

相同步及支持向量机在意识任务识别中的应用

张爱华, 赵予晗

(兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 提出一种衡量相同步方法, 用于提取与想象运动相关的脑电信号特征量, 并用支持向量机作为分类器对意识任务进行分类. 特征提取与分类结果证明了该方法的有效性.

关键词: 脑-计算机接口; 相同步; 线性辨别式分析; 支持向量机

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-0366(2006)03-0059-05

The Adoption of Phase Synchronization of EEG Recordings and Support Vector Machine for Recognition of Mental Tasks

ZHANG Ai-hua, ZHAO Yu-han

(School of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Science and Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: A new method of measuring phase synchronization is presented for the feature extraction of event-related EEG recordings. The support vector machine is used for classification of the mental tasks. Then these methods are adopted for single trial feature extraction and classification of imaginary left and right hand movements. Results show that the methods are effective for recognition of mental tasks.

Key words: brain computer interface; phase synchronization; linear discriminant analysis; support vector machine

近年来, 基于脑电信号 EEG (electroencephalogram, EEG) 的脑-计算机接口 BCI (Brain Computer Interface, BCI) 已成为新的研究热点^[1]. 一个 BCI 系统包括输入(脑电信号的获取子系统), 输出(指令输出子系统), 和把输入转换成输出的组件(脑电信号的处理子系统)等. 脑电信号获取子系统收集和数字化从头皮或者头皮表面测量所记录的 EEG, 数字化了的脑电信号被送入信号处理子系统, 提取使用者的信息和指令特征. 之后, 由分类器对所提取的特征量进行分类, 其中每一类别都对应于一种脑活动. 在经过了信号处理之后, 分类结果(表示信号最有可能属于哪一类别)被送入输出子系统, 从而执行与该类别相关的功能.

BCI 的研究在国际上兴起的时间还不长, 但目前, 国际上对人的大脑思维机理的研究和 BCI 技术的研究都十分重视^[2]. 自 2002 年起国际 BCI 研讨会

每年都会举行 BCI 数据竞赛. 在竞赛中出题者给出在 BCI 常用技术中遇到的信号处理和识别的问题以及数据, 为各国在 BCI 信号处理和识别方面的经验和体会的交流提供了机会, 也为我们的研究提供了可靠的数据. 以下所用的脑电实验数据就是取自 2003 年举办的国际 BCI 大赛.

目前国际上研究 BCI 的组织和个人在脑电信号的预处理, 特征提取和分类方面都提出了多种方法. 在特征提取方面主要包括功率谱密度, 自回归系数和时-频变换等一系列方法^[3,4]. 但是, 这些方法都是将 EEG 信号看作是由统计学上独立的正弦函数或其他波形的函数线性叠加而成的, 忽视了信号相间的信息.

在 EEG 的意识任务分类过程中, 目前采用的有贝叶斯分类器, 人工神经网络算法等. 其中, 运用人工神经网络在 BCI 中进行意识任务分类的一个重

收稿日期: 2005-04-13

基金项目: 国家自然科学基金(10572056); 兰州理工大学优秀青年教师培养计划资助(Q200114)

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

要特点就是它能够有效的解决很多非线性问题. 但由于脑电信号十分复杂, 人们难以获得足够的特征数据对分类器进行训练, 所以很多问题如局部极小点问题、学习问题等在 BCI 的分类过程中都难以解决.

1 数据及实验描述

该组数据由奥地利的 Graz 科技大学在 2003 年的 BCI 大赛上提供, 共由 7 组 280 次实验组成. 该实验是由一个含有反馈信号控制的在线 BCI 系统完成, 每次实验的时间为 9 s. 在起初的 2 s, 受试者都保持休息状态, 在 $t=2\text{s}$ 时, 触发器由低变为高, 显示器上出现一个持续 1 s 的十字光标, 同时会伴随一个声音提示信号提示实验开始(受试者准备开始想象任务). 在 $t=3\sim 9\text{s}$ 时会有一个指示左右方向的箭头代替十字光标作为指令, 同时, 要求受试者按照指令所提示的方向通过想象左右手运动控制进度条向箭头指示的方向移动, 与此同时, BCI 系统也开始提供反馈信号控制进度条长度(实验的电极位置以及每次实验进程的示意说明见图 1).

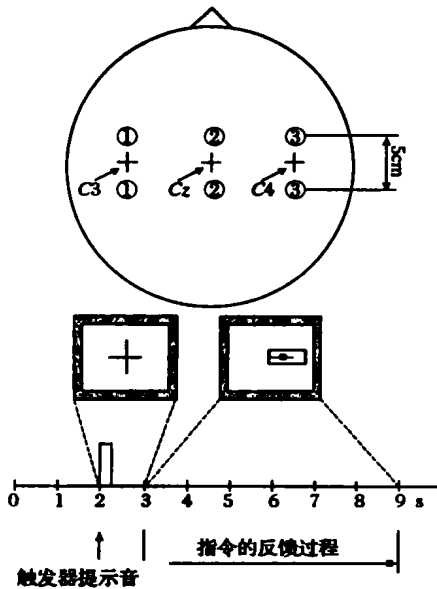


图 1 BCI 实验进程及电极位置

反馈信号是根据前 1 s EEG 信号的 AAR 参数结合判别式分析得到的一个输出参数, 通过位于 $C3, C_z, C4$ 3 个电极前后(前“+”后“-”)各 2.5 cm 位置的双极性导连方式记录脑电信号. 我们所得到的脑电信号的采样频率是 128 Hz, 预先进行了滤波使其为脑电信号主要集中的区域 0.5~30 Hz, 并将其分为测试样本数据(140 组)和训练样本数据(140 组)2 部分. 实验的任务就是通过对训练数据分析,

提供一个可用于控制连续反馈信号的 BCI 分析系统, 实现对测试数据的在线分类和分析. 图 1 是该实验的电极位置示意图以及每次实验进程的示意说明.

2 相同步在脑电信号特征的提取

2.1 脑电信号的 ERD 与 ERS

人的大脑在没有处理感觉输入或没有产生运动输出的时候, 大脑中的 EEG 活动集中在运动皮层为 μ 波, 集中在视觉皮层就表现为 β 波. 很多因素表明, μ/β 波可以作为基于 EEG 的通讯系统的很好的信号特征量, 因为它们所关联的那些大脑皮层都是直接跟大脑的正常运动输出通路相联系的. 实验证实: 运动或者准备运动都会伴随着 μ 波和 β 波型的减小. 这个减小叫做事件相关去同步化 ERD (Event-related Desynchronization, ERD); 与此相反, 在运动完成并且放松的时候, 波形便会增大, 这一现象叫事件相关同步化 ERS (Event-related Synchronization, ERS). 并且, 在大多数 BCI 的应用中, ERD 和 ERS 并不需要产生实际的动作, 在想象运动中就会产生^[5], 这就为开发实用的 BCI 系统提供了很大的便利.

据大脑运动皮层的结构特点, 大脑的一个重要组织原则就是肢体运动的交叉控制, 即左侧肢体运动由大脑右半球控制, 而右侧肢体运动则由大脑左半球控制. 我们已经得知, $C3$ 和 $C4$ 电极的位置分别在大脑的左半球和右半球, 由此可以想到, $C3$ 与 $C4$ 信号之间的差别就可以作为一个有利的特征量来对移动左右手的意识任务进行分类.

2.2 相同步

在过去的几年里, 混沌系统中的相同步已经证明可以应用于生物科学. 然而, 在生物医学界, 这种同步常常只是通过感性的方式来利用而一直以来都没有建立一个物理学上的严格的定义, 这就导致在应用中出现了基于不同的系统的多种的相同步的定义, 其在生物医学中的发展潜力还远远没有被开发出来. 在此, 将相同步的概念应用于脑电活动, 作为识别脑电信号的运动意识信息的一种特征量, 一种新的特征提取方法.

在物理学上, 同步的概念是在 17 世纪由 Huygens 通过 2 个无摩擦的耦合谐波振荡器给出的, 在此类典型的例子中, 相同步通常被定义为 2 个振荡器间的锁相^[6]:

$$\varphi_a = n\psi_a(t) - m\psi_b(t), \quad (1)$$

其中 n 和 m 是常数, Ψ_a 和 Ψ_b 分别是 2 个振荡器的相位, $\Phi_{n,m}$ 是它们之间的相对相位. 为了更好地研究混沌系统中的同步关系, 将同步的定义变换为在相对较松弛的条件下:

$$\langle \omega_{n,m} \rangle = n \langle \omega_a \rangle - m \langle \omega_b \rangle = n \left\langle \frac{d\Psi_a(t)}{dt} - \frac{d\Psi_b(t)}{dt} \right\rangle = 0, \quad (2)$$

在上式中, $\langle \rangle$ 表示的是时间平均量, $\omega_{n,m}$ 是系统的相对频率. 为了研究 2 个系统是否存在同步, 首先必须要知道它们的相变量 Ψ_a 和 Ψ_b . 但是对于很多非线性系统来说, 在处理未知起始时间的连续时间系统时这一点常常是很难达到的. 因此, 运用信号解析的方法来定义任意信号 $s(t)$ 的瞬时相:

$$\Psi(t) = \arctan \frac{s(t)}{s(t)}, \quad (3)$$

其中

$$s(t) = \frac{1}{\pi} P.V. \int_{-\infty}^{\infty} \frac{s(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (4)$$

是由信号的 Hilbert 变换得到 ($P.V.$ 代表这是柯西定理的值). 运用卷积的理论再将上式变换为

$$s(t) = -iFT^{-1} [FT[s(t)] \text{sign}(\omega)], \quad (5)$$

其中 FT 是傅立叶变换, 相对应的, FT^{-1} 是傅立叶逆变换. 通过这些定义可以很明显地看到, 通过 Hilbert 变换将原始信号在频域内的相位移动了 $\frac{1}{2}\pi$ 并同时保持功率谱不变.

注意到式 (3) 中所定义的瞬时相的范围是限定在 $[0, 2\pi]$ 的. 但是, 当处理例如周期性激励 Lorenz 系统或者是混沌系统的问题时, 发现系统的相对相位 (例如相间差异) 会或多或少的表现出长度为 2π 的相跃^[7]. 由于相跃的存在, 噪声会强烈地影响相对频率并且使其不能在 EEG 系统中作为衡量同步信息的标准. 为了解决这一问题, 根据文献 [8] 运用统计学的观点通过分析单次循环中相对相角分配关系得知: 如果在大多数时候是相同步的, 2π 的相跃将不再明显. 将相对相映射到区间 $[0, 2\pi]$ 的方法之一就是如上所述的解析信号的方法, 应用三角附加的原理解释相对相位^[9]. 当 $n=m=1$ 时

$$\Psi_{1,1}(t) = \Psi_a(t) - \Psi_b(t) = \arctan \frac{s_a(t)s_b(t) - s_a(t)s_b(t)}{s_a(t)s_b(t) + s_a(t)s_b(t)}, \quad (6)$$

自然, 这个值属于 $[0, 2\pi]$ 之间.

为了定义一个实用的相同步的标准, 可以用另一个与其类似的概念: 基于类条件概率的指数^[10]. 由于我们的目标是衡量同一生理学系统 (脑活动) 中所提取的连续时间信号间的同步, 因此在同步比率

为 $n:m=1:1$ 时最有可能获得同步. 并且, 当进一步假定 $n=m=1$ 时, 就可以将如下定义的同角分布的平均相关性作为同步的标准.

$$R = \left| \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} e^{i\Phi_{1,1}(j\Delta t)} \right| = 1 - CV, \quad (7)$$

其中 $1/\Delta t$ 是这个离散时间连续系统的取样率, CV 是在把相对相角转化为复平面中的单周期角分布的过程中的循环变量. 当 $\Phi_{n,m}$ 用来代替 $\Phi_{1,1}$ 时, 上式便可以转化为对 $n:m$ 情况下的同步. 运用欧拉公式将式 (7) 转化为

$$R = \left\{ \left[\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \sin[\Phi_{1,1}(j\Delta t)] \right]^2 + \left[\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \cos[\Phi_{1,1}(j\Delta t)] \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}, \quad (8)$$

从式 (8) 可得出 R 的值是在区间 $[0, 1]$ 之间, 并且只有当符合同步的条件时 R 值才为 1, 反之, 则为 0.

3 分类器设计

分类方法是脑电信号处理子系统中一个极其重要的部分. 这里主要提出 2 种分类方法对所提取的特征量进行分类.

3.1 线性判别式分析

线性判别式分析 LDA (Linear Discrimination Analysis, LDA) 方法首先将所提取的特征量进行如下线性变换:

$$y = \omega^T x + \omega, \quad (9)$$

其中 ω 和 ω 是通过最小化类间方差和类内方差的比率得到的, 这样可以保证最大化分类率. 类内方差矩阵定义为

$$s_w = \sum_{i=1}^K \sum_{l=1}^K (x^l - \mu) (x^l - \mu)^T, \quad (10)$$

其中 μ 是整个训练集中的量的均值.

对于上述所处理的 2 种分类问题, 分类定义为

$$X \in \begin{cases} \text{class}^1 & \text{if } y > 0, \\ \text{class}^2 & \text{if } y < 0. \end{cases}$$

3.2 支持向量机

人工神经网络等学习方法多是以经验风险最小化原则为前提的, 只有在样本数趋向无穷大时, 其性能才有理论上的保证. 而支持向量机 SVM (Support Vector Machine, SVM) 方法的最大特点是基于结构风险最小化原则^[11], 它不仅要求最优分类面将 2 类样本无错误的分开, 而且要使类间间隔最大, 从而保证真实风险最小, 较好地解决了小样本的分类问题.

SVM 的基本思想: 设包含 l 个样本的训练集, 通过非线性映射 $\Phi(x)$ 将输入向量 $x \in R^d$ 变换到一

个高维特征空间 F , 在特征空间寻找最优的线性分类面. 其中 X_i 为输入向量, Y_i 为类别标识.

根据最优理论, 支持向量机的决策函数如下:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^m \alpha^* y_i K(x_i, x) + b^*\right), \quad (11)$$

其中 α^* 为下列优化问题的最优解:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j), \quad (12)$$

约束条件:

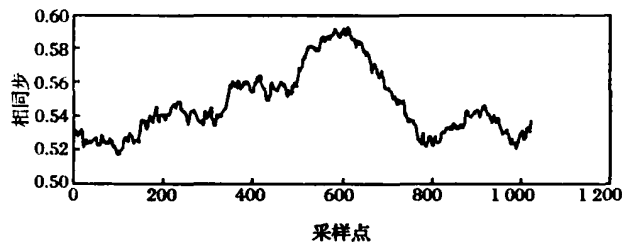
$$l \sum_{i=1}^l \alpha y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l$$

其中函数 $K(x_i, y_i)$ 为满足 Mercer 条件的核函数^[12].

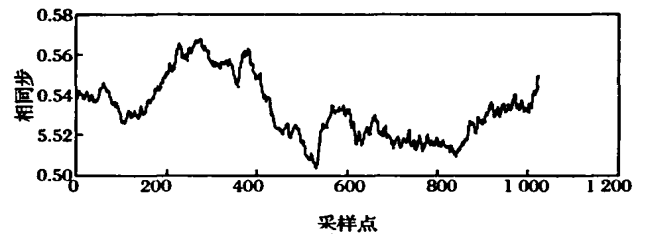
采用性能较好的径向基函数 RBF (radial basis function, RBF) 作为核函数:

$$K(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right\}, \quad (13)$$

σ 为 RBF 函数的宽度参数, 控制了核函数的径向作

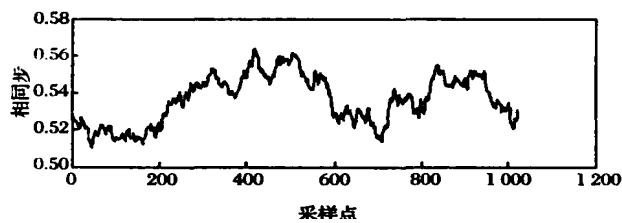


(a) 想象左手运动

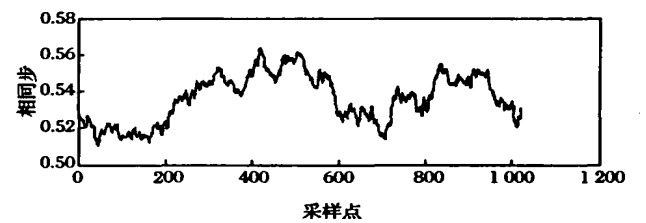


(b) 想象右手运动

图2 C4 和 Cz 之间提取的相同步信息对比



(a) 想象左手运动



(b) 想象右手运动

图3 C3 和 Cz 之间提取的相同步信息对比

为意识任务分类的有效的特征量.

除了以上所提到的分析相同步的方法, 我们还计算了信号的能量以及小波熵作为特征量, 对信号进行分类.

4.2 分类

根据所给的 140 组训练数据对分类器进行训练, 并用该分类器对 140 组测试数据进行分类以计算分类的正确率. 表 1 是应用不同的特征量及分类器所得的分类正确率.

用范围.

4 实验结果

4.1 信号预处理与特征提取

由于要研究的是 EEG 中的相同步信息, 因此, 运用小波包将信号处理为 8~24 Hz, 在这一频段内包含了所有的 μ 波和 β 波的信号. 根据这一频段的脑电信号提取特征量.

从实验电极位置图可以看到, C_z 的位置对于运动信息的反射相对独立, 运用 C_3 和 C_4 2 个通道的信号分别与 C_z 通道的信号相对比, 根据上文特征提取部分所提到的方法提取其中相同步的信息, 并将左右手特征分开以体现其差别: 从图 2 和图 3 中可以看到, 所提取的相同步信息在想象移动左手和右手时表现出了明显的差别, 这一差别在 4~5 s 时尤其明显. 这就更加确定了相同步这一信息可以作

表 1 不同分类器所对应的分类正确率 (%)

分类	特征量	相同步	能量	小波熵
		SVM	79.8	87.9
	LDA	78.6	85.3	79.4

5 结论

从以上的理论分析和实验结果可以看出, 相同步可以作为一个有效的特征量用于区分不同运动意识, 支持向量机在脑电信号的意识任务分类上也凸现了其理论上和应用上的优势. 相同步和支持向量

机分析方法的研究和应用为意识任务识别提供了新的思路和方法。

参考文献:

- [1] Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, *et al.* Brain-computer Interfaces for Communication and Control [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2002, 113:767-791.
- [2] Graimann B, Huggins J E, Schlogl A, *et al.* Detection of Movement-related Desynchronization Patterns in Ongoing Single-channel Electrooculogram [J]. *IEEE Trans on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, 11(3):276-281.
- [3] Garrett D, Peterson D A, Anderson C W, *et al.* Comparison of Linear, Nonlinear, and Feature Selection Methods for EEG Signal Classification [J]. *IEEE Trans on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, 11(2):111-114.
- [4] Anderson C W, Stolz E A, Shamsunder S. Multivariate Autoregressive Models for Classification of Spontaneous Electroencephalographic Signals During Mental Tasks [J]. *IEEE Trans on Biomedical Engineering*, 1998, 45(3):277-286.
- [5] Kalcher J. Discrimination Between Phase Locked and Non-phase-locked Event-related EEG Activity [J]. *Electroenceph Clin Neurophysiol*, 1995, 94:381-384.
- [6] Rosenblum M G, Pikovsky A S, Kurths J. Phase Synchronization of Chaotic Oscillators [J]. *Phys Rev Lett*, 1996, 76:1804-1807.
- [7] Zaks M A, Park E H, Rosenblum M G, *et al.* Alternating Locking Ratios in Imperfect Phase Synchronization [J]. *Phys Rev Letter*, 1999, 82:4228-4231.
- [8] Schofer C, Rosenblum M G, Abel H H, *et al.* Synchronization in Human Cardiorespiratory System [J]. *Phys Rev*, 1999, 60:857-870.
- [9] Rosenblum M G, Kurths J, Pikovsky A S, *et al.* Synchronization in Noisy Systems and Cardiorespiratory Interaction [J]. *IEEE Eng Med Biol*, 1998, 17:46-53.
- [10] Pikovsky A S, Volkmann J, Schnitzler A, *et al.* Detection of $n:m$ Phase Locking from Noisy Data [J]. *Application to Magnetoencephalography*, *Phys Rev Lett*, 1998, 3291-3294.
- [11] 边肇祺. 模式识别 [M]. 北京:清华大学出版社, 1998.
- [12] Vanpanik V N. the Nature of Statistical Learning Theory [M]. NY: Springer-Verlag, 1995.

作者简介:

张爱华, (1964-) 女, 河北省永年人, 2005年毕业于西安交通大学生物医学工程专业获博士学位, 现任兰州工业大学电气工程与信息工程学院教授, 研究方向:生物医学信号检测、处理与识别。

· 新书推介 ·

《甘肃滑坡灾害》

Landslide Hazards in Gansu, China

吴玮江 王念秦编著 定价:48.00元

本书由兰州大学出版社出版, 是第一部关于甘肃滑坡系统研究的专著。作者长期致力于甘肃滑坡灾害的防治研究工作, 先后主持参与了洒勒山滑坡形成机理及巴谢河流域滑坡研究、甘肃省东部地质灾害调查研究、黄土滑坡中短期预报的理论与实践、冻融期滑坡形成机理研究、兰州市地质灾害防治规划等60余项课题, 并参加了多次滑坡灾害应急考察。本书基于作者20多年从事滑坡调查研究和防治工作中所取得的资料和成果并收集、参阅了历年来有关甘肃滑坡文献资料以及国内外同类研究的成果, 在分析甘肃滑坡发育环境地质条件的基础上, 从工程地质学的角度全面系统地总结研究了甘肃滑坡类型、特征; 滑坡发育程度、分布规律和影响因素; 剖析了城市、交通、水利、矿山等工程建设中遇到的重大滑坡灾害问题; 通过典型滑坡实例, 图文并茂地深入探讨了不同类型滑坡的特征和形成机理。同时, 对季节性冻结滞水促滑效应、高速远程滑坡的冲撞加速作用机理、滑坡引起的主要次生灾害、滑坡发生时间的预测预报、黄土地区降水入渗引发滑坡和滑坡开发利用等问题进行了重点分析研究, 并提出了许多新的观点、新的理论、新的方法。是一部系统总结、研究甘肃滑坡的专著, 专业技术理论积淀厚重、资料详实、内容丰富, 具有一定的实用价值和理论意义, 可供交通、城建、水利、矿山和国土资源等部门从事岩土、工程地质、环境地质、地质灾害防治专业的工程技术人员实地参考应用, 也可供高等院校的相关专业在教学中参考使用。

邮购地址: 兰州市定西南路211号

电话: 0931-8633687

邮编: 730000

甘肃省科学院地质灾害防治研究所

E-mail: wwj0408@163.com

联系人: 吴玮江