

基于信号投影能量特征的脑电意识动态分类

王永轩 邱天爽 刘 蓉 李春月 马 征
(大连理工大学电子信息与电气工程学部, 大连 116024)

摘 要: 针对脑电意识任务动态分类问题, 本文提出了一种基于投影能量的特征提取方法来提取反映不同思维状态的脑电特征, 并结合信息累积后验贝叶斯方法进行分类以提高脑-机接口系统的分类正确率。该方法通过使两类信号在投影基上的平均投影能量比达到极值, 从而达到提高脑电信号分类准确度的作用。实验结果表明两个运动想象数据集上的最大正确率都达到 90% 左右, 最大分类准确率、kappa 系数和最大互信息等评价指标的比较也表明该方法能够有效提高 BCI 系统的性能, 具有较好的实用性。

关键词: 脑-机接口; 运动想象; 投影能量; 贝叶斯分类

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2012)08-1059-04

Dynamic Motor Imagery Classification with Signal Power Projection based Feature

WANG Yong-xuan QIU Tian-shuang LIU Rong LI Chun-yue MA Zheng

(Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: The brain-computer Interface (BCI) gives interactive communications between people and the machine, and has fascinated the researchers over the last couple of years. However, the BCI system suffers from a low information transmission rate, low accuracy and poor interactive performance, which is the bottleneck for the promotion of BCI-actuated system. Therefore, to classify different motor commands fast with minimal error is an important problem in the BCI system. For the dynamic classification of motor imagery mind states in the brain-computer interface (BCI), we proposed a power projection based feature extraction method to classify the EEGs by combining information accumulative posterior Bayesian approach. This method improves the classification accuracy by maximizing the average projection energy difference of the two types of signals. The experimental results on two motor imagery datasets show that the maximum classification accuracy is about 90%. With three indexes, i.e. maximum classification accuracy, kappa coefficient and mutual information, the effectiveness of this method is demonstrated.

Key words: brain-computer interface (BCI); motor imaginary; projection power (PP); bayesian classification

1 引言

脑-机接口 (brain-computer interface, BCI) 通过解读大脑信号来实现与外界环境的交流和控制, 在神经康复工程、游戏、军事和脑认知等领域有着广泛的应用前景, 因此受到世界科学人员的广泛关注^[1]。BCI 技术的核心是通过脑电 (electroencephalogram, EEG) 信号进行分类, 识别不同的意识活动状态。然而, 从头皮记录的 EEG 不仅非常微弱, 信噪比很低, 而且不同

意识状态下的 EEG 差异并不显著。因此, 多种模式识别算法被应用于 BCI 系统进行 EEG 特征提取和大脑思维状态分类, 期望能够最大限度地减少分类错误率, 提高信息传输速度。当人们进行单侧肢体运动想象时, 大脑对侧运动感觉区的 μ 节律能量减小, 而同侧运动感觉区的 μ 节律能量增大, 这种现象被称为事件相关去同步/同步 (event-related desynchronization/synchronization, ERD/ERS)^[2]。基于 ERD/ERS 的 BCI 系统在方向控制等方面具有独特的优势, 用于控制的

收稿日期: 2012-07-25; 修回日期: 2012-08-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60940023, 61172108, 61139001, 61005088); 国家科技支撑计划项目(2012BAJ18B06); 机器人与系统国家重点实验室开放研究项目(SKLRs-2010-ZD-07)

EEG 只是通过运动想象产生,如想象左右手运动,而不依赖于任何感觉刺激,因此被广泛应用于 BCI 系统中。自 1992 年以来,以 Pfurtscheller 为首的奥地利 Graz 科技大学研究小组进行了大量的基于大脑皮层手运动功能区 C3 和 C4 导联的 ERD/ERS BCI 系统的研究。目前,运动想象 EEG 特征提取的主要方法有自回归模型法 (autoregression, AR)、离散傅里叶变换 (discrete fourier transformation, DFT) 和小波变换 (wavelet transformation, WT) 等^[3-6]。这些方法使用的分类特征都是频带能量 (band power, BP), 特征频带是根据经验值确定的,但实验表明运动想象相关的 ERD/ERS 模式存在较大的个体间差异,如果采用固定值,则难以达到最佳的分类效果。因此本文提出了一种基于投影能量 (projection power, PP) 的方法来提取 C3 和 C4 导联的分类特征,该方法的准则是使两类信号在投影基上的平均投影能量比达到极值,并结合后验贝叶斯方法进行分类,获得了满意的效果。

2 PP 特征提取方法

设 $X_c \in R^{M \times N_c}$ 为某导联运动想象信号的训练集,其中 $c \in \{L, R\}$ 分别表示左、右手两个类别, M 为单次实验采样点数, N_c 为运动想象次数。若给定基信号为 $\mathbf{u} \in R^M$, $\|\mathbf{u}\| = 1$, 则单导联单次运动想象信号 $\mathbf{x}_{c_j} \in R^M$, $j = 1, 2, \dots, N_c$ 在基信号上的投影能量 $e_{c_j}(\mathbf{u})$ 为

$$e_{c_j}(\mathbf{u}) = (\mathbf{x}_{c_j}^T \cdot \mathbf{u})^2 \quad (1)$$

以及两类信号训练集在基信号上的平均投影能量 $\bar{e}_c(\mathbf{u})$ 为

$$\bar{e}_c(\mathbf{u}) = \mathbf{u}^T \cdot \mathbf{X}_c \cdot \mathbf{X}_c^T \cdot \mathbf{u} / N_c = \mathbf{u}^T \cdot \mathbf{R}_c \cdot \mathbf{u} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{R}_c = \mathbf{X}_c \cdot \mathbf{X}_c^T / N_c$ 为该导联运动想象信号的自相关矩阵,一般均为正定阵。定义目标函数

$$F(\mathbf{u}) = \frac{\bar{e}_L}{\bar{e}_R} = \frac{\mathbf{u}^T \cdot \mathbf{R}_L \cdot \mathbf{u}}{\mathbf{u}^T \cdot \mathbf{R}_R \cdot \mathbf{u}} \quad (3)$$

我们以两类信号的平均投影能量比 $F(\mathbf{u})$ 达到极大值 F_{\max} 和极小值 F_{\min} 为标准,对应的特征向量 \mathbf{u}_{\max} 和 \mathbf{u}_{\min} 即为待求的基信号对。式(3)的优化问题可通过广义特征值分解方法求解。

对 \mathbf{R}_L 和 \mathbf{R}_R 进行广义特征值分解可得

$$\mathbf{R}_L \cdot \mathbf{U} = \mathbf{R}_R \cdot \mathbf{U} \cdot \mathbf{\Lambda} \quad (4)$$

式(4)中的矩阵 \mathbf{U} 可以将 \mathbf{R}_L 和 \mathbf{R}_R 同时合同对角化为

$$\mathbf{U}^T \cdot \mathbf{R}_L \cdot \mathbf{U} = \mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_M), \lambda_i \geq \lambda_j > 0 (\forall i < j)$$

$$\mathbf{U}^T \cdot \mathbf{R}_R \cdot \mathbf{U} = \mathbf{I} \quad (5)$$

进而可得

$$\begin{aligned} F(\mathbf{u}) &= \frac{\mathbf{u}^T \cdot \mathbf{R}_L \cdot \mathbf{u}}{\mathbf{u}^T \cdot \mathbf{R}_R \cdot \mathbf{u}} = \frac{\mathbf{u}^T \cdot \mathbf{U}^{-T} \cdot \mathbf{\Lambda} \cdot \mathbf{U}^{-1} \cdot \mathbf{u}}{\mathbf{u}^T \cdot \mathbf{U}^{-T} \cdot \mathbf{U}^{-1} \cdot \mathbf{u}} \\ &= \frac{\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{\Lambda} \cdot \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{v}} = \frac{\lambda_1 \cdot v_1^2 + \dots + \lambda_M \cdot v_M^2}{v_1^2 + \dots + v_M^2} \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $\mathbf{v} = \mathbf{U}^{-1} \cdot \mathbf{u}$, 显然有

$$\begin{aligned} F_{\max} &= F(\mathbf{U} \cdot [1, 0, \dots, 0]^T) \triangleq F(\mathbf{u}_{\max}) = \lambda_1 \\ F_{\min} &= F(\mathbf{U} \cdot [0, \dots, 0, 1]^T) \triangleq F(\mathbf{u}_{\min}) = \lambda_M \end{aligned} \quad (7)$$

在分别得到 C3 和 C4 导联的两组基信号对后,将单次运动想象信号根据式(1)计算用以分类的四维特征向量 $\mathbf{z} = [e_{C3\max}, e_{C3\min}, e_{C4\max}, e_{C4\min}]^T$ 。为了使用后验贝叶斯方法进行分类,还需要确定两类信号特征向量 $f_c(\mathbf{z})$ 的分布。通常假定符合高维高斯分布,均值向量 $\boldsymbol{\mu}_c$ 和协方差矩阵 \mathbf{S}_c 可由训练集计算得到。

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_c &= E(\mathbf{z}_c) = \sum_{j=1}^{N_c} \mathbf{z}_{c_j} / N_c \\ \mathbf{S}_c &= E((\mathbf{z}_c - \boldsymbol{\mu}_c) \cdot (\mathbf{z}_c - \boldsymbol{\mu}_c)^T) \\ &= \sum_{j=1}^{N_c} (\mathbf{z}_{c_j} - \boldsymbol{\mu}_c) \cdot (\mathbf{z}_{c_j} - \boldsymbol{\mu}_c)^T / N_c \\ f_c(\mathbf{z}) &= f(\mathbf{z} | \boldsymbol{\mu}_c, \mathbf{S}_c) = (2\pi)^{-2} \cdot |\mathbf{S}_c^{-1}|^{\frac{1}{2}} \\ &\cdot \exp(-\frac{1}{2}(\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu}_c)^T \mathbf{S}_c^{-1} (\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu}_c)) \end{aligned} \quad (8)$$

3 后验贝叶斯分类

实验数据包含了大脑不同状态下连续变化的脑电信息,因此这里采用后验贝叶斯分类算法结合信息累积技术对两种运动想象信号进行分类。将观测信号通过滑动窗方法分段,并根据 PP 方法计算出每段信号的特征向量分布 $f_{c_i}(\mathbf{z})$, $i = 1, 2, \dots, D$, 其中 D 为总段数。每段信号的贝叶斯后验概率 $p_i(c | \mathbf{z}_i)$ 为

$$p_i(c | \mathbf{z}_i) = \frac{f_{c_i}(\mathbf{z}_i)}{f_{L_i}(\mathbf{z}_i) + f_{R_i}(\mathbf{z}_i)}, c \in \{L, R\} \quad (9)$$

当信息累积过程到第 d ($1 \leq d \leq D$) 段时,累积贝叶斯后验概率 $p_d(c | \mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_d)$ 由第 d 段及以前的单段信号贝叶斯后验概率加权组合得到

$$p_d(c | \mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_d) = \frac{\sum_{i=1}^d k_i \cdot p_i(c | \mathbf{z}_i)}{\sum_{i=1}^d k_i} \quad (10)$$

其中 k_i 为加权系数,它反映了每段信号的特征向量在两类条件下的区分度,可通过 Chernoff 界进行估计^[5]

$$k_i = \frac{1}{2} \cdot [1 - \min_{0 \leq \beta_i \leq 1} \int f_{L_i}^{\beta_i}(\mathbf{z}) \cdot f_{R_i}^{1-\beta_i}(\mathbf{z}) d\mathbf{z}] \quad (11)$$

在高斯分布条件下为

$$k_i = \frac{1}{2} \cdot \left\{ 1 - \min_{0 \leq \beta_i \leq 1} \exp \left[-\frac{1}{2} \cdot \left(\ln \frac{|\beta_i S_{Ri} + (1-\beta_i) S_{Li}|}{|S_{Ri}|^{\beta_i} |S_{Li}|^{1-\beta_i}} + \beta_i (1-\beta_i) (\mu_{Li} - \mu_{Ri})^T (\beta_i S_{Ri} + (1-\beta_i) S_{Li})^{-1} (\mu_{Li} - \mu_{Ri}) \right) \right] \right\} \quad (12)$$

对于每个 d 值, 判决准则为

$$\hat{c}_d = c \text{ if } p_d(c | z_1, z_2, \dots, z_d) - 0.5 > 0, c \in \{L, R\} \quad (13)$$

同时 $|p_d(c | z_1, z_2, \dots, z_d) - 0.5|$ 反映了判决的置信度。

4 实验数据及结果分析

为客观评价算法的有效性, 本文采用 BCI 竞赛的两个运动想象数据集: datasetIII (2003)^[7] 和 datasetIIIb (2005)^[8] 对算法进行性能测试。第一个数据集为一个受试者 (S2003), 第二个数据集为三个受试者 (O3, S4, X11)。由于 AR 方法的阶数不易确定且效果并不理想, 因此本文 PP 方法只与 DFT 和 Lemm 的 WT 两种方法进行了比较, 对四个受试者的数据进行分析处理得到每段信号的特征向量及其分布, 最后得到每个时刻的判决结果, 以分类准确率 (ACC)、卡帕系数 (kappa) 和互信息 (MI) 作为指标^[9] 进行比较。

通过本文 PP 方法计算每段信号的特征向量, 图 1 为受试者 S2003 在不同时刻两类信号的四维特征向量均值的差异。由图 1 可以看出, 在实验准备阶段 (前 3 秒) 两类信号的特征向量均值很接近, 而后开始差异逐渐增大, 在 4-4.5 秒达到最大, 之后降低直至结束阶段。图 2 为同一受试者的区分度权值曲线和分类信息平均累积过程。图 2 (a) 表示区分度权值随时间的变化, 与图 1 中特征向量均值差异的变化是一致的。图 2 (b) 表明在使用贝叶斯分类算法的情况下, 累积贝叶斯后验概率会在某个时刻达到峰值, 在此之后并不因新的信息进入而增加。三种方法得到的 ACC、kappa 和 MI 的最大值列在表 1 中, 其中 WT 算法结果为 Lemm

等人在 2003 年和 2005 年 BCI 竞赛中获胜的结果^[5]。通过表 1 可以看出, 对于四个受试者的数据, 本文 PP 方法均优于另外两种特征提取方法。

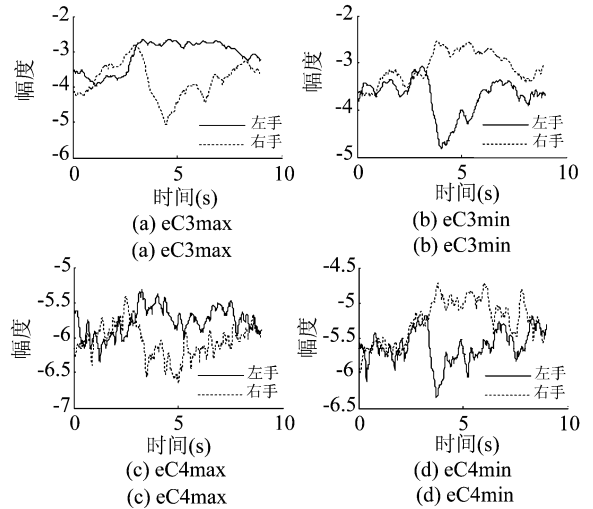


图 1 PP 方法计算的 S2003 两类信号四维特征向量均值
Fig. 1 The mean values of the four-dimensional feature vectors of the two classes with PP methods for subject S2003

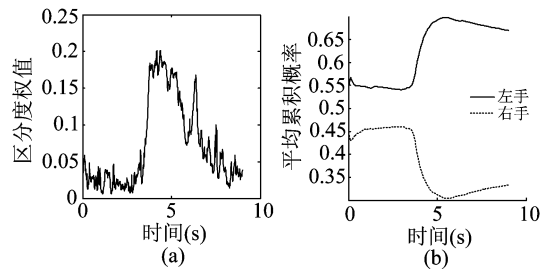


图 2 (a) 区分度权值; (b) 分类信息平均累积过程
Fig. 2 (a) The accumulative discriminative weight; (b) Average accumulative process of classification information

表 1 三种方法的最大分类准确率、卡帕系数和互信息的比较

Tab. 1 A comparison of maximum ACC, kappa and MI for three methods

方法 \ 指标	S2003			O3			S4			X11		
	ACC (%)	Kappa (%)	MI (B)	ACC (%)	Kappa (%)	MI (B)	ACC (%)	Kappa (%)	MI (B)	ACC (%)	Kappa (%)	MI (B)
DFT	92.1	84.3	0.612	91.1	82.2	0.568	74.1	48.3	0.175	81.3	62.6	0.308
WT	89.3	78.6	0.610	89.3	78.6	0.602	88.5	77.0	0.608	83.3	66.7	0.486
PP	93.2	86.4	0.643	95.2	90.4	0.724	89.7	79.4	0.621	91.5	82.9	0.579

5 结论

针对运动想象 ERD/ERS 个体差异问题, 本文提出

基于投影能量的特征提取新方法。该方法不使用 μ 节律的经验值来计算频带能量, 而是以两类信号的平均投影能量比达到极值为准则得到投影基进而计算投影

能量。实验结果表明,本文的 PP 方法在分类准确率、kappa 系数和互信息等技术指标上均优于 DFT 和 WT 方法,具有较好的实用性。在 CPU 为 2.5GHz 及内存为 2GB 的微机上使用 MATLAB 进行算法实现中,四个受试者的平均训练时间和分类时间分别为 3.7ms/4.5ms, 2.6ms/3.4ms, 1.2ms/2.3ms, 1.2ms/2.3ms, 因此本文的 PP 方法能够快速有效地获得意识任务特征,能够很好满足 BCI 系统实时性处理要求,可进一步应用于在线 BCI 系统中。

参考文献

- [1] Lebedev MA, and Nicolelis AL. Brain-machine interfaces: past, present and future [J]. Trends in Neurosciences, 2006, 29(9): 536-546.
- [2] Pfurtscheller G. Event-related EEG/EMG synchronization and desynchronization: basic principles [J]. Clinical Neurophysiology, 1999, 110(11): 1842-1857.
- [3] Liu R, Newman G, and Thakor NV. Improved BCI performance with sequential hypothesis testing [C] // Proc. of the 33rd IEEE Eng Med Biol Soc. USA: IEEE, 2011. 4215-4218.
- [4] Zhong M, Lotte F, Girolami M, and Lecuyer A. Classifying EEG for brain computer interfaces using gaussian processes [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(3): 354-359.
- [5] Lemm S, Shafer C, and Curio G. Aggregating classification accuracy across time: application to single trial EEG [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2007, 19: 825-832.
- [6] 毕峰, 邱天爽. 基于时间自相关函数的诱发电位单通道单次提取方法 [J]. 信号处理, 2012, 28(6): 774-777.
BI Feng, QIU Tian-shuang. Single-trial Extraction of Evoked Potential from Single channel Based on Temporal Autocorrelation Function [J]. Signal Processing, 2012, 28(6): 774-777. (in Chinese)
- [7] Blankertz B, Müller KR, Curio TVG, Schalk G, Wolpaw J,

Schlögl A, Neuper C, Pfurtscheller G, Hinterberger T, and Birbaumer MSN. The BCI competition 2003: Progress and perspectives in detection and discrimination of EEG single trials [J]. IEEE Trans. Biomed. Eng., 2004, 51: 1044-1051.

- [8] Blankertz B, Müller KR, Krusienski DJ, Schalk G, Wolpaw JR, Schlögl A, Pfurtscheller G, Millan JDR, Schroder M, and Birbaumer N. The BCI competition III: Validating alternative approaches to actual BCI problems [J]. IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil, 2006, 14(2): 153-159.
- [9] Dornhege G, Millan J, Hinterberger T, McFarland DJ, and Müller KR. Toward brain-computer interfacing [M]. Boston: MIT Press, 2007. 327-342.

作者简介



王永轩(1972-),男,辽宁葫芦岛人。大连理工大学信号与信息处理专业博士研究生,工程师,1993年6月毕业于南京理工大学电子工程专业。主要研究方向为生物医学信号处理、脑-机接口。
E-mail: wyx8904@mail.dlut.edu.cn



邱天爽(1954-),男,江苏海门人,博士,大连理工大学教授、博士生导师。主要从事信号信息处理方面的教学与研究。在国内外学术期刊与会议上发表论文约180篇,曾获国家教育部科学技术二等奖等多项科技奖励。
E-mail: qitutsh@dlut.edu.cn

刘蓉(1980-),女,江西吉安人,博士,大连理工大学副教授、硕士生导师。主要研究方向为神经工程、生物医学信号处理及医疗机器人。E-mail: rliu@dlut.edu.cn

李春月(1986-),女,吉林四平人,大连理工大学生物医学工程专业硕士研究生。主要研究方向为脑-机接口模式识别算法。E-mail: Li_Chun_Yue@126.com

马征(1984-),男,河南南阳人,大连理工大学生物医学工程专业博士研究生。主要研究方向为脑-机接口。
E-mail: dlutzm@163.com