，针对 SSVEP 中眼电伪迹问题，提出一种基于 ANFIS 的无眼电电极下 EEG 眼电伪迹自适应消除方法。基于 CCA 方法比较了经典滤波、传统 ICA 和本研究方法下 SSVEP 识别正确率的改变。该方法规避了市售脑电信号采集设备缺乏眼电电极的情况，根据前额叶区脑电信号替代性提取了眼电信号源，并有效去除了 SSVEP 信号中的眼电伪迹成分。将该方法与经典滤波、传统 ICA 方法处理后的 SSVEP 进行识别正确率对比，验证该方法在消除眼电伪迹的同时保留了稳态视觉刺激的有效信息，提高了 SSVEP 识别正确率，改善了 SSVEP-BCI 在自由眨眼动作下的稳定性。

参 考 文 献

- [1] Berger H. Uber das elektroenke-phalogramm des menschen [J]. European Archives of Psychiatry & Clinical Neuroscience, 1929, 87:527-570.
- [2] 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 on brain-computer interface[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(2): 205-211. (in Chinese)
- [3] Chen Xiaogang, Wang Yijun, Nakanishi M, et al. High-speed spelling with a noninvasive brain-computer interface [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2015, 112(44):E6058.
- [4] Md K I, Amir R, Zhi Y. Methods for artefact detection and removal from scalp EEG; a review [J]. Clinical Neurophysiology, 2016, 46: 287-305.
- [5] Miguillon J, Lopez-G M A, Pelayo F. Trends in EEG-BCI for daily-life; requirements for artefact removal [J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2017,

31:407-418.

- [6] Cosandier-R D, Merlet I, Bartolomei F, et al. Computational modeling of epileptic activity: from cortical sources to EEG signals[J]. Journal of Clinical Neurophysiology Official Publication of the American Electroencephalographic Society, 2010, 27(6):465-70.
- [7] Hyvarinen A, Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications [J]. Neural Networks, 2000, 13:411-430.
- [8] Barbati G, Porcaro C, Zappasodi F, et al. Optimization of an independent component analysis approach for artifact identification and removal in magnetoencephalographic signals[J]. Clinical Neurophysiology Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology, 2004, 115(5):1220.
- [9] 陈江城, 张小栋, 尹贵. 基于表面肌电信号的人体步态事件快速识别方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(7):911-916.
Chen Jiangchen, Zhang Xiaodong, Yin Gui. Human gait events fast recognition method via surface electromyography[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(7):911-916. (in Chinese)
- [10] 李睿, 张小栋, 张黎明, 等. 面向假肢的场景动画稳态视觉诱发脑控方法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(1):115-121.
Li Rui, Zhang Xiaodong, Zhang Liming, et al. Brain-controlled prosthesis manipulation based on scene graph-SSVEP[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(1):115-121. (in Chinese)



第一作者简介:陆竹风,女,1993年9月生,博士生。主要研究方向为脑机接口与脑功能连接。曾发表《用于 SSVEP 特征频率提取的同步压缩短时傅里叶变换方法》(《西安交通大学学报》2017 年第 51 卷第 2 期)等论文。

E-mail: luzhufeng@stu.xjtu.edu.cn

通信作者简介:张小栋,男,1967年4月生,教授、博士生导师。主要研究方向为智能检测、诊断与控制及智能机器人技术。
E-mail: xdzhang@mail.xjtu.edu.cn

