

基于认知任务的脑机接口方法研究

毕路拯¹, 张 然², 高 原³, 吴平东¹

(1. 北京理工大学机械与车辆工程学院, 北京 100081; 2. 北京理工大学生命与技术学院, 北京 100081;
3. 北京理工大学信息科学技术学院, 北京 100081)

摘 要: 提出一种通过脑电波来识别放松状态以及乘法作业状态从而实现脑机接口的新方法。利用脑电仪记录受测者放松状态以及乘法作业时的大脑左右半球枕叶部的脑电信号, 采用 Welch 法分别估计出这 2 个部位 8Hz~10Hz、11~13Hz、14Hz~30Hz 3 个频段的功率谱, 以各个功率谱平均值和 2Hz~30Hz 频段功率谱平均值的比值作为分类特征, 采用支持向量机的方法建立了分类器, 从而实现了脑机接口。4 个受测者的实验结果表明识别准确率都大于 94.44%, 最高为 98.89%。由于只采用了 2 个采集点, 因此如果采用某种编码方式, 该脑机接口技术就可更加方便地用于写字、控制轮椅等方面。

关键词: 支持向量机; 脑机接口; 功率谱; 认知任务

Study on Brain Computer Interface Based on Cognitive Task

BI Luzheng¹, ZHANG Ran², GAO Yuan³, WU Pingdong¹

(1. School of Mechanical and Vehicular Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081; 2. School of Life Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081; 3. School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

【Abstract】 A brain computer interface presented using electroencephalogram(EEG) signals are the subjects that have to think of the multiplication task. EEG signals from 4 subjects are recorded at occipital scalp, while they are in the state of the multiplication task and the resting state. The spectral power in the 3 bands: 8~10Hz, 11~13Hz and 14~30Hz, is estimated using the Welch method respectively. A ratio of the average of the spectral power in each of the three bands to the average in 2~30Hz is designed as classification features. The multiplication task is detected by a support vector machine classifier. The experimental results show that the method is feasible, practical, and all accuracies are more than 94.44%, while maxim accuracy is 98.89%. Because the two channels are only used, the method is more convenient in practice for constructing letters, controlling a wheelchair and so on.

【Key words】 Support vector machine; Brain-computer interface; Spectral power; Cognitive task

脑机接口是人脑与计算机或其它电子设备之间建立的直接的交流和控制通道, 通过这种通道, 人就可以直接通过脑来操作设备而不需语言和动作^[1]。近年来, 基于脑电波的脑机接口技术取得很大的进展。深受神经肌肉疾病困扰的人群是这项技术的最大获益者。这种疾病往往阻断神经-肌肉通道, 使人们的意识无法控制行动, 更有甚者, 其生活完全无法自理。但这种疾病并不影响患者的智力、记忆或感觉。脑机接口技术正是利用患者这些未受损伤的神经活动来对含有操作控制意图的脑电信号进行处理, 提取出反映使用者意图的信号, 再把它翻译成控制设备的命令, 从而实现信息的交流。目前, 脑机接口技术的研究方法主要有脑皮层慢波、短时视觉诱发电位、稳态视觉诱发电位、P300 电位、 μ 节律或 β 节律, 事件相关同步/去同步电位以及认知任务。由于很难得到较低的错误率, 因此基于认知任务的脑机接口研究是这些技术中研究的相对较少的。Keirn and Aunon提出了一种基于成对认知任务的脑机接口方法^[2]。该方法通过贝叶斯分类器利用 delta, theta, alpha and beta 波段的功率谱来实现。Palaniappan 等人利用模糊分类器实现了 3 种任务的分类^[3]。Anderson 等研究了一种基于神经网络的放松状态和乘法状态的分类器^[4]。但是以上的这些脑机接口方法, 脑电采集系统用的导数(采集点)比较多, 不便于实际应用。在实际应用中, 应采用无线脑电采集方式, 现有成熟的无线脑电采

集帽导数最多只有两导, 因此为了使脑机接口技术实用化, 应在保证准确率的同时, 尽量减少导数。

本研究的目的是提出一种通过脑电波来识别放松状态以及乘法作业状态这两种认知任务从而实现脑机接口的新方法。该方法在保证高准确率的同时, 只使用了两导的采集数据, 而且使用者无需专门系统的训练, 因此便于实际应用。如果采用某种编码方式, 该脑机接口技术就可更加方便地用于写字、控制轮椅等方面。

1 数据采集

4 名受试者(2 男 2 女), 年龄 20 岁~22 岁, 自愿参与此实验。他们均为在校大学生, 身体健康, 且无神经性疾病。测试前 24h 内, 受试者未饮用任何含酒精或咖啡的饮料。

本实验使用的是日本光电公司生产的 32 通道的脑电仪。电极为 Ag/AgCl 表皮电极, 所使用电极的阻抗均未超过 20k Ω , 采样频率为 500Hz, 选取的采样点为大脑左半球的枕部 O1 和大脑右半球的枕部 O2, 参考电极分别为左耳耳垂 A1 和右耳耳垂 A2, 具体位置如图 1 所示。

基金项目: 教育部博士学科点专项科研基金资助项目(20010007016)

作者简介: 毕路拯(1975 -), 男, 博士、讲师, 主研方向: 脑电信息处理及应用, 感知与测控技术; 张 然、高 原, 本科生; 吴平东, 教授、博导

收稿日期: 2006-05-09 **E-mail:** bhxblz@bit.edu.cn

在进行放松任务测试时,要求受试者尽量放松,不进行任何思维活动;在进行数学运算任务时,受试者对预先给定的数字进行乘法运算,这种运算状态一直保持到测试结束。具体实验过程是:受试者先睁眼放松采集 15s 数据,之后休息 10s,再闭眼进行乘法心算采集 15s 数据,总共 40s 为一次试验。每一位受试者要完成这样的 3 组实验。取每 1 秒钟的脑电信号作为一个数据段,这样每种任务每次实验可以得到 15 个数据段,2 种认知任务共计 90 个数据段。将得到的这些数据段进行特征提取,然后设计分类器。

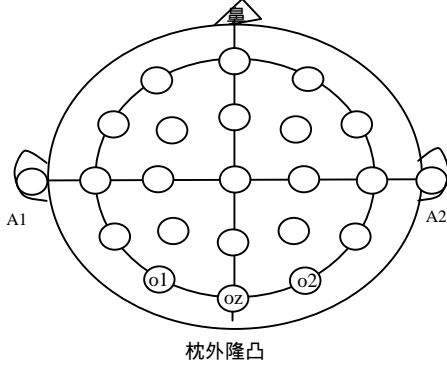


图 1 电极位置

2 特征提取

2.1 基于 Welch 法的功率谱估计

Welch 方法基本思想就是把一长度为 N 的数据 $x_N(n)$ 分成 L 段,每段的长度都是 M ,分别求出每一段的功率谱,然后加以平均,从而改进方差特性。

Welch 方法允许每一段都有部分的重叠。每段的数据窗口 $d(n)$ 可以是矩形窗、汉宁窗或汉明窗。设第 i 段的功率谱为 $\hat{P}_{PER}^i(f)$, 即

$$\hat{P}_{PER}^i(f) = \frac{1}{MU} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_N^i(n) d(n) e^{-j2\pi fn} \right|^2 \quad (1)$$

式中, $U = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} d^2(n)$

则平均后的功率谱如式(2)所示:

$$\begin{aligned} \tilde{P}_{PER}(f) &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \hat{P}_{PER}^i(f) \\ &= \frac{1}{MUL} \sum_{i=1}^L \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_N^i(n) d(n) e^{-j2\pi fn} \right|^2 \end{aligned} \quad (2)$$

2.2 分类特征

根据文献[5] α_1 (8~10Hz) 波主要反映了认知负载, α_2 (11~13Hz) 主要反映了对刺激的编码, (14~30Hz) 反映了高级思维活动。因此这 3 个频段的脑电波的功率谱可以作为区分安静状态和乘法作业状态的特征。又因为人在进行算术运算时,左半球的脑电波不同于右半球的脑电波。同时,为了消除不同频段的功率谱范围的差别,最终分别采用左半球的 o1 点脑电信号的这 3 个频段功率谱的平均值和整个频段功率谱平均值的比值: A'_{8-10} , A'_{11-13} , A'_{14-30} 以及右半球 o2 点处的 3 个频段功率谱的平均值和整个频段功率谱平均值的比值: B'_{8-10} , B'_{11-13} , B'_{14-30} , 作为分类特征。 A'_{8-10} 的计算过程如下:

首先根据式(2)取窗口为汉明窗, $m=64$, 重叠数为 50, 求出 o1 点处脑电信号的功率谱密度函数 $P_{o1}(f)$, 然后分别

由式(3)和式(4)求出该点 8~10Hz 频段和 2~30Hz 频段的平均功率谱: A_{8-10} , A_{2-30} , 最后根据式(5)即可求得 A'_{8-10} 。

$$A_{8-10} = \frac{\int_8^{10} P_{o1}(f) df}{10-8} \quad (3)$$

$$A_{2-30} = \frac{\int_2^{30} P_{o1}(f) df}{30-2} \quad (4)$$

$$A'_{8-10} = \frac{A_{8-10}}{A_{2-30}} \quad (5)$$

同样的方法可以求得 A'_{11-13} , A'_{14-30} , B'_{8-10} , B'_{11-13} , B'_{14-30} 。

3 基于支持向量机的分类器

3.1 支持向量机

支持向量机方法是建立在 VC 维理论和结构风险最小化原理基础上的。根据有限的样本建立的模型,可以获得最好的推广能力。

SVM 用于分类的基本思想就是构造一个超平面作为决策面,使得正、负模式之间的空白最大。

对于两类问题,将两类样本描述为

$$\{x_i, y_i\}, i=1, \dots, l, y_i \in \{-1, 1\}, x_i \in R^d$$

式中, l 为样本数, d 为输入维数。

设有 d 维空间中的超平面来划分这两类样本,在线性可分情况下就会有超平面使得这两类样本完全分开。将该超平面描述为

$$w \bullet x + b = 0 \quad (6)$$

对于给定的训练集,找到最优超平面就是求解如下的最优化问题:

$$\min \Phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (7)$$

满足约束条件

$$y_i (w \bullet x_i + b) - 1 \geq 0, i=1, 2, \dots, l \quad (8)$$

根据对偶原理,式(7)的最优化问题可以转化为求解如下优化问题:

$$\max_{\alpha} W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \bullet x_j \quad (9)$$

满足约束

$$\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, l \quad (10)$$

对于线性不可分问题和非线性判别函数有

$$\max_{\alpha} W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i \bullet x_j) \quad (11)$$

满足约束

$$\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, 2, \dots, l \quad (12)$$

式中, C 为大于零的常数, $k(x_i \bullet x_j)$ 为 SVM 核函数。

最终得到的判别函数为

$$d(x) = \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \quad (13)$$

式中, N_s 是支持向量个数, α_i 是支持向量 x_i 对应的系数, y_i 是 x_i 对应的类别标识, b 是偏移量。

最后通过判别函数 $d(x)$ 的符号来实现对样本 x 分类。

3.2 认知状态分类函数

对于每个受测者 2 种状态一共有 90 个训练样本。每个样本有 6 个分类特征。

根据前面介绍的支持向量机算法, 设每个受测者的分类函数为

$$d(x) = \sum_{j=1}^{N_s} \alpha_j y_j K(x, x_j) + b \quad (14)$$

式中, y_i 为输出值(当输出为乘法作业状态时, $y_i=1$; 当输出为放松状态时, $y_i=-1$)。取核函数 $K(x, x_j) = \exp\left[-\frac{(x-x_j)^2}{2\sigma^2}\right]$ 。

采用 SMO 方法进行训练, 其他参数 $C=1000$, 核函数参数 $2\sigma^2=10$ 。根据各个受测者训练样本即可确定式(14)的参数, 从而得到最终各个分类器。

3.3 分类器测试

为了验证分类器的性能, 需要对每个受测者的判别模型进行测试分析。为了能够充分利用样本, 采用留一法估计分类器的正确率^[5]。4 个受测者的测试结果如表 1 所示。表 1 表明每个受测者识别准确率都大于 94.44%, 最高为 98.89%。

表 1 准确率统计

| 序号 | 年龄 | 性别 | 准确率 |
|----|----|----|--------|
| 1 | 22 | f | 94.44% |
| 2 | 21 | m | 95.56% |
| 3 | 20 | f | 97.78% |
| 4 | 21 | m | 98.89% |

4 结论

本研究提出了一种通过脑电波来识别放松状态以及乘法作业状态这两种认知任务从而实现脑机接口的新方法。4 个受测者的实验结果表明识别准确率都大于 94.44%, 最高为 98.89%。同时, 由于只使用了两导的采集数据, 且使用者无

需专门系统的训练, 因此该脑机接口技术可以更加方便地应用到实际中。

但是很多研究表明, 脑电信号会随年龄而发生变化, 因此为了进一步验证该方法的有效性和可行性, 今后还需扩大实验对象的年龄范围来进行实验分析。

参考文献

- 1 Ebrahimi T, Vesin J M, Garcia G. Braincomputer Interface a New Frontier in Multimedia Communication[J]. IEEE Signal Processing Mag., 2003, 20(1): 14-24.
- 2 Keirn Z A, Aunon J I. A New Mode of Communication Between Man and His Surroundings[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1990, 37(12): 1209-121.
- 3 Palaniappan R, Raveendran P, Nishida S, et al. A New Brain-computer Interface Design Using Fuzzy ARTMAP[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2002, 10(3): 140-148.
- 4 Anderson C W, Stolz E A, Shamsunder S. Multivariate Autoregressive Models for Classification of Spontaneous Electroencephalogram During Mental Tasks[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1998, 45(3): 277-286.
- 5 Cremadesa J G, Barreto A, Sanchezb D. Human-computer Interfaces with Regional Lower and Upper Alpha Frequencies as Online Indexes of Mental Activity[J]. Computers in Human Behavior, 2004, 20(4): 569-579.
- 6 Dong Chunxi, Yang Shaoquan. Estimating the Generalization Performance of a SVM Efficiently[C]// Proceedings of the International Conference on Machine Learning, Morgan Kaufman, 2000.

(上接第 189 页)

表 3 LFCI 的类分布

| C# | E | P | C# | E | P | C# | E | P |
|----|-------|-----|----|-----|-------|----|-----|-----|
| 1 | 0 | 352 | 13 | 0 | 54 | 25 | 36 | 0 |
| 2 | 48 | 0 | 14 | 0 | 72 | 26 | 672 | 0 |
| 3 | 128 | 0 | 15 | 0 | 72 | 27 | 32 | 0 |
| 4 | 256 | 0 | 16 | 0 | 1 728 | 28 | 96 | 0 |
| 5 | 128 | 0 | 17 | 0 | 32 | 29 | 0 | 104 |
| 6 | 1 800 | 0 | 18 | 192 | 0 | 30 | 64 | 0 |
| 7 | 192 | 0 | 19 | 96 | 0 | 31 | 0 | 18 |
| 8 | 0 | 72 | 20 | 96 | 0 | 32 | 16 | 0 |
| 9 | 0 | 324 | 21 | 0 | 240 | 33 | 0 | 18 |
| 10 | 0 | 648 | 22 | 0 | 8 | 34 | 192 | 0 |
| 11 | 0 | 54 | 23 | 48 | 0 | 35 | 0 | 8 |
| 12 | 0 | 216 | 24 | 12 | 0 | | | |

Accuracy=7 876/8 124=96.95%

3 结论与下一步的研究工作

本文提出了基于最长频繁闭项集的聚类算法。采用 FP-Tree 结构, 并对原始树结构进行了 3 个方面的改造以适应本文算法和降低时间复杂度。给出了如何更新条件树以降低空间复杂度。提出了最长频繁闭项集的概念, 利用它的 2 个

最重要的属性, 并分析了本文算法的基础正是基于这 2 个属性。在定义了有效枝后提出了无效树的剪切方法, 大大地降低了算法的搜索时间。最后给出了在 mushroom 实验上的实验结果, 证明了该算法的有效性。

下一步将针对本算法得出的类过多等不足进行研究。

参考文献

- 1 Kamber J H M. 数据挖掘概念与技术[M]. 范明, 孟小峰, 译. 北京: 机械工业出版社, 2001: 223-259.
- 2 Grahne G, Zhu J F. Fast Algorithm for Frequent Itemset Mining Using FP-Trees[J]. IEEE Trans. on Knowledge & Data Engineering, 2005, 17(10): 1349-1350.
- 3 Guha S, Rastogi R, Shim K. ROCK: A Robust Clustering Algorithm for Categorical Attributes[C]// Proceedings of the 15th International Conference on Data Engineering, Sydney, Australia, 1999.
- 4 Andritsos P, Tsaparas P, Miller R J, et al. LIMBO: Scalable Clustering of Categorical Data[C]// Proceedings of the 9th International Conference on Extending Database Technology, Crete, Greece, 2004.
- 5 Newman D J, Hettich S, Blake C L, et al. UCI Repository of Machine Learning Databases[DB/OL]. 1998. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>.