

基于 CSP 与 SVM 算法的警觉度脑电信号分类

董书琴, 谢 宏

(上海海事大学 信息工程学院, 上海 201306)

摘要: 疲劳驾驶是导致交通伤亡事故的重要原因之一, 因此采取相应的预防措施是很有必要的。针对两种不同程度的警觉度(清醒和睡眠), 采用公共空间模式 CSP(Common Spatial Pattern)算法对所采集到的脑电数据进行特征提取, 用基于径向基函数(RBF)的支持向量机(SVM)对提取的特征进行分类, 通过网格搜索法获得最优参数。与频带能量作为特征的已有方法相比, 该算法测试准确率较高, 能够达到较好的识别效果。

关键词: 脑电信号; 警觉度; 公共空间模式; 支持向量机

中图分类号: R318

文献标志码: A

文章编号: 1674-7720(2011)16-0082-03

Classification of EEG-based vigilance by using CSP and SVM algorithm

Dong Shuqin, Xie Hong

(Institute of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Fatigue driving is one of the main causes of traffic accidents. Thus, it is necessary to take some measures to prevent traffic accidents caused by Fatigue driving. In order to classify the two different degree of alertness of both wake and sleep, the method of CSP (Common Spatial Pattern) is used to extract the features of EEG data. Then, SVM model is used to train and predict the features, and through Net searching Algorithm the parameters are optimized. Compared with the power spectrum, this algorithm has higher accuracy and better effect.

Key words: EEG; vigilance; CSP; SVM

疲劳驾驶是造成交通事故的重要原因之一, 而疲劳又与人的警觉程度密切相关。因此, 对警觉度进行分析和评价, 并及时提醒驾驶员, 可以有效避免事故的发生, 对改善我国交通安全状况具有重要意义。

从上世纪 80 年代以来, 国内外对警觉度进行了很多研究。参考文献[1]采用眼睛闭合程度、闭合时间、眨眼频率、点头频率、人脸的朝向、人眼注视方向以及嘴的张开程度来估计警觉度。然而上述的特征需较长的时间才能给出一个稳定准确的结果, 并且易受外部环境的影响。相较而言 EEG 信号能更快更准确地反映大脑的活动, 并且有更高的时间分辨率。目前, 常用的基于 EEG 的警觉度特征提取方法有功率谱^[2-4]和小波变换^[5]。但是, 功率谱估计是盲相的, 只包含信号的幅度信息不包含相位信息, 所以在提取特征时有一定的局限性; 用小波变换提取脑电节律, 所提取的节律的通带信息不全, 边缘特性不好, 并且这两种方法都在空间特征提取上存在不足。目前对脑电特征提取的分类的方

法主要有线性判别分析^[7]、模糊神经网络^[8]以及支持向量机^[9]等。线性判别函数局限性很大; 神经网络的学习过程存在局部极小、推广能力差、容易出现过拟合等问题; SVM 是一种基于结构风险最小化准则的学习方法, 在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中有许多特有的优势, 其推广能力明显优于一些传统的学习方法。

公共空间模式 CSP(Common Spatial Pattern)^[6]是一种空间滤波方法, 能够抽取测试者特殊、有差别的脑部空间模型, 提取人的 EEG 的有效特征。本文通过 CSP 提取特征, 再结合支持向量机模型进行预测。与频带能量作为特征的已有方法进行比较, 本文算法测试准确率较高。

1 基于 CSP 与 SVM 的警觉模型

信号处理的基本框图如图 1 所示。

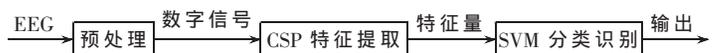


图 1 信号处理的基本框图

技术与方法 Technique and Method

1.1 预处理

对 EEG 信号进行 0.5 Hz~30 Hz 的带通滤波, 因为 δ 、 θ 、 α 、 β 波主要集中在该频段内。通过滤波可以有效地滤除工频干扰及肌电干扰。

1.2 公共空间模式滤波特征提取

设 $X=(x_1, x_2, \dots, x_p)^T$ 和 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_p)^T$ 为两个类的两个 p 维随机向量, $E(X)=0, E(Y)=0$, 其协方差矩阵分别为:

$$C_1=E(XX^T) \quad C_2=E(YY^T) \quad (1)$$

由于这两个矩阵都是正定矩阵, 所以存在矩阵 Q 满足:

$$\begin{cases} Q^T C_1 Q = \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \\ Q^T C_2 Q = I - \Lambda \quad (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0) \end{cases} \quad (2)$$

则特征值 λ_1 所对应的特征向量为 Q 的第一个列向量记为 q_1 , 特征值 λ_p 所对应的特征向量为 Q 的最后一个列向量, 记为 q_p 。令 $W=[q_1 \ q_p]$, 则 W 就是 CSP 矩阵。定义变换: $Z=W^T X$, 则单次实验经 CSP 处理可得属于类 1 的方差最小, 属于类 2 的方差最大。

为了更好地求解两分类问题, 可将投影后的信号 Z_p ($p=1, \dots, 2m$) 如下变化后作为脑电信号特征值。

$$f_p = \lg\left(\frac{\text{var}(Z_p)}{\sum_{i=1}^{2m} \text{var}(Z_i)}\right) \quad (3)$$

1.3 支持向量机分类

支持向量机是一类基于结构风险最小化原则的新型机器学习算法。其主要思想是利用核函数将输入向量映射到一个高维空间, 并在该空间内构造一个最优分类超平面逼近分类函数。对于两分类任务, 设 $(x_i, y_i): i=1, 2, \dots, N, x_i \in R^d$ 代表训练集合的特征向量, $y_i \in \{-1, 1\}$ 是其对应的类别, 则一般支持向量机模型为:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} Q(\alpha) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{S.T.} \quad &\sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0 \\ &0 \leq \alpha_i \leq C \quad (1 \leq i \leq N) \end{aligned} \quad (4)$$

与 $\alpha_i \neq 0$ 相对应的样本 x_i , 即在不灵敏区边界上或外面的样本, 称为支持向量。

在求得 α^* 后, 可得

$$b = y_j - \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j) \quad \forall j \in \{k: \alpha_k^* > 0\} \quad (5)$$

判别函数为:

$$y = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (6)$$

如果 $y \geq 0$, 则判定 x 属于类 1, 类别为 1; 如果 $y < 0$, 则判定 x 属于类 2, 类别为 -1。

式中, $K(x_i, x)$ 为核函数。核函数应满足 Mercer 定理, 选择不同的核函数可以构造不同的支持向量机分类器, 本文使用径向基核函数:

$$K(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|_2^2) \quad (7)$$

核参数 r 和误差惩罚因子 C 是影响 SVM 性能的主要参数。 r 的取值影响数据变换后在特征空间里的分布, 惩罚因子 C 则决定支持向量机的收敛速度及泛化能力。因此, 对 r 和 C 的选择很大程度上决定了脑电信号的识别率。

2 实验设计

2.1 实验平台

本实验采用奥地利公司的 g.tec 脑电信号采集设备, 记录驾驶员驾驶过程中的脑电波形。该设备属于便携式 EEG 放大器, 可以采集 16 导 EEG 数据。用 3D 驾驶学校软件模拟现实驾驶, 实验场景如图 2 所示。



图 2 实验时的场景

2.2 参数设置

为了确定哪个区域更能反映警觉度的特征, 本文参考在警觉度的研究中比较常见的电极安放位置。按照国际脑电图学会标定的 10~20 电极导联定位标准, 选择 FP1、FP2、F3、FZ、F4、C3、CZ、C4、P3、PZ、P4、O1、O2 通道的脑电数据作为实验数据(电极位置如图 3, 用正方形标注的为所选电极), 覆盖了大脑的额叶区、顶区、枕区和中央区的活动。采样率为 512 Hz、带通范围为 0.5 Hz~30 Hz。

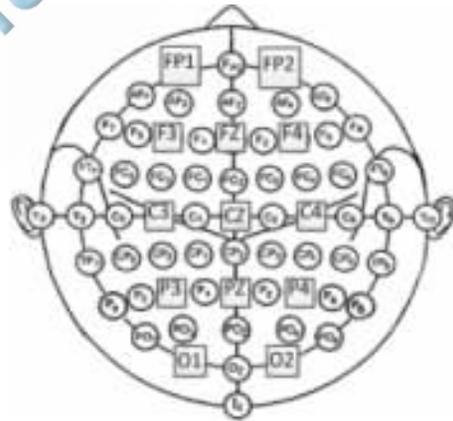


图 3 电极位置图

2.3 实验流程

整个试验在一个温度约 25 °C 的安静且窗帘防光性能较好的实验室中完成。受试者无任何影响睡眠的疾病, 试验前一天和试验当天, 受试者不能饮酒、喝茶和饮用咖啡。试验时间一般在午后 12:30 开始。

实验采用 3D 驾驶学校软件模拟现实驾驶, 根据显示器上显示的道路, 进行相应的按键操作调节行驶中车辆的方向。进行模拟驾驶实验前, 先将脑电电极放置在驾驶员头部的相应位置, 打开设备并测量各个电极的阻

技术与方法 Technique and Method

抗。本文实验要求阻抗值不超过 5 k Ω , 如果某个电极的阻抗超过 5 k Ω , 就要取下该电极重新涂导电膏直至阻抗达到要求。参数设好后开始进行模拟驾驶, 每个驾驶员连续驾驶 1 h。

3 实验结果

采用 CSP 对滤波后的脑电信号进行特征提取, 将训练特征归一化后作为输入样本, 用 SVM (采用 LIBSVM 工具包) 训练模型, 通过网格搜索法获得最佳参数 C 与 r , 得到最佳模型, 并用所得模型对测试样本进行分类。对相同的样本数据进行不同的通道组合, 都采用 CSP 与 SVM 结合的方法进行对比验证, 得到各个通道组合测试的准确度如表 1 所示。通过表 1 可以看出 O1 与 O2 的组合是最好的, 仅用这两个通道的数据就能较好地鉴别出人的警觉程度。

表 1 不同通道组合的分类准确率

所选通道组合	分类准确率/%
FP1, FP2	88.89
O1, O2	94.44
FP1, FP2, F3, FZ, F4	91.67
FP1, FP2, FZ, CZ	86.11
FP1, FP2, FZ, CZ, PZ, O1, O2	88.89
FP1, FP2, C3, C4, O1, O2	80.56
FZ, CZ, PZ, O1, O2	86.11
PZ, O1, O2	94.44
FZ, CZ, PZ	77.78
FP1, FP2, F3, FZ, F4, C3, CZ, C4, P3, PZ, P4, O1, O2	94.44

另一方面, 作为与本文方法的对比, 对 O1、O2 这两个通道的脑电数据采用频带能量为特征并用 SVM 分类^[12]。首先对这两个通道的 EEG 信号进行 0.5 Hz~30 Hz 的滤波, 然后利用快速傅里叶变换得到信号的频谱值, 再将其分成 4 个标准频段 δ (0.5 Hz~4 Hz), θ (4 Hz~8 Hz), α (8 Hz~13 Hz), β (13 Hz~30 Hz), 分别计算这 4 个频段的平均频谱能量以及其频谱能量的比值 $(\theta+\alpha)/(\alpha+\beta)$ 、 θ/β , 对这 6 个特征分别用 SVM 加以分类, 得到受试者测试集的分类结果如表 2 所示。由表 2 可以看出以 α 、 β 的频带能量为特征的分类精度更高, 表明了 α 、 β 在两种状态的转变中变化比较明显, 而且用 CSP 方法提取特征的效果更好, 证明了该方法相对于直接用频带能量预测有着一定的优势和可行性。

本文使用共同空间模式滤波提取脑电数据的特征, 结合支持向量机进行预测, 并利用网格搜索法选择合适的参数, 结果显示可以有效地鉴别出驾驶员的警觉状态, 这种方法比利用脑电的频带能量作为特征的方法有更好的泛化能力。同时本文还对采集通道的选择进行了研究, 分析实验结果得出用 O1 和 O2 这两个通道的数据进行特征提取和分类能较好地鉴别出人的警觉程度。但是由于实验是在实验室内模拟现实环境的条件下完成的, 而在现实驾驶中驾驶员还会受到更多因素的影响, 因此对于这两个通道是不是普遍有效, 有待于进一

表 2 对相同通道不同方法的分类准确率

方法	分类准确率/%
CSP+SVM	94.44
δ 的频带能量+SVM	83.33
θ 的频带能量+SVM	88.89
α 的频带能量+SVM	91.33
β 的频带能量+SVM	93.89
$(\theta+\alpha)/(\alpha+\beta)$ +SVM	83.33
θ/β +SVM	88.89

步的研究。本文只对两种状态的数据进行离线分析, 对中间状态没有给出合理的判据, 在今后的研究中将进一步改进算法, 使中间状态能有效地识别出来。

参考文献

- [1] Ji Qiang, Yang Xiaojie. Real-time eye, gaze and face pose tracking for monitoring driver vigilance[J]. Real-Time Imaging, 2002, 8(5): 357-377.
- [2] Chang Byung-Chan, Lim Jung-Eun. A study of classification of the level of sleepiness for the drowsy driving prevention[C], SICE Annual Conference, 2007, Kagawa University, Japan, 2007: 17-20.
- [3] 胡淑燕. 基于 EEG 频谱特征的驾驶员疲劳监测研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2010, 6(3): 90-94.
- [4] LIN C T, WU R C, IUNG T P, et al. Estimating driving performance based on eeg spectrum analysis[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2005: 3174.
- [5] Yu Hongbin, Lu Hongtao, Ouyang Tian, et al. Vigilance detection based on sparse representation of EEG[C]. 32nd Annual International Conference of the IEEE, EMBS, Buenos Aires, Argentina, August 31- September 4, 2010.
- [6] 于洪. 基于脑电信号的警觉度估计[D]. 上海: 上海交通大学, 2007.
- [7] LIANG S F, LIN C T, WU R C, et al. Monitoring driver's alertness based on the driving performance estimation and the eeg power spectrum analysis[J]. In Conference proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference, 2005, 6(9): 5738-5741.
- [8] LIN C T, CHUNG I F, KO L W, et al. Eeg-based assessment of driver cognitive responses in a dynamic virtual-reality driving environment[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2007, 54(7): 1349.
- [9] YEO M V M, LI X, SHEN K. Wilder-Smith, Can svm be used for automatic eeg detection of drowsiness during car driving[J]. Safety Science, 2009, 47(1): 115-124.
- [10] RAMOSER H, MULLER G J, PFURTSCHELLER G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement[J]. IEEE Transactions on Rehabilita-

tion Engineering, 2000, 8(4): 441-446.

- [11] 刘冲.基于 CSP 与 SVM 算法的运动想象脑电信号分类[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2010,31(8):1098-1101.
- [12] Cao Lei,Li Jie,Sun Yaoru. EEG-based vigilance analysis by using fisher score and PCA algorithm[C]. Progress in Informatics and Computing(PIC), 2010 IEEE International

Conference, 2010(1):175.

(收稿日期:2011-04-25)

作者简介:

谢宏,男,1962年生,博士,教授,主要研究方向:人工智能技术及其应用系统。

董书琴,女,1988年生,硕士研究生在读,主要研究方向:信号与信息处理。

