

事件诱发电位信号分类的时空特征提取方法*

黄志华^{1, 2, 3)**} 李明泓^{4)**} 马原野^{5)***} 周昌乐^{1, 2)***}

(¹)厦门大学智能科学与技术系, 厦门 361005; (²)厦门大学福建省仿脑智能系统重点实验室, 厦门 361005;

(³)福州大学数学与计算机科学学院, 福州 350108; (⁴)昆明医学院基础医学院, 昆明 650031;

(⁵)中国科学院昆明动物研究所, 昆明 650223)

摘要 准确对事件诱发电位(ERPs)进行分类, 对于各种人类认知研究和临床医学评估非常有意义。由于 ERPs 信号是非常高维的数据, 而且其中包含非常多的与分类无关的信息, 从 ERPs 信号中提取特征尤显重要。分析了共空间模式(CSP)的原理和不足, 引入自回归(AR)模型与白化变换相结合, 提出了针对 ERPs 分类的时空特征提取方法, 并设计了验证该方法的认知实验, 在认知实验数据上分别用时空特征提取方法与 CSP 提取特征, 用同样的分类器支持向量机(SVM)训练分类器, 比较它们的分类效果。实验表明, 在 ERPs 分类问题上, 时空特征提取方法与 CSP 相比具有明显的优势, 在参数确定合理的情况下, 时空特征提取方法可使分类准确率达到 90%以上。

关键词 ERPs 信号分类, 时空特征提取法, 共空间模式, 支持向量机

学科分类号 R338, TP39

DOI: 10.3724/SP.J.1206.2011.00123

布置在头皮上的电极可以记录到大脑神经系统产生的电位变化, 这样记录下的电位随时间变化的波形称作脑电图(electroencephalogram, EEG)。EEG 的时间分辨率很高, 达到 ms 级, 空间分辨率也在不断提高。大脑皮层在对外界刺激加工过程中所产生的具有锁时关系和固定相位的脑电, 被称为脑诱发电位(evoked potentials, EP)。事件诱发电位(event-related potentials, ERPs)是一种特殊的脑诱发电位, 是通过被赋予特定意义的给定刺激作用于感觉系统或脑的某一部位, 在脑区引起的电位变化。ERPs 信号微弱, 其波幅通常小于 20 μV , 隐藏在 EEG 中, 通常通过叠加平均法从 EEG 中提取出来。ERPs 包含多种成分, 不同的成分具有不同的生理、心理或认知含义。ERPs 的研究与应用已经深入到了心理学、生理学、医学、神经科学、人工智能等领域。

对 ERPs 信号的分类是 ERPs 研究的一个非常重要的问题, 可被应用于测谎、心理状态的判别、精神疾病或大脑疾病的诊断等领域。通常的脑电测量设备可以在头皮上安放 64、128 或 256 个头皮电极, 采样频率为 1 000 Hz。如果采集到的 EEG 取刺激发生后的 500 ms, 叠加平均后得到 ERPs 信

号, 这样得到的 ERPs 信号是 64×500、128×500 或 256×500 的矩阵。ERPs 信号是非常高维的数据, 通过特征提取降低数据维度并保留对分类有用的信息是 ERPs 信号分类的重要工作。

共空间模式(common spatial pattern, CSP)^[1-3]是一种被广泛采用的脑电数据特征提取方法。本文分析了 CSP 的特点, 即该方法仅考虑了脑电数据的空间特性, 忽视了脑电数据的时间特性。本文引入了自回归(AR)模型与 CSP 相结合, 提出了时空特征提取方法, 用时空特征提取方法与支持向量机(support vector machine, SVM)相结合进行了 ERPs 信号的分类研究。针对同样的 ERPs 信号数据集, 用时空特征提取方法与其他特征提取方法提取特征, 同样采用 SVM 训练分类器进行分类, 通过分类效果评估时空特征提取方法的性能。

* 福州大学科技发展基金(2009-XQ-25)资助项目。

** 共同第一作者。

*** 通讯联系人。

Tel: 0871-5193083, E-mail: yuanma0716@vip.sina.com

收稿日期: 2011-03-29, 接受日期: 2011-05-19

1 共空间模式的分析

Koles^[1]于1991年首先在其文章中提出使用CSP来提取EEG信号中的非正常成分,并对CSP的应用进行了扩展分析^[2],后来Müller-Gerking等^[3]于1999年首先将CSP应用到运动想象EEG信号的分类中,2000年Ramoser等^[4]采用了CSP方法对多导EEG信号进行了特征提取并取得了较好的结果,为CSP在运动想象EEG信号识别分类领域的应用提供了理论基础.CSP方法出现了很多变型,Lemm等^[5]提出了空谱联合方法,Sun等^[6]引入更新模式适应脑电的非平稳性,Lei等^[7]提出了共空间模式组方法以增加空间滤波的鲁棒性.

1.1 共空间模式的原理

每个trial采集到的EEG是一个 $N \times T$ 矩阵,其中 N 为导联的数量, T 为采样点数量.共空间模式把 $N \times T$ 矩阵的每一列视为 N 维空间的一个点, T 个 N 维空间的点构成了一个点云.被试执行不同运动或运动想象任务时,产生EEG构成的点云呈现出不同的空间分布特点.CSP找到一个线性变换,把两个不同任务的点云映射到另一个空间上,使得两个不同任务的点云在空间分布上的差别最明显.

CSP的计算过程可描述如下:a.计算每个点云的协方差矩阵;b.分别对两组EEG的协方差矩阵求平均得到两个协方差矩阵,这两个协方差矩阵分别代表两组EEG的空间分布;c.将两个协方差矩阵相加得到合成协方差矩阵;d.通过求合成协方差矩阵的特征值和特征向量得到白化转换矩阵;e.两个协方差矩阵经白化转换矩阵的变换拥有同样的特征向量,这些特征向量构成的矩阵和白化转换矩阵的乘积即为CSP要求取的线性变换矩阵;f.用该线性变换矩阵将每个点云映射到另一空间上,计算每个点云在新的空间上不同维度的方差,构成分类所使用的特征向量^[1-3].

CSP的数学本质是运用正交变换和白化变换对两个矩阵同时对角化,找到两个矩阵的共同投影子空间,使得两个矩阵在该子空间变换的映射下方差差异最大.基于ERD/ERS,文献[3]首次把CSP用于左右手或脚运动的分类.

1.2 共空间模式的不足

共空间模式中,每个trial采集到的EEG被视为 T 个 N 维空间点构成的点云.共空间模式考虑了脑电信号幅值在空间上的分布,通过线性变换突出两组EEG在空间分布上的差异,把EEG映射到

新的空间上形成新的点云,以新点云在不同维度上的方差为特征向量训练分类器进行分类.由于存在事件相关去同步(ERD)/事件相关同步(ERS)和运动相关电位(MRPs)等神经生理现象^[8],CSP被广泛应用于BCI研究并取得了较好的效果^[8].

然而,CSP基本上忽视了脑电信号在时间上的特性.一个实验采集到的EEG矩阵如果被任意次对调任意两列,CSP提取的特征向量不会变化,但是经过这样处理后的EEG矩阵已失去了原有的时间特性.对于像运动想象这类的应用而言,由于它们是以ERD/ERS和MRPs等脑电信号的空间特性为基础的,失去时间特性对其影响不大.但是,并非所有情况下的脑电信号都具有如此突出的空间特性,对于一般情况,空间特性和时间特性都是很重要的.

2 时空特征提取方法

ERPs信号的成分被认为源自不同的脑区^[9],在对ERPs信号分类时,时间特性和空间特性都很重要.如果直接使用CSP提取ERPs信号的特征将会丧失时间特性,分类效果将会受到不利影响.为了综合ERPs信号的时间特性和空间特性,我们引入了自回归(auto regressive, AR)模型,将AR模型与CSP相结合,提出了针对ERPs信号分类的时空特征提取方法(spatio-temporal feature, STF).

AR模型的数学描述如下:

$$y_t = \sum_{k=1}^p a_k y_{t-k} + e_t \quad (1)$$

其中, y_t : $t=1, \dots, T$ 是一个时间序列, a_k : $k=1, \dots, p$ 是该时间序列的AR参数, e_t 是均值为0,方差为某值的白噪声信号.建立自回归模型,需要合理地确定其阶数 P ,一般可先设定模型阶数在某个范围内,对此范围内各种阶数的模型进行参数估计,同时对参数的显著性进行检验,再利用定阶准则确定阶数.自回归模型的参数估计可以采用最小二乘法.

AR模型已被广泛应用在脑电信号的处理领域^[10],本文把CSP和AR结合在一起提出一种为ERPs信号分类提取特征的新思路.此处约定,把ERPs信号视为一个 $N \times T$ 矩阵,记为 X , X 是经过预处理的ERPs信号, X 每行的均值都为0,诱发ERPs的两个不同的事件分别为a和b, X_a^i 表示a事件诱发的第 i 个ERPs.

$$R_a^i = \frac{X_a^i X_a^{iT}}{\text{trace}(X_a^i X_a^{iT})} \quad (2)$$

R_a^i 为 X_a^i 用方差总和规范化的协方差矩阵,对所有的 a 事件诱发得到的 R_a^i 进行平均可得 R_a ,同理可得 R_b .按照公式 3 构建一个合成协方差矩阵 R .

$$R=R_a+R_b \quad (3)$$

R 可被分解为下面的形式,

$$R=B\lambda B^T \quad (4)$$

其中, B 是一个 $N \times N$ 的规范化的特征向量矩阵, λ 是对应的特征值构成的对角矩阵.进一步可得白化变换矩阵,如公式 5 所示,

$$W=\lambda^{-1/2}B^T \quad (5)$$

如果 R_a 和 R_b 分别采用如下方法进行变换,

$$S_a=WR_aW^T, S_b=WR_bW^T \quad (6)$$

则由于 S_a 和 S_b 相加等于单位矩阵, S_a 和 S_b 拥有共同的特征向量,如公式 7 和公式 8 所示,

$$S_a=U\Psi_aU^T \quad (7)$$

$$S_b=U\Psi_bU^T \quad (8)$$

并且,

$$\Psi_a+\Psi_b=I \quad (9)$$

因而,可以构造一个投影矩阵,

$$P=U^TU \quad (10)$$

用 P 把所有的 ERPs 信号映射到两组 ERPs 信号最容易区分的空间上,

$$Y^i=PX^i \quad (11)$$

在构造 P 的过程中,让特征值从小到大排列,特征向量也对应排列,使得 Y^i 的第一行和最后一行的方差差异最大,第二行和倒数第二行的方差差异次之,依次都是这样.

第 i 个 ERPs 的特征向量 F^i 由 Y^i 计算求得, F^i 由 m 部分组成,第一部分由 Y^i 的第一行和最后一行计算得到,第二部分由 Y^i 的第二行和倒数第二行计算得到,依此类推.每一部分首先包含 Y^i 中两行各自的方差,这是 CSP 得到的空间差异.再者,依据公式 1 的原理,计算 a_k : $k=1, \dots, p$ 和 e_i 的方差,把它们作为特征向量的分量.

3 实验

3.1 认知实验的设计

感觉门控是大脑对无关刺激的抑制功能,这个功能对于大脑适应新的环境尤其重要,是大脑过滤冗余信息并保持认知功能完整性的一个重要机制^[11],感觉门控通过影响注意与工作记忆等认知过程,从而保护认知功能^[11-12].感觉门控常用双声刺激范式(paired-click paradigm)所激发的 ERPs 作为

研究指标,对一般正常人而言,由第二声刺激的 ERPs 幅值将小于第一声刺激的 ERPs 幅值,这个现象被称作前抑制,是感觉门控对无关刺激抑制能力的一种表现,准确地提取感觉门控 ERPs 的时空特征,对于更好地理解和研究感觉门控具有重要意义.因此我们设计了 3 个关于感觉门控的认知实验来考察基于时空特征提取的分类有效性.实验 1 让被试处于静息状态,以双声刺激范式诱发 ERPs,对第一声诱发的 ERPs 和第二声诱发的 ERPs 进行分类,考察分类结果.实验 2 和实验 3 根据 Lavie 的注意资源理论模型^[13],考虑到认知负荷对感觉门控的影响,我们采用研究工作记忆的经典范式延迟反应任务(delayed-response task, DRT),以人脸为客体工作记忆任务分别使被试处于低负荷工作记忆状态和高负荷工作记忆状态,同样以双声刺激范式诱发 ERPs,并对两声所诱发的 ERPs 进行分类,考察分类结果.被试为随机挑选的各大高校健康在校本科生和研究生,年龄控制在 19 至 25 岁之间,男女人数比例 1:1.4 个被试均自我报告听力正常,视力正常或校正后视力正常,无神经系统疾病史和药物滥用史情况,且均为右利手(以中国人利手分类标准进行判定).

3.2 数据预处理

电极放置依照国际 10~20 系统,使用 64 导的 Neuro Scan 脑电仪记录过程脑电,抽样频率为 1 000 Hz.上述的 3 个实验针对每个被试都分别进行 80 遍,每遍的第 1 声对应的 trial 构成 a 组 trial,第 2 声对应的 trial 构成 b 组 trial.使用 Neuro Scan 系统进行去除眼电伪迹、块标记拒绝、事件脑电截取、基线调整、人工拒绝伪迹、低通滤波等预处理.经过预处理后每个被试的每组 trial 的数量小于 80,一般在 60 左右.

求取 ERPs 通常的做法就是把每组经过预处理的 EEG 进行平均,通过这样的做法,每个被试针对一个诱发事件仅得到一个 ERPs.由于为了验证提取 ERPs 特征的方法以及分类的效果,需要构建由 ERPs 组成的训练集和测试集,需要较多的 ERPs.现实条件不允许采集很多被试的脑电信号,我们的实验有 4 个被试,为了得到较多的 ERPs,我们采用以下方法来处理.

把每组 trial 的数量记为 n , n 在这里的实际取值一般在 60 左右.我们从 n 个 trial 中选取 r ($r < n$) 个 trial 来平均就可以得到 C_n^r 个 ERPs,这样,一个被试的一组 trial 就可以得到很多 ERPs.叠加平

均求取 ERPs, r 越大得到的 ERPs 质量越高, 文献[14]中 r 取值为 8, 这里 r 取值为 20. C_n^r 是个非常大的整数, 我们并不需要这么多的 ERPs, C_n^r 个 ERPs 中也可能存在很多非常相似的情况, 我们采用文献[14]中一样的做法从 C_n^r 个 ERPs 中选取 100 个差异较大的 ERPs.

3.3 分类效果

我们对 4 个被试分别进行 3 个认知实验, 每次实验都包含 a 组 trial 和 b 组 trial, 依据上述方法从每个被试的每次实验中都分别得到 100 个由第一声诱发的 ERPs(记为 a 类 ERPs)和 100 个由第二声诱发的 ERPs(记为 b 类 ERPs). 从 a 类 ERPs 中随机地选出 50 个作为训练集, 余下的作为测试集, 对 b 类 ERPs 也做同样的处理, 然后把 4 个被试的训练集合并在一起, 得到包含 200 个 a 类 ERPs 和

200 个 b 类 ERPs 的训练集, 用该训练集训练分类器, 在每个被试的测试集上测试分类效果. 由于这一过程是随机进行的, 每次都会得到不同的训练集和测试集, 为了合理评估分类效果, 我们把这一过程重复 50 遍.

为了对时空特征提取方法与 CSP 进行比较, 采用 CSP 和时空特征提取方法分别提取特征, 都用 SVM 训练分类器, 测试它们各自的分类效果, 结果如表 1~3 所示. 表 1~3 中的数据都是 50 遍的平均分类准确率, 如表 1 中第一行第三列的 85 表示用时空特征法($m=1$)提取特征在被试 S1 上的分类准确率为 85%, 85%是通过对 50 遍的分类准确率进行平均得到的. $m=1$ 表示只从 Y^i 的第一行和倒数第一行计算特征, 当 $m=2$ 时表示从 Y^i 前 2 行和倒数 2 行计算特征, 依此类推.

Table 1 The result of experiment 1

Subject	CSP ($m=1$)	STF ($m=1$)	CSP ($m=2$)	STF ($m=2$)	CSP ($m=3$)	STF ($m=3$)
S1	70	85	79	92	80	93
S2	77	86	80	93	82	93
S3	75	88	83	96	83	95
S4	79	89	82	95	84	96

Table 2 The result of experiment 2

Subject	CSP ($m=1$)	STF ($m=1$)	CSP ($m=2$)	STF ($m=2$)	CSP ($m=3$)	STF ($m=3$)
S1	72	86	80	93	81	94
S2	71	83	81	95	80	92
S3	76	85	82	91	84	96
S4	78	88	83	96	83	97

Table 3 The result of experiment 3

Subject	CSP ($m=1$)	STF ($m=1$)	CSP ($m=2$)	STF ($m=2$)	CSP ($m=3$)	STF ($m=3$)
S1	73	83	78	94	82	93
S2	78	85	79	95	81	94
S3	76	89	81	93	82	94
S4	75	87	83	96	83	95

表 1~3 的结果表明, 不同的认知实验对分类效果没有明显的影响, 不同被试的分类效果也无明显区别. CSP 和时空特征两列对应的分类效果差异明显, 由于我们都一样采用 SVM 训练分类器来分

类, 分类效果的区别主要源自特征提取方法.

当 $m=1$ 时, CSP 的分类效果都较低, 仅略高于 70%, 说明提取的信息明显不足; 当 $m=2$ 时, CSP 的分类效果与 $m=1$ 相比有明显提高, 基本

在 80%左右, 说明增加的信息有利于分类; 当 $m=3$ 时, CSP 的分类效果与 $m=2$ 相比无明显提高. 表 2 的 S2, 在 $m=2$ 时 CSP 的分类准确率为 81%, 在 $m=3$ 时 CSP 的分类准确率为 80%, 反而略有下降. m 从 2 增加至 3 没有提高 CSP 的分类效果, 并且最好的分类效果只有 84%. 可以推测, 空间信息是 ERPs 信号分类的一部分依据, 但是空间信息对于 ERPs 信号分类是不完全的.

无论 $m=1$ 或 2 或 3, 时空特征的分类效果都明显高于对应的 CSP 的分类效果, 说明时空特征提取方法非常有利于 ERPs 信号的分类. 当 $m=1$ 时, 时空特征的分类准确率都高于 80%; 当 $m=2$ 时, 时空特征的分类准确率都达到了 90%以上, 与 $m=1$ 时相比提高明显, 说明增加的信息有利于分类; $m=3$ 与 $m=2$ 相比, 时空特征的分类准确率没有明显提高, 表 2 的 S2 和表 3 的 S4 还略有下降, 说明 m 从 2 增加到 3 基本不会进一步改善分类效果.

表 1~3 的分类结果表明, P 变换的确可以把区分不同组 ERPs 信号的信息突显出来. ERPs 信号经过公式 11 的处理, 最能体现类别的信息蕴含在 Y^i 的前若干行和倒数若干行中. 只要依据时空特征提取方法把 Y^i 的前若干行和倒数若干行计算得到特征向量, 即可用于分类, m 取值超过一定程度, 分类效果不会继续提高. P 变换实际上帮助我们过滤了那些对 ERPs 分类没有意义的信息.

4 讨 论

ERPs 是大脑对听觉、视觉或触觉等外部刺激响应所产生的特定脑电信号, ERPs 与外部刺激具有锁时关系. 由于 ERPs 被广泛应用于各种人类认知研究和临床医学评估, 是否能够准确对 ERPs 进行分类是非常有意义的. 例如, 文献[15]把 ERPs 信号的分类应用于测谎. 但是 ERPs 实际上是非常高维的数据, 其中也包含着许多与分类无关的信息, 直接在 ERPs 上运用分类器是不现实的, 针对 ERPs 信号分类提取特征是非常重要的工作.

对于那些以 ERD/ERS 为基础的 EEG 分类问题, CSP 发挥了很好的作用^[8]. 但是对于很多 ERPs 信号分类问题, 并没有 ERD/ERS 这样的神经生理学的基础, ERPs 信号在空间上的差异具有一定的区分性, 但不是很强. 我们通过分析 CSP 的不足, 引入了 AR 模型与白化变换相结合, 提出了针对 ERPs 信号分类的时空特征提取方法, 经实验

检验该方法在对 ERPs 信号分类时效果明显优于 CSP, 分类准确率可达到 90%以上.

我们认为, 时空特征提取方法仍然存在以下改进空间: a. 快速确定 AR 模型的阶数 P ; b. 目前, 自回归模型的参数估计采用最小二乘法, 该方法可以改进; c. 可考虑引入多变量 AR 模型来提取特征. 我们将在进一步的工作中开展这些研究.

时空特征提取方法是为区分两组不同 ERPs 信号设计的, 该方法可以拓展解决多类分类的问题, 拓展方法可参照文献[3]. 我们考虑到拓展后的方法本质上还是解决两类问题, 没有在文中列出多类的分类结果. 关于分类器, 我们使用目前非常常用的 SVM, 由于我们的目的不是研究分类器的优劣, 而是研究 ERPs 信号特征提取方法, 没有在本研究中尝试其他分类器.

参 考 文 献

- [1] Koles Z J. The quantitative extraction and topographic mapping of the abnormal components in the clinical EEG. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1991, **79**(6): 440-447
- [2] Koles Z J, Lind J C, Soong A C. Spatio-temporal decomposition of the EEG: a general approach to the isolation and localization of sources. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiol*, 1995, **95**(4): 219-230
- [3] Müller-Gerking J, Pfurtscheller G, Flyvbjerg H. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task. *Clinical Neurophysiology*, 1999, **110**(5): 787-798
- [4] Ramoser H, Müller-Gerking J, Pfurtscheller G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, **8**(4): 441-446
- [5] Lemm S, Blankertz B, Curio G, *et al.* Spatio-spectral filters for robust classification of single trial EEG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **52**(9): 105-116
- [6] Sun S L, Zhang C S. Adaptive feature extraction for EEG signal classification. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2006, **44**(10): 931-935
- [7] Lei X, Yang P, Xu P, *et al.* Common spatial pattern ensemble classifier and its application in brain computer interface. *J Electronic Science and Technology of China*, 2009, **7**(1): 17-21
- [8] 尧德中, 刘铁军, 雷 旭, 等. 基于脑电的脑-机接口: 关键技术和应用前景. *电子科技大学学报*, 2009, **38**(5): 550-554
Yao D Z, Liu T J, Lei X, *et al.* *J University of Electronic Science and Technology of China*, 2009, **38**(5): 550-554
- [9] Spyrou L, Sanei S. Source localization of event-related potentials incorporating spatial notch filters. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, **55**(9): 2232-2239
- [10] Khan M E, Dutt D N. An expectation-maximization algorithm based kalman smoother approach for event-related

- desynchronization (ERD) estimation from EEG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, **54**(7): 1191-1198
- [11] Wan L, Friedman B H, Boutros N N, *et al.* P50 sensory gating and attentional performance. *International J Psychophysiology*, 2008, **67**(2): 91-100
- [12] Lijffijt M, Lane S D, Meier S L, *et al.* P50, N100, and P200 sensory gating: Relationships with behavioral inhibition, attention, and working memory. *Psychophysiology*, 2009, **46**(5): 1-10
- [13] Lavie N, Hirst A, Forkert J W, *et al.* Load theory of selective attention and cognitive control. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 2004, **133** (3): 339-354
- [14] Kota S, Gupta L, Molfese D L, *et al.* A dynamic channel selection strategy for dense-array ERP classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009, **56**(4): 1040-1051
- [15] 高军峰, 王 沛, 郑崇勋. 基于 P300 和机器学习的测谎方法研究. *西安交通大学学报*, 2010, **44**(10): 120-124
- Gao J F, Wang P, Zheng C X. *J XI'AN JiaoTong University*, 2010, **44**(10): 120-124

Extracting Spatio-temporal Feature for Classification of Event-related Potentials*

HUANG Zhi-Hua^{1, 2, 3)**}, LI Ming-Hong^{4)**}, MA Yuan-Ye^{5)***}, ZHOU Chang-Le^{1, 2)***}

⁽¹⁾ Cognitive Science Department, Xiamen University, Xiamen 361005, China;

⁽²⁾ Fujian Key Laboratory of the Brain-like Intelligent Systems(Xiamen University), Xiamen 361005, China;

⁽³⁾ College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

⁽⁴⁾ College of Basic Medicine, Kunming Medical University, Kunming 650031, China;

⁽⁵⁾ Kunming Institute of Zoology, The Chinese Academy of Sciences, Kunming 650223, China)

Abstract The accurate classification of ERPs is very important for numerous human cognition studies and clinical evaluations. Extracting feature from ERPs is very important due to high dimension of ERPs which includes much information having nothing to do with classification. The principle and weakness of CSP were analyzed and the method to extract spatio-temporal feature by combining AR model and Whiten transformation was proposed. Cognitive experiments were designed to verify our method. Two kind of features were extracted from the data collected from the cognitive experiments separately by spatio-temporal method and CSP, the classifiers were trained both by SVM, and compared the two on effectiveness of classification were compared. The result demonstrates the spatio-temporal feature method is clearly superior to CSP in the classification of ERPs and the precision rate of classification based on spatio-temporal feature method may be over 90% if the parameters are reasonably determined.

Key words classification of event-related potentials, method to extract spatio-temporal feature, common space pattern, support vector machine(SVM)

DOI: 10.3724/SP.J.1206.2011.00123

*This work was supported by a grant from Science and Technology Development Foundation of Fuzhou University(2009-XQ-25).

**These authors contributed equally to this work.

***Corresponding author.

Tel: 86-871-5193083, E-mail: yuanma0716@vip.sina.com

Received: March 29, 2011 Accepted: May 19, 2011