

基于 AR 模型和 SVM 的脑电信号分类

黄璐,李然,谷军

大连海洋大学信息工程学院,辽宁大连 116023

摘要 基于 P300 事件相关电位的脑机接口(BCI)系统中,有效的 P300 特征提取及分类是系统开展后续工作的关键。应用时间序列自回归(AR)模型及支持向量机(SVM)算法对脑电信号进行 P300 分类;对 10 导联脑电数据分别分段,并对每段建立 AR 模型;采用最小二乘法进行 AR 模型系数估计,由估计出的系数序列构成特征向量,送入 SVM 进行模式分类。实验针对 BCI Competition III dataset II 数据集进行了方法验证,提出的方法在 15 试次情况下识别正确率达 93.5%。实验及数据分析结果表明,应用 SVM 分类器对 AR 模型提取出的系数序列特征向量进行分类,具有较好的系统识别正确率,可为实现基于 P300 的 BCI 系统实际应用奠定理论和实验基础。

关键词 脑电信号;AR 模型;支持向量机

中图分类号 R318

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.35.003

EEG Signals Classification Based on AR Model and SVM Algorithm

HUANG Lu, LI Ran, GU Jun

College of Information Engineering, Dalian Ocean University, Dalian 116023, Liaoning Province, China

Abstract In P300 based brain-computer interface (BCI), the effective feature extraction and classification of P300 is the key to carry out the follow-up work. An electroencephalogram (EEG) classification method combining with autoregressive (AR) model and support vector machine (SVM) was proposed. For 10 channels EEG data, AR model was built up for each epoch. The estimation of AR coefficients was taken on using least square method and the estimated coefficient sequences constituted the feature vectors. SVM was used as classifier and dataset II of BCI Competition III was used to verify this method. The recognition accuracy arrived at 93.5% with 15 times stimulations. The experimental results and data analysis show that the method using SVM to classify the feature vectors composed of AR coefficient sequences owns satisfactory recognition accuracy. It lays good comparison theory and experimental basis for the realization of P300 based BCI.

Keywords electroencephalogram; autoregressive model; support vector machine

0 引言

脑电图(Electroencephalogram, EEG)是通过电极记录脑细胞群的自发性、节律性脑电活动。基于 EEG 的脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)系统对外界的控制信号不依赖于肌肉神经活动,而是依赖于在头皮处记录到的脑电活动^[1]。P300 是事件相关电位的一种,其峰值出现在相关事件发生后的 300ms 左右,并在头部顶区最为显著^[2],是应用于 BCI 系统中反映大脑活动的主要特征信号。

针对 P300 的特征进行提取及分类,早期有叠加平均法^[3],通过多次叠加含有 P300 的 EEG 数据段来增加 EEG 信噪比,该方法虽然简单易行,但是需要庞大的数据量及多次重复测量。Costagliola 等^[4]首先对各导联 EEG 进行小波分解,提取小

波系数并约减后进行高斯分布检验,最后送入贝叶斯分类器进行分类,该方法的不足之处是如果阈值选取不当,则将导致小波分解偏差较大。Rakotomamonjy 等^[5]将降采样后的所有导联 EEG 数据串接成 896 维特征向量,直接进行 SVM 训练并分类,取得了较高的 P300 识别正确率,但是该方法需要输入的特征向量维数过高,且执行繁琐的交叉验证方法进行最优分类器挑选,导致训练和判别速度均很慢。Xu 等^[6]使用独立分量分析方法从观测 EEG 中分解出独立分量,挑选含 P300 最多的分量重构到观测 EEG 空间,较好地实现了 P300 分类,但该方法需要人工挑选 P300 分量,直接限制了它的适用性。葛瑜等^[7]首先进行导联筛选,并将选出的导联特征按照靶字符与非靶字符进行数据平衡,然后利用 SVM 分类器进行训练

收稿日期:2013-06-19;修回日期:2013-10-31

基金项目:辽宁省自然科学基金项目(201202021)

作者简介:黄璐,博士研究生,研究方向为脑电信号分析,电子邮箱:huanglu0703@163.com



和分类。该方法通过降低导联数目有效提高了字符识别速率,但是识别正确率有待进一步提高。时间序列自回归 (Autoregressive, AR) 模型估计是一种数理统计方法,已在 EEG 分析中得到了有效应用^[8,9]。但是,目前未有利用 AR 模型进行 P300 特征提取的报道。

针对上述问题,本文基于 P300 事件相关电位,提出应用 AR 模型和支持向量机算法进行脑电信号分类的方法,将 EEG 数据分段并建立 AR 模型,由估计出的 AR 系数序列构建特征向量,并送入支持向量机分类器。经实验结果检验,获得了良好的分类效果,为基于 P300 的 BCI 系统特征提取及分类提供了一种新的方法。

1 AR 模型

AR 模型分析方法将所观测到的时序信号作为系统的输出,将模型所描述的等价系统视为在输出同维白噪声驱动下产生这一输出的系统^[10]。设由等时段 n 个样本组成时间序列 $s(k)$,其中 $k=1,2,\dots,n$,建立 AR 模型

$$s(k) = \sum_{i=1}^p \varphi_i s(k-i) + e(k) \quad (1)$$

式中, p 为 AR 模型阶数, φ_i 为 AR 模型系数, $e(k)$ 为 AR 模型残差,是均值为零、方差为 σ^2 的白噪声序列。AR 模型系数直观地反映了信号 $s(k)$ 在 k 时刻与在 $k-1, k-2, \dots, k-p$ 时刻之间的依赖权重,因此对特征向量的构建具有重要意义。

AR 模型系数估计的前提是所获取的时间序列是平稳、正态分布的。对于不平稳的、带有某些趋势的时间序列不能够直接采用 AR 模型方法,必须经过适当的变换去除其中的趋势变化,获得平稳时间序列,然后再进行建模。AR 模型的系数估计,可以选择合适的系数使得模型的残差 $e(k)$ 为白噪声。常用的有自相关法、极大似然估计及最小二乘估计等方法^[10],本文采用最小二乘法估计模型系数。

2 支持向量机

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 由 Vapnik 等于 1995 年提出^[11],是建立在统计学习理论的 VC 维 (Vapnik-Chervonenkis Dimension) 理论和结构风险最小原理基础之上。SVM 根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷,以获得最好的推广能力。

对于训练集数据,若样本为 d 维向量, n 个样本及其所属类别表示为 $(x_i, y_i), y_i \in \{-1, 1\}, i=1, 2, \dots, n$ 。在 d 维空间中,线性判别函数的一般形式为 $g(x) = \omega \cdot x + b$,超平面方程为

$$\omega \cdot x + b = 0 \quad (2)$$

将判别函数进行归一化,使两类所有样本都满足

$$y_i (\omega \cdot x_i + b) \geq 1 \quad (3)$$

在线性不可分情况下,将式(3)中加入松弛项 $\xi_i \geq 0$,则目标函数为

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad (4)$$

式中, ω 为超平面法向量,常数 C 为惩罚因子。

对于测试集数据,其决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^{n_s} \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (5)$$

式中, $\text{sgn}(\cdot)$ 为求符号函数, α_i^* 对应的向量 x_i 为支持向量, n_s 为支持向量的个数, $K(x_i, x)$ 为核函数, b 为截距。

3 实验数据

采用 BCI Competition III 的 dataset II 数据集进行测试^[1]。该数据集自 BCI2000 实验平台,基于 Farwell 和 Donchin 于 1988 年提出的字符拼写器实验范式^[2]。实验中,被试者面对一个 6×6 字符矩阵,要求盯住屏幕上方提供的靶刺激字符。字符矩阵中的字符行、列随机闪烁,所有的行和列闪烁一次 (共 12 次) 称为 1 个试次,12 次闪烁里包含 2 次靶刺激和 10 次非靶刺激。针对每个字符,这样的试次重复 15 次,64 导电极位置安放采用 10—20 国际标准^[3],采样频率为 240Hz。该数据集自两个被试者,分别包含 85 个字符对应的 EEG 数据训练集和 100 个字符对应的 EEG 数据测试集。刺激界面如图 1 所示。



图 1 P300 拼写器刺激界面

Fig. 1 User display in P300 speller

4 实验步骤及结果分析

首先进行 EEG 数据预处理,包含眼电伪差去除和导联选取,然后通过 AR 模型系数估计构建特征向量,最后进行 SVM 训练和测试,流程如图 2 所示。

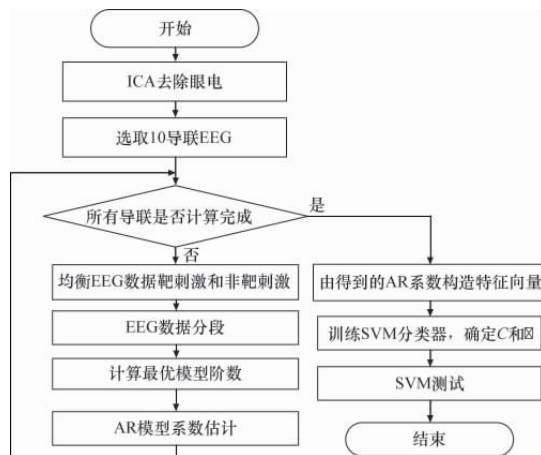


图 2 本文方法流程

Fig. 2 Flowchart of the used method

4.1 数据预处理

首先对 EEG 进行降维,然后通过 FastICA 算法^[4]对降维后的 EEG 数据进行分解,得到构成 EEG 数据的各个独立分量及最优解混矩阵。因为 Fp1 导联受眼电伪差干扰最严重,分别计算分解出的各独立分量与 Fp1 导联脑电信号的相关度,将相关度最大的分量置 0,其余独立分量与混合矩阵(为解混矩阵的逆矩阵)相乘,得到去除眼电伪差后的 EEG 信号。

4.2 特征提取及分类

使用 AR 模型估计方法对 EEG 进行特征提取。首先,选取 10 个含 P300 最多的电极导联,即 Fz、Cz、Pz、Oz、C3、C4、P3、P4、PO7 和 PO8。由实验设计可知,每个字符对应的 1 个试次中 12 次闪烁,其中包含 2 个靶刺激和 10 个非靶刺激。为了平衡数据,随机选取 2 个非靶刺激,其它非靶刺激舍弃,训练集全部数据就可以理解为 $4 \times 15 \times 85 = 5100$ 个刺激对应的 EEG 数据。从每个刺激的开始时刻对 EEG 数据进行 t 秒分段,可得每段数据包含 $240t$ 个采样点,这样的数据段有 5100 个。因为 P300 的出现时间在靶刺激后 300ms 左右,以及 AR 模型适用于短时间序列等原因,将分段长度 t 的取值限定在 0.3~1.2s 范围内。选定分段长度后,根据 Akaike 信息论准则(AIC)^[5]得到各分段长度对应的最优模型阶数 p_t ,其对应关系如图 3 所示。

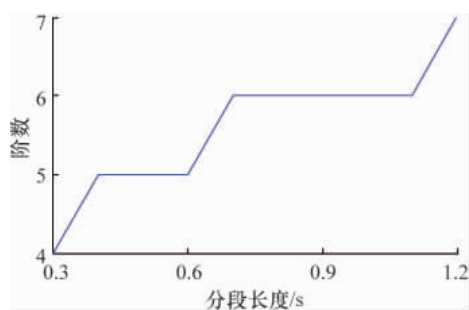


图 3 分段长度与其对应的最优模型阶数

Fig. 3 Epoch length and the corresponding optimal order

针对特定分段长度 t 及其对应的最优模型阶数 p_t ,使用最小二乘法对每个导联的每段数据进行 AR 模型系数估计,一个 EEG 数据段可得到共 p_t 阶 $\times 10$ 导联 $= 10p_t$ 个系数,构成特征向量,因此训练集中共有 5100 个 $10p_t$ 维的特征向量。以分段长度 $t=1.1s$ 为例,其对应的最优模型阶数为 6,特征向量维数为 6 阶 $\times 10$ 导联 $= 60$,训练集中共有 5100 个 60 维特征向量。将训练集数据中提取出的特征向量送入 SVM 进行分类器训练,参数 C 和 γ 的选择采用 5 阶交叉验证^[6]对训练集数据进行网格搜索。

将训练好的 SVM 分类器用于测试集数据进行测试。因为 EEG 数据噪音较多,只用 1 个试次的的数据不能得到较好的测试结果。将 1 个试次的判别结果看成分数,同 1 个刺激的若干试次的分数相加,分值最大者被认为含有 P300。在试次分别为 5 和 15 次的情况下,不同分段长度对应的 2 个被试

者平均识别正确率如图 4 所示,分段长度取 $t=1.1s$ 时得到了最好的分类效果。按照上述方法,取分段长度 1.1s,AR 阶数 6,进行特征提取及 SVM 分类,实验中 2 个被试者在不同试次下的平均识别正确率见表 1,15 试次下的时间性能见表 2。

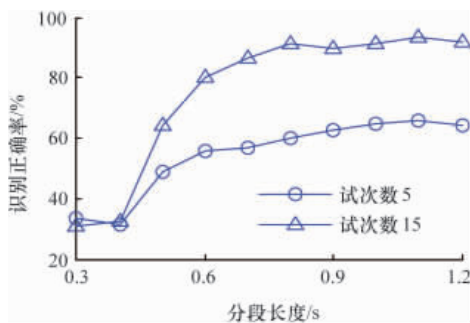


图 4 不同分段长度对应的识别正确率

Fig. 4 Recognition accuracy corresponding to different epoch lengths

表 1 识别正确率对比

Table 1 Comparison of recognition accuracy %

识别算法	试次数						
	1	2	3	4	5	10	15
文献[5]	25.5	42.5	57.0	64.0	73.5	87.0	96.5
文献[7]	12.5	13.5	26.5	31.0	42.0	76.5	89.0
本文	25.0	37.5	50.0	59.5	66.0	84.5	93.5

表 2 时间性能对比

Table 2 Comparison of time performance

识别算法	特征向量维数	特征提取时间/s	训练时间 /10 ³ s	1 次测试时间/ms
文献[5]	896	—	≈1.4	739.7
文献[7]	16	926.3	≈1.0	8.1
本文	60	383.2	0.1	12.4

本文所进行实验的运行平台是 Intel(R) Core (CM) Duo CPU 1.73GHz,512MB 内存 PC 机,Matlab R2011b。为了验证提出方法的有效性,将本文方法与文献[5]和文献[7]进行对比,文献[5]是目前公认较好的 P300 识别算法,利用 SVM 强大的计算能力对降采样后的 EEG 数据直接进行训练并分类,在 15 试次下,识别正确率达 96.5%,在 5 试次下正确率达 73.5%,文献[7]也是采用 SVM 分类方法,通过降低导联数目有效提高了字符识别速率。

从表 1 可以看出,本文方法在 2~5 试次下识别正确率较文献[5]差距较大(低了 4.5%~7.5%),在 10 试次及 15 试次下则较文献[5]比较接近(低了 2.5%)。另一方面,在各试次下,本文方法识别正确率均明显高于文献[7],说明本文方法在足够多的试次下,识别正确率达到比较满意的效果。

从表2可以看出,由于文献[5]针对全部64导联EEG构建特征向量,构建的维数是896维,对分类器训练和测试时均是首先在17个子分类器上进行然后再集成,导致了训练和测试的时间性能较差。而本文方法针对10个导联,构建60维特征向量送入SVM分类器,不进行子分类器运算,因此在相同条件下分类时间方面较文献[5]方法优越。文献[7]在采用固定导联基础上,随机增加导联并验证字符识别正确率,保留能够提高正确率的导联,这种反复筛选操作同样增加了系统训练时间,导致时间效率不高。所以,结合AR模型和SVM的P300分类器构建方法是可行的,为基于P300的BCI系统特征提取及分类提供了一种新的方法。

5 结论

在基于P300的BCI系统中,有效的P300特征提取及分类是系统正常工作的关键。AR模型估计是一种数理统计方法,可依据它对EEG信号中的P300进行特征提取。将EEG少量导联信号分段并建立AR模型,采用估计出的AR系数构造特征向量,送入SVM分类器,达到了较高的系统识别正确率。通过EEG数据实验分析,验证了将AR模型和支持向量机相结合进行EEG信号中是否含有P300的判别方法是有效的。目前BCI的发展方向是导联数越来越少,使用复杂度越来越小,提出的方法针对少量导联EEG数据进行P300特征提取及分类,即能达到较理想的系统识别正确率,符合当前BCI的发展方向。

参考文献 (References)

- [1] 赵丽, 郭旭宏. 基于异步脑-机接口的文本阅读器[J]. 中国生物医学工程学报, 2012, 31(6): 951-955.
Zhao Li, Guo Xuhong. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2012, 31(6): 951-955.
- [2] Jansen B H, Allam A, Kota P, et al. An exploratory study of factors affecting single trial P300 detection[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(6): 975-978.
- [3] Blankertz B, Muller K R, Kusienski D J, et al. The BCI competition III: validating alternative approaches to actual BCI problems[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2006, 14(2): 153-159.
- [4] Costagliola S, Seno B D, Matteucci M. Recognition and classification of P300s in EEG signals by means of feature extraction using wavelet decomposition[C]//Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. Atlanta, USA: IEEE Computer Society, 2009: 597-603.
- [5] Rakotomamonjy A, Guigue V. BCI competition III: dataset II-ensemble of SVMs for BCI P300 speller[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008, 55(3): 1147-1154.
- [6] Xu N, Gao X R, Hong B, et al. BCI competition 2003-data set IIb: enhancing P300 wave detection using ICA-based subspace projections for BCI applications [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(6): 1067-1072.
- [7] 葛瑜, 刘杨, 周宗潭, 等. 用于脑-机接口 P300 实验的支持向量机分类方法[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(11): 2859-2862.
Ge Yu, Liu Yang, Zhou Zongtan, et al. Computer Engineering and Design, 2008, 29(11): 2859-2862.
- [8] Mihandooost S, Amirani M, Mazlaghani M, et al. Automatic feature extraction using generalised autoregressive conditional heteroscedasticity model: an application to electroencephalogram classification[J]. IET Signal Processing, 2012, 6(9): 829-838.
- [9] 南姣芬, 艾玲梅, 史利萍. 驾驶疲劳脑电信号的双谱特性分析[J]. 计算机应用, 2010, 30(7), 1967-1973.
Nan Jiaofen, Ai Lingmei, Shi Liping. Journal of Computer Applications, 2010, 30(7), 1967-1973.
- [10] Shannon M, Heiga Z, Byrne W. Autoregressive models for statistical parametric speech synthesis[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2013, 21(3): 587-597.
- [11] 周辰雨, 张亚岐, 李健. 基于 SVM 的车辆识别技术[J]. 科技导报, 2012, 30(30), 53-57.
Zhou Chenyu, Zhang Yaqi, Li Jian. Science & Technology Review, 2012, 30(30), 53-57.
- [12] Farwell L A, Donchin E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials[J]. Electroencephalography & Clinical Neurophysiology, 1988, 70(6): 510-523.
- [13] Niedermeyer E, Silva F L D. Electroencephalography: Basic principles, clinical applications, and related fields [M]. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2004: 139-141.
- [14] 张晓峰, 许江浩. 基于固定点算法的地震数据降噪[J]. 科技导报, 2011, 29(16), 49-53.
Zhang Xiaofeng, Xu Jianghao. Science & Technology Review, 2011, 29(16), 49-53.
- [15] Tani H, Nakajima H, Tsuchiya N, et al. A fuzzy-AR model to predict human body weights[C]//2012 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Brisbane, Australia: IEEE Computer Society, 2012: 1-6.
- [16] Theeraworn C, Kongprawechnon W, Kondo T, et al. Automatic screening of narrow anterior chamber angle and angle-closure glaucoma based on slit-lamp image analysis by using support vector machine[C]//2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Osaka, Japan: IEEE Computer Society, 2013: 5887-5890.

(编辑 季超)

《科技导报》征集“封面文章”

为快速反映中国最新科技研究成果,《科技导报》拟利用刊物最显著位置——封面将最新科研成果第一时间予以突出报道。来稿要求:研究成果具创新性或新颖性;反映该领域中国乃至世界前沿研究水平;可以图片形式予以反映,图片美观、清晰、分辨率超过300dpi;文章篇幅不限,要说明研究的背景、方法、取得的结果,以及结论。在线投稿:www.kjdb.org。