

基于脑电信号的思维任务分类

胡人君, 李 坤, 吴小培

(安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230039)

摘 要:脑电信号(EEG)是研究脑活动的一种重要的信息来源,基于脑电信号的人与计算机的通信已成为一种新的人机接口方式。文中主要对不同心理作业的思维脑电信号运用独立分量分析进行预处理,然后采用AR模型提取特征,最后应用BP神经网络对AR系数特征进行训练和分类。实验表明,此方法可以达到很好的分类效果。

关键词:思维脑电;独立分量分析;特征提取;BP神经网络

中图分类号:TP18

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2007)05-0173-04

Classification for Different Mental Tasks Based on EEG Signals

HU Ren-jun, LI Kun, WU Xiao-pei

(Ministry of Education Key Lab. of Intelligent Computing & Signal Processing, Anhui Univ., Hefei 230039, China)

Abstract: Electroencephalogram (EEG) signal is an important information source of underlying brain processes. The communication based on EEG between human brain and computer is a new modality of human-computer interaction. EEG signal of different mental tasks is preprocessed by independent component analysis(ICA). AR model coefficient is extracted as feature vector, and classifies the mental tasks based on BP network. According to the analysis and experiment results, the method can get high correct rate of classification.

Key words: EEG; independent component analysis; feature extraction; BP network

0 引言

通常,大脑要依赖人体的外周神经系统及肌肉组织实现通信与设备控制,比如通过操作键盘或鼠标控制计算机。脑-机接口(brain-computer-interface, BCI)是一种不依赖于脑的正常输出途径(外周神经系统及肌肉组织),而是基于脑电信号实现人脑与计算机或其它电子设备通讯和控制的一种新的人机接口方式^[1]。

自从1929年Hans Berger第一次记录了脑电图(electroencephalogram, EEG)以来,人们就曾设想利用脑电信号来进行通讯和提供控制,使大脑不需要通过通常媒介(外部神经和肌体)的帮助而直接对外界起作用。脑电信号因此成为研究思维和行为有关的脑活动的一种重要的信息来源,成为一种新的人和计算机通信的渠道。

由于在医学信号的采集过程中,头皮脑电的记录

数据常常混入一些心电、肌电、快速眼动、眨眼、工频干扰等。这些伪迹将会妨碍人们对脑电的观察和分析,因此除去这些伪迹是必要的。文中运用独立分量分析(ICA)对原始EEG信号进行预处理。

文中主要对不同心理作业的思维脑电信号进行预处理,然后采用AR模型提取特征,应用BP神经网络对两种和三种心理思维作业进行分类,试验结果表明:应用BP神经网络对AR模型提取出来的系数特征进行分类,能很好地提高思维作业分类的准确度。

1 实验方法

1.1 思维脑电数据

文中的脑电数据来自于Purdue大学的Keirn和Aunon^[2]所采集的实验数据。受试者在隔音的光线微弱的房间里,头戴电极帽,电极按国际10-20系统标准安放在C3, C4, P3, P4, O1, O2位置,左眼上面和下面单独放两个电极,取它们的均值作为眼电信号,所有电极的阻抗都小于5k Ω ,模拟带通滤波范围为0.1~100Hz,采样频率为250Hz。数据提供了7个受试者的思维脑电数据,每个受试者进行多次不同的心理作业实验,每次思维作业采集的数据长度为10秒。

受试者的五种心理作业为:

收稿日期:2006-07-31

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60271024);安徽省人才开发基金资助项目(2004Z028)

作者简介:胡人君(1981-),男,安徽黄山人,硕士研究生,研究方向为智能信号处理;吴小培,教授,博士生导师,研究方向为现代智能信号处理。

① 静息状态(baseline task):受试者尽可能放松,不进行任何思维活动;

② 打信件腹稿(letter task):受试者想象给某位亲人或朋友写一封信;

③ 心算乘法(math task):受试者想象进行比较复杂的乘法运算:如 49×78 ;

④ 想象几何图形旋转(geometric figure rotation):受试者想象将一个三维图形绕某个轴旋转;

⑤ 想象在黑板上书写数字(visual counting task):受试者想象将数字一个一个写在黑板上。

1.2 运用 ICA 对 EEG 信号进行预处理

如引言所说,头皮脑电的记录数据常常混入一些心电、肌电、快速眼动、眨眼、工频干扰等。这些伪迹将会妨碍人们对脑电的观察和分析,因此除去这些伪迹是必要的。去除伪迹最简单的方法就是抛弃含有伪迹的信号段,但是这种方法同时也将有用的信息抛弃掉了。另一种广泛应用于去除眼活动有关伪迹的方法是基于时域或频域的回归方法,但是采用回归方法去除眼电的同时,与眼电相关的脑电信号也被删除。独立分量分析(ICA)^[3]是近年发展起来的一种新的统计方法,其基本思想是将观察信号按统计独立的原理通过优化算法分解为若干独立成分。

ICA 的基本模型可描述为:

$$x(t) = As(t) \quad (1)$$

式中: $m \times n$ 维矩阵 A 称为混合矩阵,其元素表示信号的混合情况; $x(t)$ 为 $m \times 1$ 维观测信号向量; $s(t)$ 为 n 个统计独立的信号源组成的列向量。式(1)的含义是 n 个源信号通过混合得到 m 维观测数据向量。ICA 的目的是:在混合矩阵 A 和源信号未知的情况下,只根据观测向量 $x(t)$ 确定分离矩阵 W ,使得变换后的输出

$$y(t) = Wx(t) \quad (2)$$

是对源信号向量 $s(t)$ 的估计。但用 ICA 方法分离出来

信号的顺序是不确定的,信号的幅度与源信号也有差别。另外,用 ICA 分离的混合信号要具备以下条件:① 各源信号 $S_i(t)$ 相互独立;② 各源信号的混合方式为线性混合;③ 最多允许有一个源信号是高斯信号;④ 源信号的数目不大于传感器的数目,即 $n \leq m$,考虑到计算的简便一般算法都认为 $n = m$ 的情况。ICA 处理的对象是相互统计独立的信号源经线性组合而产生的一组混合信号,由于脑电信号中的伪迹可以认为是由相互独立的信源产生的,且各个信源的混合可以认为线性混合,因此 ICA 适用于脑电信号的分析处理。

ICA 实际上是一种优化问题,即如何使得分离出来的各独立分量尽可能逼近各独立源信号,它主要包括建立优化判据(目标函数)和探寻优化算法。优化判据的目标函数是对所分离的各分量之间独立程度的度量,目前的判据有基于非高斯性、互信息最小、极大相似估计^[4]。文中采用 FastICA 算法对原始 EEG 信号进行去噪处理。FastICA 算法,又称为固定点(Fixed-point)算法,是一种快速的寻优迭代算法,能同时从多路输入信号中分离出高斯源和亚高斯源。该算法所依据的判断是负熵最大化,具有非常快的收敛速度。

图 1 是选取受试者 1(一位 48 岁的男大学教师)的思维脑电数据片断。(a)是原始的 EEG 信号,含有眼电信号 EOG。(b)为应用 ICA 对(a)中的原始信号进行处理得到的独立分量。其中 EOG 信号作为独立的分量出现在第一导。(c)为除去 EOG 信号后恢复的原始信号。方法是:由 $x(t) = W^{-1}y(t)$ 式,将 $y(t)$ 中的伪迹分量置零。由此式反求得到的 $x(t)$ 为除去伪迹的原始信号。由图(c)可见,ICA 算法能很好地保留原始脑信号中的信息,并且成功地把干扰信号除去。

1.3 特征提取

提取合适的信号特征是提高分类精确性的关键。目前常被应用的脑电信号的特征有:如特定频带的功

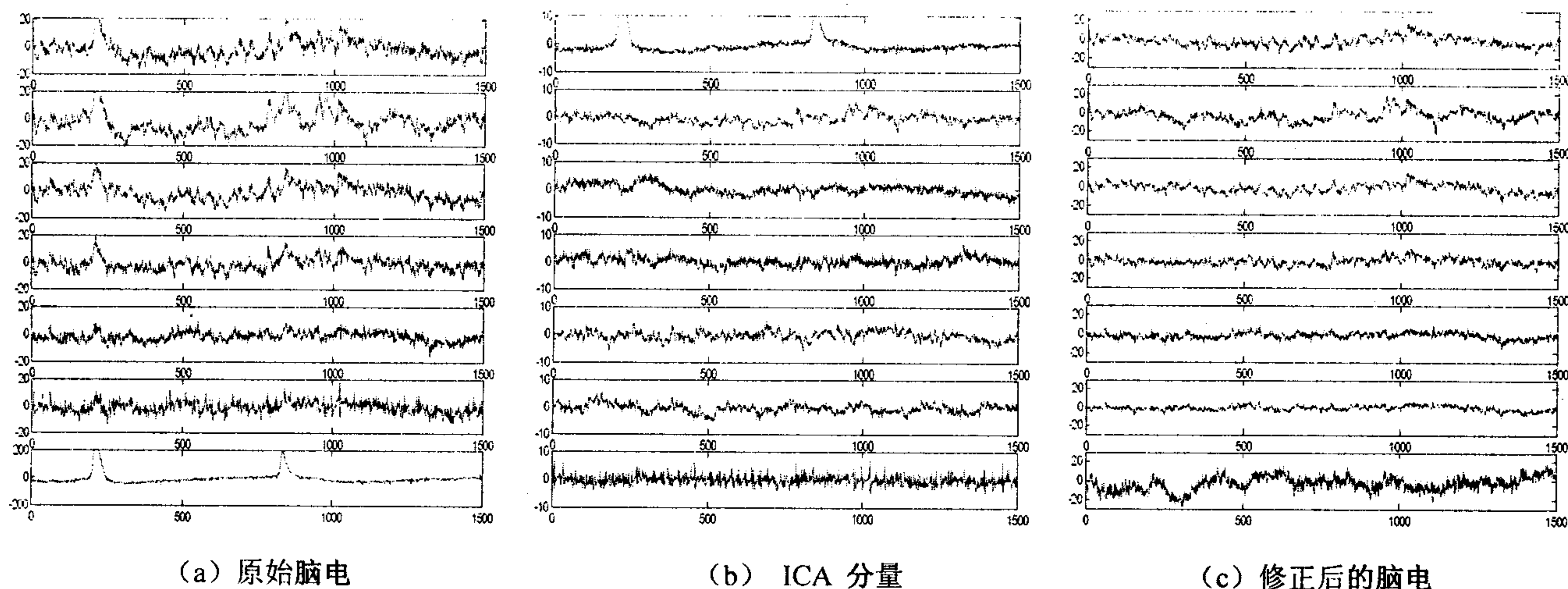


图 1 运用 ICA 对原始脑电去噪

率谱、小波系数、快速傅里叶变换、双谱估计、AR 模型系数^[5]等。Jack Culpepper^[6]采用 ICA 分离出来的信号源的功率谱密度作为特征,然后用神经网络对思维信号进行分类;Peltoranta M 和 Pfurtscheller G^[7]采用 AR 模型系数作为特征进行分类;何为、陈香等应用 AR 系数作为特征对 Jack Culpepper 的数据进行分类,都得到很好的效果。文中直接用 AR 模型参数进行特征提取。首先,对于运用 ICA 预处理后的 EEG 数据用矩形窗进行分段,窗口长度分别取 1 秒(250 个样本点)、0.5 秒(125 个样本点)和 0.3 秒(75 个样本点)三种情况。下一段与上一段重叠 0.4 秒(100 个样本点),如果窗口长度小于 0.4 秒的,则不重叠。例如窗口长度为 1 秒,数据长度为 10s,则可分为 23 段。对每一段数据建立一个 AR 模型,模型如下:

$$y_{i,c}(t) = - \sum_{i=1}^p a_{i,c} y_{i,c}(t-i) \quad (3)$$

其中: $a_{i,c}$ 为电导 C 的第 i 个 AR 系数, $C = \{C3, C4, P3, P4, O1, O2\}$, p 为 AR 模型的阶数。AR 模型的阶数根据 AIC 准则估计为 2 - 3 阶,但经大量的试验表明,文中数据取 6 阶的模型阶数较好,运用 Burg 法对每段的数据进行 AR 参数估计,得到长度为 $6 \times 6 = 36$ 的系数序列,这 36 个系数(6 导 \times 6 阶)构成一个特征向量($a_{1,c3}, a_{1,c4}, a_{1,p3}, a_{1,p4}, a_{1,o1}, a_{1,o2}, a_{2,c3}, a_{2,c4}, \dots, a_{6,o1}, a_{6,o2}$) 作为一个样本。

1.4 BP 神经网络分类器

近年来,神经网络被广泛应用于脑电信号的分类, LVQ、隐马尔柯夫模型(HMM)、支持向量机(SVM)、BP 网络、Bayes 分类器等在 EEG 信号分类应用中都取得了较好的效果^[8,9]。Kerin 和 Aunon 采用 Beyes 分类器^[2]对两类自发思维脑电进行分类,取得了较高的分类正确率。文中采用 BP 神经网络对思维脑电进行分类。

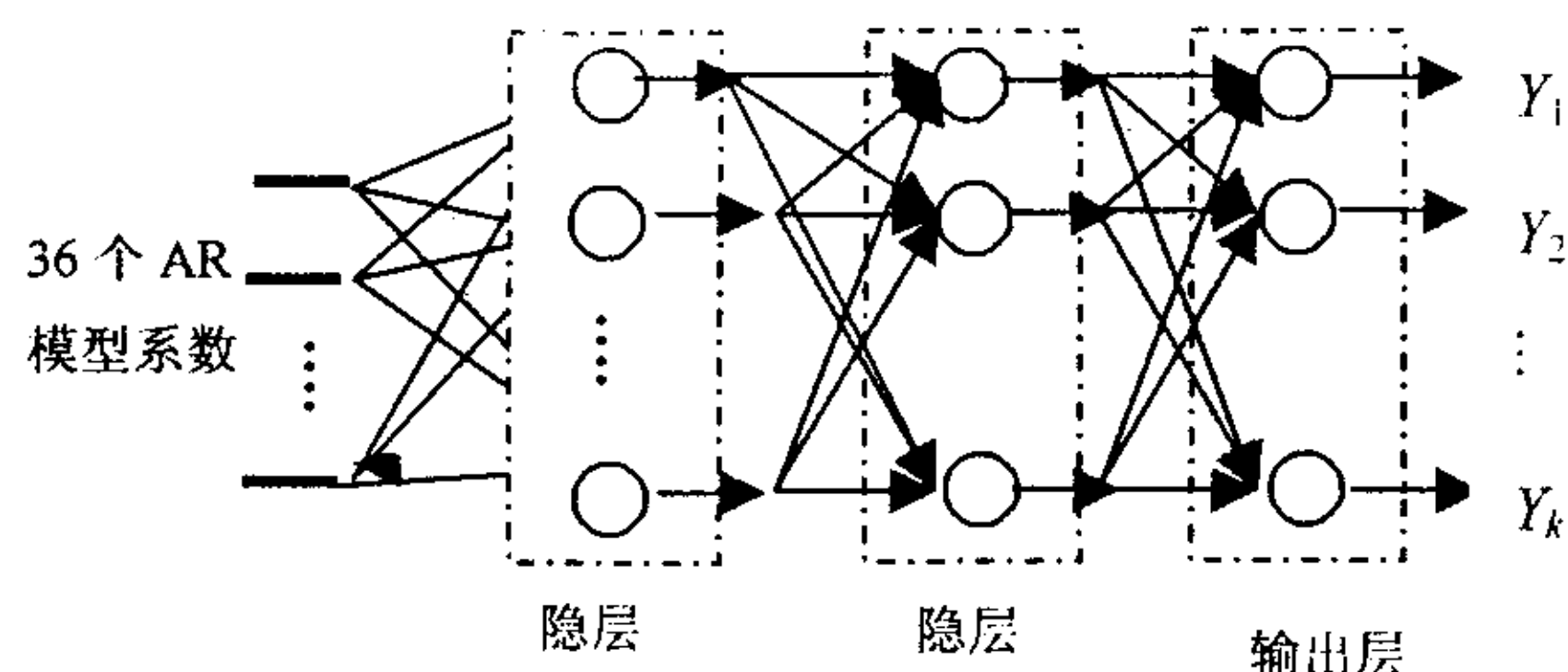


图 2 神经网络结构

文中的神经网络分类器如图 2 所示:采用一个输入层,一个或两个隐层和一个输出层的标准前向神经网络。隐层和输出层的激活函数均为 sigmoid 函数。训练采用带动量项的自适应学习算法 traingdx 训练函数。

网络输入层神经元数目取决于样本的长度,为

36。隐层神经元数目取决于分类样本种类和样本长度,隐层神经元数目对网络的收敛速度和分类效果有着较大的影响。输出层神经元数目取决于要分类的思维作业种类,每个神经元对应一种思维作业。特征样本集的构成也和要分类的思维作业种类有关,如果以要分类的为 3 种,每类数据长度为 10 秒,每种作业重复 10 次测试,窗口长度取 1 秒为例,则样本集有 $3 \times 230 = 690$ 个样本,每个样本对应一行,因此每个样本集为 36 行 690 列的矩阵。为测试分类的准确度,把样本集分为两部分,前一部分为训练样本,后一部分为测试样本。训练信号的设置若为某一思维作业信号,则对应的神经元输出为 1,其余的神经元输出为 0。可设置目标输出(10000)对应 baseline task; (01000)对应 math task; (00100)对应 letter task; (00010)对应 geometric figure rotation; (00001)对应 visual counting task。

2 试验结果及分析

利用上述方法,对受试者 1(一位 48 岁的男大学教师)的两种和三种不同思维脑电数据进行了分类,结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 两种思维作业的分类结果

窗口长度(s)	最佳网络结构	最佳分类结果	最差分类结果
1	17-0	93.8% baseline, count	85.4% letter, count
0.5	25-0	89.7% baseline, math	80.9% letter, count
0.3	15-8	86.5% math, rotat	77.2% letter, count

表 2 三种思维作业的分类结果

窗口长度(s)	最佳网络结构	最佳分类结果	最差分类结果
1	20-0	88.4% baseline, math, ratat	79.4% letter, rotat, count
0.5	38-0	83.7% baseline, math, count	75.2% letter, rotat, count
0.3	29-8	79.5% baseline, math, letter	73.8% math, letter, count

表 1 显示的是两种脑电思维作业的分类结果。窗口长度分别为 1 秒、0.5 秒和 0.3 秒。最佳网络结构栏表示各隐层中的神经元数目。比如:17-0 表示只有一个隐层,隐层的神经元数目为 17,而 15-8 表示有两个隐层,第一隐层的神经元数目为 15,第二个神经元数目为 8。在最佳分类结果栏中的百分数表示最佳的分类正确率,百分比下面的为取得最佳分类正确率的两种思维作业。很明显,某些思维作业相对于其它的更加容易分离出来。

表 2 显示的是三种脑电思维作业的分类结果。相对于表 1,随着分类任务的增加,分类正确率有所下降,并且网络结构的神经元数目增加了。通过对大量

数据分析处理后,发现若思维作业中有一类为 baseline 作业,则分类正确率比其它任意思维作业组合的分类正确率要高。所以在一些简单的基于两种思维作业的 BCI 设计时,选择 baseline 作业为其中之一,可以提高工作性能。

3 结 论

文中运用 ICA 对思维脑电数据进行预处理,然后建立 AR 模型提取特征,用 BP 神经网络作为分类器对 AR 模型提取的系数进行分类。

实验表明:文中的方法对不同思维作业脑电进行分类,取得了较好的分类结果,为思维作业分类和 BCI 技术提供了一种新的方法。并且独立分量分析能快速且有效地去除脑电伪迹,是该领域中一种行之有效的方法,具有广阔的应用前景。此外,文中采用 AR 模型进行特征提取,也可以尝试提取其它的特征进行分类。

参考文献:

- [1] Wolphaw J R. Brain - computer interface research at the wadsworth center[J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 2000, 8(2): 222 - 226.
- [2] Keirn Z A, Aunon J I. A new mode of communication be-

tween man and his surroundings[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1990, 37: 1209 - 1212.

- [3] Lee T - W. Independent Component Analysis - Theory and Application[M]. [s. l.]: Kluwer, 1998.
- [4] Bell A J, Sejnowski T J. An information - maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. Neural Computation, 1995, 7(6): 1129 - 1159.
- [5] Schlogl A. Using Adaptive Autoregressive Parameters for a Brain - Computer interface Experiment[C]// Preceedings 19 # International Conference IEEE/EMBS. Chicago: [s. n.], 1996: 1533 - 1535.
- [6] Culpepper J. Discriminating Mental States Using EEG Represented By Spectral Power Density[R]. CA, USA: Harvey Mudd College, 1999.
- [7] Peltoranta M, Pfurtscheller G. Neural network based classification of non - averaged event - related EEG responses[J]. Medical and biological engineering and computing, 1994, 32: 189 - 196.
- [8] Ford D K. Analysis of LVQ in the context of spontaneous EEG signal classification[D]. Fort Collins, Colorado: Colorado State university, 1996.
- [9] Tavakolian K, Rezaei S. Classification of Mental Tasks Using Gaussian Mixture Bayesian Network Classifiers[C]// IEEE international workshop on biomedical circuits and systems. Singapore: [s. n.], 2004.

(上接第 172 页)

后再转发给 IPv4 节点。

DSTM 的作用和 NAT - PT 相同,两者都有一个分配临时 IPv4 地址的步骤,但是使用隧道的 DSTM 避免了报文翻译带来的很多问题^[6]。

通过分析可以看出,现有的过渡机制各有优缺点和各自不同的适用范围。到目前为止,还没有一种机制能够适用于所有的情况,各种过渡机制都有其特定的适用环境。在实际应用过程中,首先要明确应用的类型、范围和系统的类型,然后选择合适的过渡机制进行设计和实施。

3 结束语

文中介绍的 IPv6 over IPv4 隧道技术主要用于 IPv6 孤岛的互连。随着 IPv6 的大规模发展,出现骨干 IPv6 网络,IPv6 上引入大量业务,同时仍然有大量 IPv4 业务存在。例如在我国, CERNET2 搭建了一个纯 IPv6 骨干网,已经有多所科研院所和高等院校部署了 IPv6 主干网络,但是还要保持原有 IPv4 网络,需要 IPv4 over IPv6 隧道技术或者协议转换技术。目前 IPv6 over IPv4 隧道技术应用较广,也较成熟,而 IPv4

over IPv6 隧道技术则不够成熟^[7]。未来需要对 IPv4 over IPv6 隧道技术进行研究,以实现 IPv4 网络通过 IPv6 网络互连。总之,只有因地制宜、科学分析,在不同的过渡阶段明确应用的类型、范围和系统类型,合理选择转换机制,才能更顺利地以较小的代价实现 IPv4 网络向 IPv6 的平稳过渡。

参考文献:

- [1] 李津生,洪佩琳.下一代 Internet 的网络技术[M].北京:人民邮电出版社,2001.
- [2] Hagen S. IPv6 精髓[M].北京:清华大学出版社,2004.
- [3] 张云勇.基于 IPv6 的下一代互联网[M].北京:电子工业出版社,2004.
- [4] Durand A, Fasano P, Guardini I, et al. IPv6 Tunnel Broker. RFC3053[S]. 2001.
- [5] 孙有越. IPv6 过渡机制综述[J]. 重庆邮电学院学报, 2004, 16(6): 108 - 113.
- [6] Tatipamula M, Grossetete P, Esaki H. IPv6 Integration and coexistence strategies for next - generation networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2004(1): 88 - 96.
- [7] 吴建平. CNGI 核心网 CERNET2 的设计[J]. 中兴通讯技术, 2005, 11(3): 16 - 20