

一种基于脑电信号的眼动方向分类方法



程时伟¹ 陈一健¹ 徐静如¹ 张柳新² 吴剑锋³ 孙凌云⁴

1 浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023

2 联想研究院 北京 100085

3 浙江工业大学工业设计研究院 杭州 310023

4 浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室 杭州 310027

摘要 为了提高基于眼电的眼动方向的识别准确性,文中利用包含眼电伪迹的脑电信号,提出了一种新的眼动方向分类方法。首先,在 10-20 国际标准导联配置下,通过脑电仪采集靠近人脑额叶处的 AF7,F7,FT7,T7,AF8,F8,FT8,T8 这 8 个通道的脑电信号;然后,通过基线移除、归一化、最小二乘法降噪等进行数据预处理;最后,采用支持向量机的方法进行眼动方向的多次二分类,并使用投票策略实现眼动方向的四分类识别。实验结果表明,所提方法进行眼动方向分类时,在上、下、左、右 4 个方向上的分类率分别达到了 78.47%,72.22%,84.03%,79.86%,平均分类率达到了 78.65%。与已有的分类方法相比,所提方法的分类准确率更高,分类算法的实现过程更简单,这进一步验证了利用脑电信号识别眼动方向的可行性和有效性。

关键词: 脑机接口;脑电;眼动跟踪;眼电;人机交互

中图分类号 TP311

Approach to Classification of Eye Movement Directions Based on EEG Signal

CHENG Shi-wei¹, CHEN Yi-jian¹, XU Jing-ru¹, ZHANG Liu-xin², WU Jian-feng³ and SUN Ling-yun⁴

1 School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

2 Lenovo Research, Beijing 100085, China

3 Institute of Industrial Design, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

4 State Key Lab of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

Abstract In order to improve the accuracy of eye movement directions identification based on electro-oculogram (EOG) signals, this paper utilized the electrooculogram (EEG) signals containing EOG artifacts and proposed a new approach to classify eye movement directions. Firstly, EEG signals from the 8 channels in the frontal lobe of the human brain are collected, and EEG data pre-processing is made, including data normalization and least squares based denoising. Then support vector machine based method is applied to perform multiple binary-classification, and finally voting strategy is used to solve four-classification problems, thus achieving eye movement directions identification. The experiment results show when using the approach of this paper to classify eye movement directions, the classification accuracy rates in the upper, lower, left and right directions are 78.47%, 72.22%, 84.03%, 79.86% respectively, and the average classification accuracy rates reach 78.65%. In addition, compared with the existed classification methods, the classification accuracy rate of this paper is higher, and the classification algorithm is simpler. It is validated the feasibility and effectiveness of using EEG signals to identify eye movement directions.

Keywords Brain-computer interface, Electroencephalogram, Eye tracking, Electro-oculogram, Human-computer interaction

随着脑科学研究的深入,研究人员基于脑电(Electroencephalogram, EEG)信号来实现人脑与外部计算机等设备之间的通信,从而建立脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)。脑机接口可以应用于肌萎缩侧索硬化(Amyotrophic

Lateral Sclerosis, ALS)或其他类似病的治疗和病人的康复训练,并提高他们的生活质量^[1]。此外,脑电信号也可以用于生理和心理行为的检测与分析,例如眼动行为的分类分析^[2]。

对于脑电信号的分类问题,研究人员提出了不同的算法。

到稿日期:2019-04-26 返修日期:2019-07-12 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家重点研发计划课题(2016YFB1001403);国家自然科学基金(61772468,61672451)

This work was supported by the National Key Research & Development Program of China (2016YFB1001403) and National Natural Science Foundation of China (61772468,61672451).

通信作者:程时伟(swc@zjut.edu.cn)

这些算法通过监测脑电活动来获取运动想象(Motor Imagery, MI)和稳态视觉诱发电位(Steady-State Visual Evoked Potentials, SSVEP)等脑电信号,并对其进行分类。然而,这些算法往往逻辑复杂,分类效果也有待提高。例如, Bai 等^[3]使用 C3, C4, Cz 等附近的 18 个通道脑电信号进行运动想象的四分类研究,但分类精度只能达到 85%~90%。Wang 等^[4]设计的四分类运动想象任务使用了 64 个通道的脑电信号,但平均分类率只有 70%左右。另一方面,一些患者的肢体运动能力虽然欠缺,但眼球运动能力比较健全,因此可以利用眼球运动帮助这些患者与周围的环境和设备进行交互。例如, Barea 等^[5]利用眼电(Electro-oculogram, EOG)信号判断眼动方向,进而控制轮椅的前进方向。基于 EOG 的方法虽然简单易用,但是该方法需要在用户眼睛周围粘贴电极,会引起用户的不适;而且该方法一般需要大幅度(例如眼球转动前后的方向夹角为 30°)的眼球运动才能保证所采集的眼电数据具有较好的精度,长时间的大幅度眼球运动会令用户产生疲劳,交互效果和用户体验都会显著降低。

与此同时,原始脑电信号通常会包含相关的眼电信号成分。例如,眼电伪迹是在脑电信号采集时,由眼睛运动和眨眼等引起的眼电信号^[6]。目前,为了便于处理和分析脑电信号,通常会将眼电伪迹作为一种噪声信号去除^[7]。但是,相比传统眼电检测设备获取的眼电信号而言,脑电信号中的眼电伪迹数据精度更高,稳定性更好,因此,也有研究人员利用脑电信号中的眼电伪迹来分析眼动行为,开发相应的交互应用。例如, Plöchl 等^[8]发现眼睛向不同方向扫视时产生的脑电信号存在差异; Dimigen 等^[9]利用脑电信号分析用户阅读时的视线搜索行为; Gomez-Gil 等^[10]利用便携式脑电仪 Emotiv¹⁾采集到的眼电信号控制拖拉机的转向; Yagi^[11]开发了基于眼电的交互系统,即 EOG Pointer 和 EOG Switch,用于帮助 ALS 患者利用眼动发送信号呼叫护士; Ai 等^[12]研究了眼球运动时眼电伪迹在脑电图中的分布和变化规律; Robert 等^[13]分析了 EOG 数据,并使用 SVR 算法来估计单词的阅读数量; Lee 等^[14]利用 EOG 信号对触摸面部的不同手势进行分类; Belkacem 等^[15]利用脑电中的眼电信号研究眼动方向的四分类问题,并基于阈值法对眼动方向进行分类判断,其对上、下、左、右 4 个方向的分类率分别为 50.67%, 59.22%, 68.11%, 71.33%, 平均分类率只有 62.33%, 分类效果还有待提高。

因此,本文利用包含眼电伪迹的脑电信号代替直接用眼电极采集的眼电信号,并提出了一种新的基于支持向量机的分类算法。该算法提高了眼动方向的分类准确率,为相应的脑机交互应用提供了支持。

1 基于脑电信号的眼动方向分类

本文提出的基于脑电信号的眼动方向分类方法(见图 1)主要包括两个步骤:1)对脑电信号进行归一化和降噪等预处理;2)基于支持向量机进行分类。

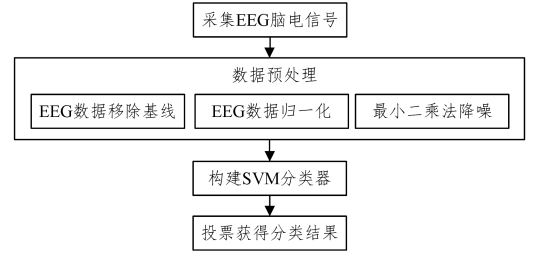


图 1 基于脑电信号的眼动方向分类方法的流程图

Fig. 1 Flowchart of eye movement direction classification algorithm based on EEG signals

1.1 脑电信号的预处理

首先,从时域信号中提取有效的脑电信号,即在含有眼电伪迹的原始脑电信号中选择包含眼动行为的时间窗口,并获取其中的脑电数据。每个通道(即来自相应电极)的脑电信号可表示为:

$$S(m, n) = [s(m, 1), s(m, 2), \dots, s(m, n-1), s(m, n)] \quad (1)$$

其中, S 是脑电信号, m 是脑电通道的序号, n 是离散时间序列中的第 n 个时间单位, $s(m, n)$ 表示第 m 个通道在第 n 个时间单位的脑电信号的幅度值。

其次,使用式(2)和式(3)移除基线。

$$X_i = (S_i - \mu(S)) \quad (2)$$

$$\begin{cases} S_i = s(m, i), i = 1, \dots, n \\ \mu(S) = \sum_{i=1}^n \frac{S_i}{n} \end{cases} \quad (3)$$

其中, X_i 为各通道信号移除基线后的值, S_i 为各通道信号的原始值, $\mu(S)$ 为各通道信号的平均值。

然后,对移除基线后的 EEG 数据进行归一化。为了保持 EEG 数据的极性(正负号)特征,本文提出了以下公式进行归一化:

$$X_{\text{normalized}} = \frac{2(X_i - X_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}} - 1 \quad (4)$$

其中, $X_{\text{normalized}}$ 为归一化之后的数值; $X_{\max}$ 为归一化之前脑电信号 X_i 绝对值的最大值,即 $+\text{Max}(\text{abs}(X_i))$; $X_{\min}$ 为 X_i 绝对值最大值的负值,即 $-\text{Max}(\text{abs}(X_i))$ 。将 $X_{\min}$ 和 $X_{\max}$ 代入式(4)得到:

$$X_{\text{normalized}} = \frac{X_i}{\text{Max}(\text{abs}(X_i))} \quad (5)$$

最后,利用最小二乘法进行降噪。因为脸部的肌肉活动很容易产生肌电信号等干扰信号,导致 EEG 数据中包含噪声数据,所以使用最小二乘法消除噪声数据,平滑脑电信号。最小二乘法通过最小化误差的平方和来寻找数据的最佳匹配函数。最小二乘法的多项式拟合的具体描述如下:

对于给定的一组数据 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, n$, 求 k ($k < n$) 阶多项式 $y = P(x)$, 使它的总误差 Q 最小。

$$P(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_kx^k = \sum_{j=0}^k a_jx^j \quad (6)$$

$$Q = \sum_{i=0}^n \left(\sum_{j=0}^k a_jx_i^j - y_i \right)^2 \quad (7)$$

Q 可以视作关于 a_j ($j = 0, 1, 2, \dots, k$) 的多元函数,故上述问题可归结为多元函数的极值问题。

¹⁾ <https://www.emotiv.com/>

$$\frac{\partial Q}{\partial a_p} = 2 \sum_{i=0}^n (\sum_{j=0}^k a_j x_i^j - y_i) x_i^p = 0 (p=0,1,2,\cdots,k) \tag{8}$$

由式(8)解得 a_j , 得到拟合多项式 $P(x)$ 。

1.2 基于支持向量机的分类

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)采用非线性核函数将数据输入一个高维特征空间,使数据更容易分离,并通过迭代学习在高维特征空间中构造最优超平面^[16]。SVM在解决小样本、非线性及高维模式识别问题时表现出了优势。对于非线性问题,可以通过非线性变换将其转化为另一个空间中的线性问题,再构造线性分类器。而 SVM 用于分类判别时,只需要比较高维空间超平面边缘点与新样本点的乘积差别即可^[17]。此外,核函数可以通过低维空间样本向量的内积来代替经过映射后的高维空间样本向量的内积,因此不必知道具体的映射函数和映射后的空间情况,只需要在本空间内用核函数计算结果即可。相应的最优决策函数为^[18]:

$$y = \text{sign}(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x) + b) \tag{9}$$

其中, N 为支持向量的个数, b 为分类的阈值, $K(x_i, x)$ 为核函数, (x_i, y_i) 为对应的样本数据, α_i 是拉格朗日乘子。本文的 $K(x_i, x)$ 核函数是径向基核函数(Radial Basis Function, RBF),数可以将非线性数据映射到一个高维空间,是 SVM 中常用的核函数。该函数具有参数少,模型复杂度低,以及对样本规模无要求的优点。

支持向量机主要用于二分类问题,而对于眼动方向的四分类问题,本文采用两两配对的方式构建了 6 个 SVM 分类器。具体方法如下:令 A, B, C, D 代表眼动上、下、左、右 4 个方向的类别,通过两两配对,构建 6 个分类器(分别命名为 AB, AC, AD, BC, BD, CD),数据分别经过这 6 个分类器时,得到 6 个分类结果。然后采取投票策略,令初始票数 $f(A) = f(B) = f(C) = f(D) = 0$,当数据通过 AB 分类器时,如果分类结果是 A ,则 A 得 1 票, $f(A) = f(A) + 1$; 否则 B 得 1 票, $f(B) = f(B) + 1$ 。按照此规则,通过其他各分类器进行分类,最后将 $f(A), f(B), f(C), f(D)$ 这 4 个值中最大的一个值作为最终分类结果,即 A, B, C, D 中得票数最多的类为最终的分

2 脑电实验与数据处理

2.1 实验设计

使用 Biosemi(www. biosemi. com)脑电仪,采用基于 10-20 国际标准导联的电极帽采集 64 通道脑电信号,采样频率为 2048 Hz。实验中,招募了 4 名被试者,平均年龄为 24 岁,所有被试者的视力报告显示正常或矫正到正常视力。每人进行 4 组实验,每一组实验进行 40 次(上、下、左、右共 4 个方向,每个方向 10 次)。如图 2 所示,被试者坐在显示器前,眼睛到显示器屏幕的水平距离为 80 cm。

如图 3 所示,采用文献[10]中的实验范式,屏幕中心有一个小球,小球会随机向上、下、左、右 4 个方向运动,被试者一直注视屏幕中随机运动的小球。小球每次的运动距离为 9 cm(视角约为 7°)。每一个实验的过程如下:首先,小球在屏幕中心停留 1 s;然后,小球随机向 4 个方向之一匀速运动,运动过程持续 1 s;最后,小球回到屏幕中心停留 1 s。整个实验过程持续 3 s。实验中要求被试者尽量在小球运动时不眨眼,小球

在屏幕中心停留时为休息时间,用户可眨眼。实验程序采用 e-prime(www. pstnet. com)编写,小球向不同方向运动时会向脑电仪发送标记信号,以确保眼动行为与采集到的脑电信号在时间上保持同步,从而采集到更精确的数据。

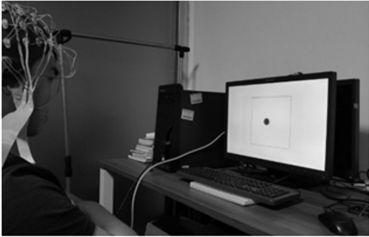


图 2 实验场景和设备

Fig. 2 Scenario and equipment of experiment

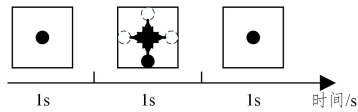


图 3 实验范式的时序模式

Fig. 3 Timing schema of experiment paradigm

2.2 实验数据的处理

由于脑电数据量过大,首先需要进行降频处理,即将采样频率为 2048 Hz 的脑电信号降频至 256 Hz。此外,由于大脑额叶处 AF7, F7, FT7, T7, AF8, F8, FT8, T8 通道与眼睛的距离较近,且这些通道的 EEG 数据与眼球运动方向有一定关联^[15],因此取这 8 个通道的 EEG 数据进行分析。如图 4 所示,椭圆圈出的即为本文所用到的 8 个通道。

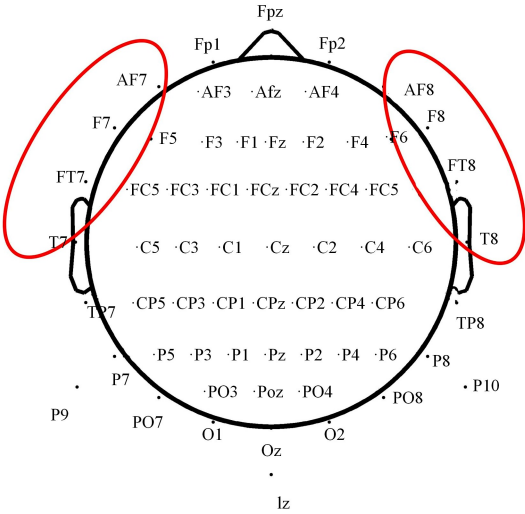


图 4 基于 10-20 国际标准导联的 64 通道分布示意图

Fig. 4 64-channel distribution diagram based on international standardized 10-20 system

预处理过程如第 1.1 节所述,选取小球移动时的 1 s 时间窗口,获得每个通道相应的有效数据(每个通道信号含 256 个值)。将 AF7, F7, FT7, T7, AF8, F8, FT8, T8 这 8 个通道的数据按照式(2)和式(5)进行归一化和基线移除处理,并采用 10 阶(即式(6)中阶数 $k=10$)最小二乘多项式来消除噪声,从而实现信号的平滑。由式(6)和式(8)拟合多项式 $P(x)$,得到拟合曲线,如图 5 所示。其中,红色实线为 AF7, F7, FT7, T7 通道的脑电信号;黑色虚线为 AF8, F8,

FT8,T8 通道的脑电信号。

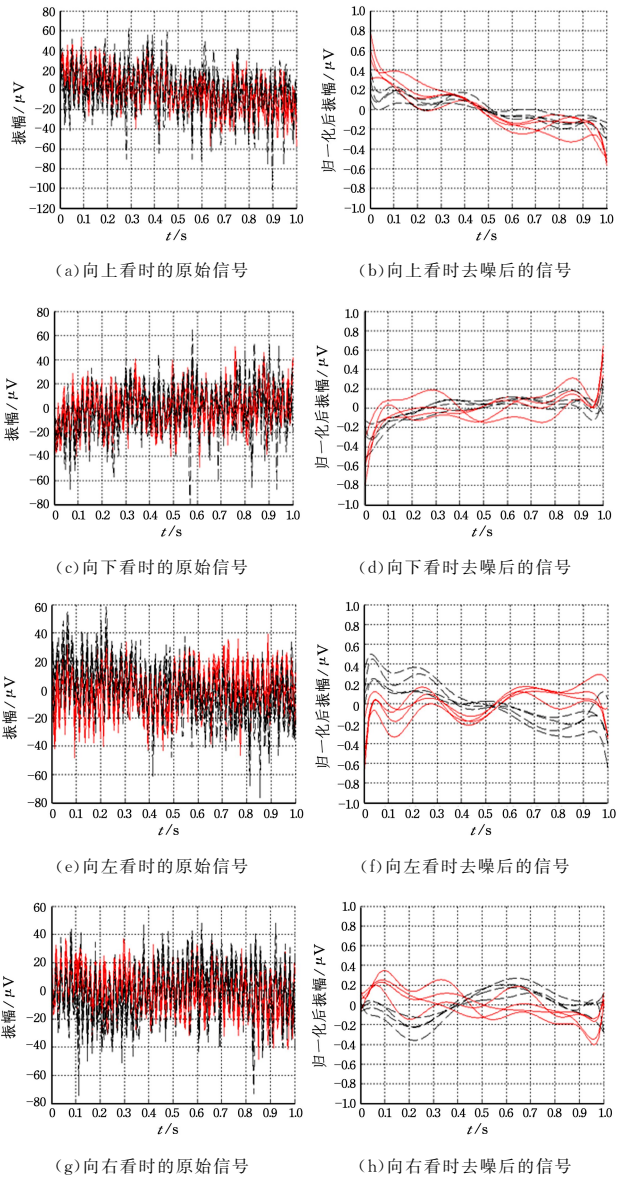


图5 8个通道脑电信号去噪前后的对比示例(电子版为彩色)
Fig.5 Example of 8 channel EEG signals before and after denoising

图5中8个通道脑电信号的变化模式主要包括:图5(b)中眼睛向上看时,前额的这8个通道幅值有下降的趋势;图5(d)中眼睛向下看时,8个通道的幅值变化与向上看时相反,呈上升趋势;图5(f)和图5(h)中眼睛分别向左和向右看时,前额左侧的4个通道AF7,F7,FT7,T7和前额右侧的4个通道AF8,F8,FT8,T8的电势表现出了不同的极性,且前额两侧脑电的电压差出现了类似水平眼电的变化趋势。

接着,使用SVM将预处理后的数据分类。共4名被试者参与实验,每名被试者采集到4组数据,分别对每名被试者的数据进行分析 and 分类,并选取70%的样本作为训练集。每名被试者完成了 $4\times40=160$ 次实验,从中抽样出了 $4\times40\times70\%=112$ 次作为训练集,其余为测试集。训练集抽样方法为:总共4组实验,每组40个,上、下、左、右每个方向10个。每组选择28个作为训练集,上、下、左、右各7个。将训练集用于训练后得到SVM分类器,并用此分类器对测试集进行分类,从而得到分类结果。

3 实验结果和分析

3.1 分类结果

通过分类率对分类结果进行分析。分类率的计算公式为:

分类率(%)=[$N_T/(N_T+N_N)$] $\times100\%$ (10)

其中, N_T 表示分类正确的实验个数, N_N 表示分类错误的实验个数。

为了分析1s时间内不同时段的眼动分类精度,每次取预处理后1s数据中的200ms进行分段分析,即取0~200ms,100~300ms,200~400ms,300~500ms,⋯,800~1000ms。针对被试者 S_1-S_4 ,分类率的结果如图6所示,可以看出眼动开始时的前400ms分类率较高,其中100~300ms最高,分类率整体呈现高一低一高的变化趋势。实验结果说明小球刚开始运动时,视觉刺激大,人眼运动显著,被试者的脑电变化也随之显著;随后,小球保持平稳运动,视觉刺激减小,脑电与眼动之间的关联性不显著,分类率降低;小球运动接近结束时,视觉刺激再度增强,人眼运动和相应的脑电变化再度显著,分类率也得到提升。

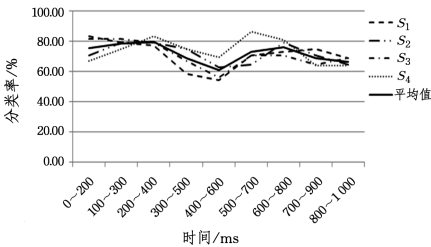


图6 不同时间窗口内的分类率
Fig.6 Classification rates for different periods of time

100~300ms时间窗口内眼动各方向的分类率如表1所列。

表1 100~300ms时间窗口内的分类率
Table 1 Classification rates of 100~300ms time period
(单位:%)

被试者	向上的 分类率	向下的 分类率	向左的 分类率	向右的 分类率	平均 分类率
S_1	91.67	66.67	83.33	75.00	79.17
S_2	91.67	58.33	83.33	83.33	79.17
S_3	75.00	75.00	91.67	83.33	81.25
S_4	55.56	88.89	77.78	77.78	75.00
平均值± 标准差	78.47± 14.88	72.22± 11.28	84.03± 4.96	79.86± 3.61	78.65± 2.27

从表1可以看出,本文方法的平均分类率为78.65%,其中被试者 S_3 的分类率最高,可以达到81.25%;被试者 S_4 的分类率较低,原因是实验中所用脑电设备的个别电极出现了短暂松动,影响了数据获取和计算精度。总体上看,向左和向右比向上和向下的平均分类效果好,其原因是选用的脑电极排列方式是在额叶附近以水平方向一字排开,对左、右方向的眼动识别会更敏感。

3.2 眼电伪迹对脑电的影响

为了验证眼电伪迹对脑电信号识别眼动方向的影响,本文使用独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)方法去除原始脑电信号中的眼电伪迹,再使用SVM方

法对 EEG 数据进行分类。

8 个通道去除眼电伪迹前后的脑电信号对比示例如图 7 所示。其中,红色实线为 AF7,F7,FT7,T7 通道脑电信号;黑色虚线为 AF8,F8,FT8,T8 通道脑电信号。

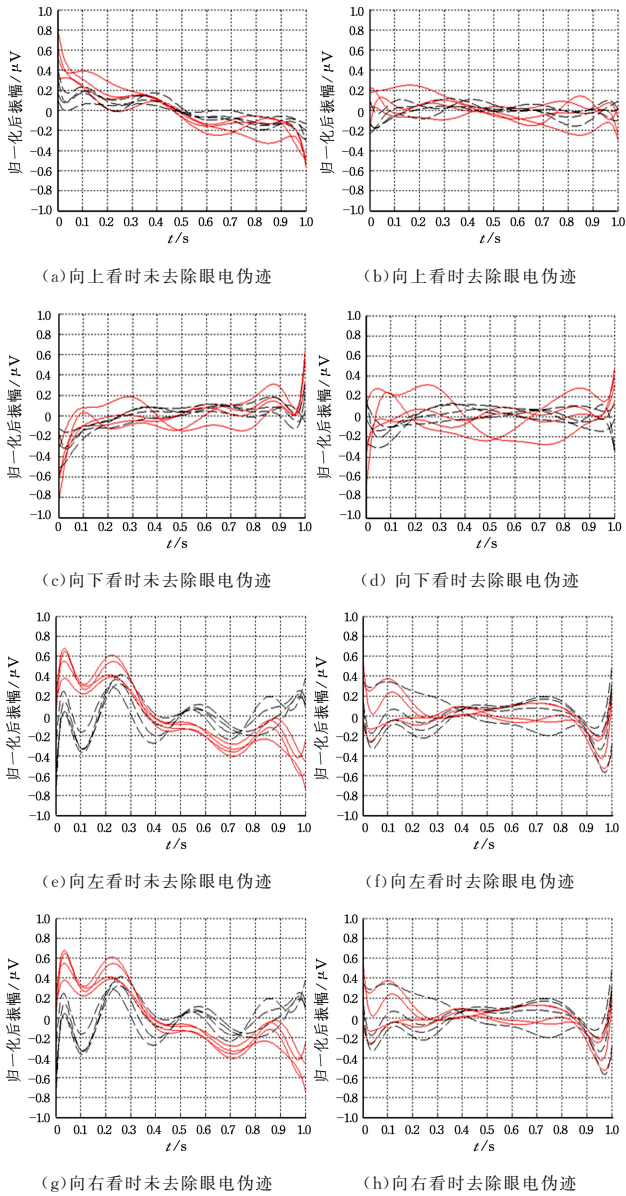


图 7 8 个通道去除眼电伪迹前后的脑电信号对比示例
(电子版为彩色)

Fig. 7 Example of 8 channel EEG signals before and after removing EOG artifacts

去除眼电伪迹后,脑电信号特征已经不明显,具体表现为:图 7(b)、图 7(d)、图 7(f)和图 7(h)相比图 7(a)、图 7(c)、图 7(e)和图 7(g),脑电信号已经没有了明显的上升和下降趋势;图 7(f)和图 7(h)相比图 7(e)和图 7(g),脑电信号左、右侧电极的极性变化也不复存在。

对 100~300ms 时间窗口中的数据进行分类,去除眼电伪迹后的分类率结果如表 2 所列。与去除眼电伪迹前的分类率结果(见表 1)相比,平均分类率降低了 9.2%,只有 69.44%,表明使用去除眼电伪迹的脑电信号识别眼球运动方向的准确率降低。以上结果表明,眼电伪迹对于识别眼球运

动有一定的辅助作用,利用包含眼电伪迹的脑电信号可以有效提高眼动方向的识别分类率。

表 2 去除眼电伪迹后 100~300ms 时间窗口的分类率
Table 2 Classification rates of 100~300ms time after removing EOG artifacts

被试者	(单位:%)				
	向上的 分类率	向下的 分类率	向左的 分类率	向右的 分类率	平均 分类率
S ₁	83.33	75.00	83.33	66.67	77.08
S ₂	58.33	50.00	75.00	58.33	60.42
S ₃	50.00	66.67	100.00	100.00	79.17
S ₄	55.56	66.67	66.67	55.56	61.11
平均值± 标准差	61.80± 12.78	64.58± 9.08	81.25± 12.33	70.14± 17.72	69.44± 8.72

被试者 S₂ 和 S₄ 去除眼电伪迹后的分类率分别下降了 14.64% 和 18.75%,而被试者 S₁ 和 S₃ 的分类率却只下降了 2% 左右,说明眼球运动对脑电信号的影响也存在较大的个体差异性。该结果可能与被试用户在实验时对实验对象的关注度有关,由于 S₁ 和 S₃ 对小球的关注度高,小球运动时对脑电的影响大,去除眼电伪迹信号后,脑电信号也能达到较好的分类效果;而 S₂ 和 S₄ 对小球的关注度较低,脑电活动不活跃,进行分类时的特征基本由眼电伪迹信号决定,因此导致去除眼电轨迹信号后的分类率下降较多。

3.3 与其他分类方法的对比

为了进一步验证本文方法的有效性和先进性,将其与基于 CSP 滤波^[19]、基于阈值等分类方法的分类率进行对比和分析。

(1) 与基于 CSP 滤波方法的对比

共空间模式(Common Spatial Patterns,CSP)是一种针对两任务条件下的脑电信号进行处理的方法,其目的是找到一个空间滤波器,使两类不同信号经过该空间滤波器滤波后,其中一类得到的方差最大,而另一类得到的方差最小,使得两类别之间的差异最大化^[20],从而使分类效果更好。它的基本原理是:同时对两个协方差矩阵进行对角化;应用主成分分析和空域子空间分析提取两种任务的空间成分;根据所提取到的空间成分构建各自的空域滤波器,使得两类别之间的差异最大化,从而完成两类信号的特征提取和分离。

由于 CSP 多用于二分类处理,对于多分类任务,势必造成分类率下降,因此采用“一对多”的 CSP 算法。首先将所有类别分为两个子类别,再将子类别进一步划分为两个次级子类别,如此循环,就将原有的多分类问题划分为了一系列二分类问题。对于大于两类的多分类问题,需要构建相应数目的多个空间滤波器。由于本文针对的是四分类问题,因此需要构建 4 个滤波器 W₁,W₂,W₃ 和 W₄。当脑电信号 E 分别经过这 4 个空间滤波器映射后,得到 4 个新的信号 Z₁=E*W₁,Z₂=E*W₂,Z₃=E*W₃ 和 Z₄=E*W₄^[21]。为了使特征更加明显,将得到的新信号 Z_i 做差处理,得到最终的特征向量 f_{new}=[Z₁-Z₂,Z₁-Z₃,Z₁-Z₄,Z₂-Z₃,Z₂-Z₄,Z₃-Z₄]^[22],以此来构建 SVM 分类器。

表 3 列出了使用 CSP 方法滤波前后,100~300 ms 时间段的分类率。可见,使用 CSP 方法滤波后的分类效果并不理

想,其分类率比未使用 CSP 滤波的分类率还降低了 10%~25%,说明 CSP 方法虽然广泛用于脑电信号的特征提取和二分 类应用,但不适用于本文的四分类情况。

表 3 是否使用 CSP 滤波的分类率对比

Table 3 Classification rates with and without CSP filters
(单位:%)

被 试 者	使用 CSP 滤波后 的分类率	未使用 CSP 滤波 的分类率
S ₁	70.83	79.17
S ₂	58.33	79.17
S ₃	68.75	81.25
S ₄	50.00	75.00

(2)与基于阈值分类方法的对比

采用简单阈值法进行分类^[15],并计算用于平滑信号的典型值 X_{new} 和 Y 。

$$X_{\text{new}}=X(n,AF_7)-X(n,AF_8)+X(n,F_7)-X(n,F_8)+X(n,FT_7)-X(n,FT_8)+X(n,T_7)-X(n,T_8)$$

(11)

$$Y=\sum_{m=1}^8X(n,m)$$

(12)

式(11)表明, X_{new} 由前额左边通道(AF7,F7,FT7,T7)之和与右边通道(AF8,F8,FT8,T8)之和相减得到,它可以最大化左、右、向上或向下 3 个类之间的差别,但只使用 X_{new} 信号时很难区分上、下两个方向。为了区分上、下两个方向,计算典型值 Y ,它是 8 个通道数据的求和。根据 X_{new} 与 Y 值可求得 $D=\text{Trapz}(X_{\text{new}})$ 和 $DD=\text{Trapz}(Y)$ (Trapz 函数用于梯形法求积分),当 $D>T_1$ 时,判断为向右看;当 $D<T_2$ 时,判断为向左看;当 $T_1<D<T_2$ 且 $DD>0$ 时,判断为向上看;当 $T_1<D<T_2$ 且 $DD<0$ 时,判断为向下看。这里的 T_1 和 T_2 为预设阈值,每个被试用户可以使用特定的阈值,本文根据经验取 $T_1=15,T_2=-15$ 。利用阈值法得到的分类率如表 4 所列。

表 4 阈值法的分类率

Table 4 Classification rates of threshold based method
(单位:%)

被 试 者	向上的 分类率	向下的 分类率	向左的 分类率	向右的 分类率	平均 分类率
S ₁	22.50	17.50	85.00	92.50	54.38
S ₂	15.00	22.50	82.50	82.50	50.63
S ₃	45.00	10.00	95.00	95.00	61.25
S ₄	20.00	10.00	90.00	90.00	52.50
平均值± 标准差	25.63± 11.51	15.00± 5.30	88.13± 4.80	90.00± 4.68	54.69 ±4.01

从表 4 中可明显看出,阈值法在左、右两个方向上的分类效果较好,但在上、下两个方向基本不能实现有效识别。

进一步,将 CSP 滤波方法、阈值法和本文方法进行对比,比较被试者 S_1-S_4 的平均分类率,如表 5 所列。

表 5 不同方法的分类率结果比较

Table 5 Classification rates comparison with different methods
(单位:%)

分类方法	向上的 分类率	向下的 分类率	向左的 分类率	向右的 分类率	平均 分类率
本文方法	78.47	72.22	84.03	79.86	78.65
CSP 滤波法	70.83	58.33	68.75	50.00	61.98
阈值法	25.63	15.00	88.13	90.00	54.69

由表 5 可知,本文方法在上、下两个方向上的平均分类率最高,分别为 78.47%和 72.22%,比其他两种方法更有效;此外,从整体 4 个方向上的平均分类率来看,本文方法的平均分类率可达到 78.65%,同样优于其他两种方法。

3.4 讨论

目前眼动方向识别方法主要包括两类:基于视频图像识别和基于眼电识别^[23]。将本文方法与这些已有方法进行综合比较,结果如表 6 所列。可见,基于视频图像的方法通常会受到头部运动以及环境光照的影响,因此跟踪精度和稳定性较低;而基于眼电的方法也会由于电极粘贴对用户造成一定的不适,并且需要用户进行大视角的眼动才能有效采集数据,因此易使用户产生疲劳;相比之下,本文方法除了数据采集过程稍显复杂之外,分类精度和稳定性都较高,综合性能较好。

表 6 眼动方向识别方法的对比

Table 6 Comparison of eye movement directions identification methods

方法	舒适性	噪声源	精确度	局限性
基于视频	穿戴式眼动仪舒适性较低,桌面式眼动仪舒适性较高	身体和头部运动、环境光照等	较高	头部要保持固定,数据稳定性低
基于眼电	电极贴在眼睛附近,舒适性较低	身体和头部运动导致电极松动,面部肌肉产生的肌电	一般	需要大视角的眼动
基于脑电 (本文方法)	穿戴式,舒适性稍高,不需要在眼部放置电极	电极松动,环境电磁干扰	较高	数据采集过程较复杂

此外,在以后的应用推广中,可以将脑电采集设备设计成类似耳机的形状,如 Emotiv,以有效避免脑电极粘贴对用户造成的不适,进一步满足实际应用需求,从而积极推动实用脑机交互应用系统的研发。

结束语 本文基于脑电信号对眼球运动方向进行识别,采集靠近额叶处包含眼电伪迹的 8 个通道的脑电信号,然后通过最小二乘法消除噪声数据,进而采用支持向量机方法进行眼动方向分类。结果表明,当眼动视角为 7°时,4 个方向的平均分类率达到 78.65%,证明了脑电信号对识别眼动方向的有效性。

利用本文方法可以帮助运动障碍等用户控制电动轮椅、智能汽车等代步交通工具的方向。未来,将进一步考虑眨眼、非自主眼动等噪声数据对分类结果的影响,以及对眼球非运动状态的识别,使本文方法更具鲁棒性和实用性。此外,还将设计相关算法直接对眼电伪迹信号进行提取和识别,并减少数据采集所需的电极数目,进一步提高实际应用的可行性和便捷性。

参 考 文 献

[1] SCHALK G, MCFARLAND D J, HINTERBERGER T, et al. BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(6): 1034-1043.

[2] BELKACEM A N, SHIN D, KAMBARA H, et al. Online classification algorithm for eye-movement-based communication sys-

- tems using two temporal EEG sensors[J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2015, 16: 40-47.
- [3] BAI X, WANG X, ZHENG S, et al. The offline feature extraction of four-class motor imagery EEG based on ICA and Wavelet-CSP[C]// *Proceeding of the 33rd Chinese Control Conference (CCC)*. Nanjing: IEEE, 2014: 7189-7194.
 - [4] WANG L, WU X P, GAO X P. Analysis and classification of four-class motor imagery EEG data[J]. *Computer Technology and Development*, 2008, 18(10): 23-26.
 - [5] BAREA R, BOQUETE L, MAZO M, et al. Wheelchair guidance strategies using EOG [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2002, 34(3): 279-299.
 - [6] FATOURECHI M, BASHASHATI A, WARD R K, et al. EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems: A survey [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2007, 118(3): 480-494.
 - [7] KUMAR B K, PRASAD K, ALEKHIA D. Performance comparison of various thresholding techniques on the removal of ocular artifacts in The EEG signals[C]// *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*. Coimbatore: IEEE, 2016: 1-5.
 - [8] PLÖCHL M, OSSANDMÓN J P, KÖNIG P. Combining EEG and eye tracking: identification, characterization, and correction of eye movement artifacts in electroencephalographic data [J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2012, 6: 278.
 - [9] DIMIGEN O, SOMMER W, HOHLFELD A, et al. Coregistration of eye movements and EEG in natural reading: analyses and review [J]. *Journal of Experimental Psychology: General*, 2011, 140(4): 552.
 - [10] GOMEZ-GIL J, SAN-JOSE-GONZALEZ I, NICOLAS-ALONSO L F, et al. Steering a tractor by means of an EMG-based human-machine interface [J]. *Sensors*, 2011, 11(7): 7110-7126.
 - [11] YAGI T. Eye-gaze interfaces using electro-oculography (EOG) [C]// *The 2010 Workshop on Eye Gaze in Intelligent Human Machine Interaction*. Hong Kong: ACM, 2010: 28-32.
 - [12] AI G, SATO N, SINGH B, et al. Direction and viewing area-sensitive influence of EOG artifacts revealed in the EEG topographic pattern analysis [J]. *Cogn Neurodyn*, 2016, 10(4): 301-314.
 - [13] ROBERT H, KISE K, AUGEREAU O. Real-time wordometer demonstration using commercial EoG glasses[C]// *Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*. ACM, 2017: 277-280.
 - [14] LEE J, YEO H S, STARNER T, et al. Automated Data Gathering and Training Tool for Personalized Itchy Nose[C]// *Proceedings of the 9th Augmented Human International Conference*. ACM, 2018: 1-3.
 - [15] BELKACEM A N, HIROSE H, YOSHIMURA N, et al. Classification of four eye directions from EEG signals for eye-movement-based communication systems [J]. *Journal of Medical & Biological Engineering*, 2014, 34(6): 581-588.
 - [16] VAPNIK V N, VAPNIK V. *Statistical learning theory* [M]. New York: Wiley, 1998.
 - [17] SOMAN S. Learning from low training data using classifiers with derivative constraints[C]// *Proceedings of the ACM India Joint International Conference on Data Science and Management of Data*. ACM, 2019: 86-93.
 - [18] ZHANG X G. *Introduction to statistical learning theory and support vector machines* [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 32-42.
 - [19] SUN H, ZHANG Y, GLUCKMAN B J, et al. Optimal-channel selection algorithms in mental tasks based brain-computer interface[C]// *Proceedings of the 2018 8th International Conference on Bioscience, Biochemistry and Bioinformatics*. New York: ACM, 2018: 118-123.
 - [20] RAMOSER H, MULLER-GERKING J, PFURTSCHELLER G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement [J]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, 8(4): 441-446.
 - [21] SU K, ROBBINS K A. Subject specific parameter selection for the EEG classifier using common spatial patterns[C]// *Proceedings of the 2012 ACM Research in Applied Computation Symposium*. New York: ACM, 2012: 68-69.
 - [22] ZHANG H, QIAO X Y. Research of fusion classification of EEG features for multi-Class motor imagery[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29(6): 802-807.
 - [23] KAI K, KATSUTOSHI M, UEMA Y, et al. How much do you read?: counting the number of words a user reads using electrooculography[C]// *Proceedings of the 6th Augmented Human International Conference*. New York: ACM, 2015: 125-128.



CHENG Shi-wei, born in 1981, Ph. D., professor, Ph. D supervisor, is senior member of China Computer Federation. His main research interests include human-computer interaction.