

# 基于 ERD 和累积能量的脑电特征提取方法

林文通<sup>1</sup>,张学军<sup>1,2</sup>,黄丽亚<sup>1,2</sup>,成谢锋<sup>1,2</sup>

(1. 南京邮电大学 电子科学与工程学院,江苏 南京 210023;  
2. 江苏省射频集成与微组装工程实验室,江苏 南京 210023)

**摘 要:**为了提高运动想象脑-机接口的分类正确率,提出了一种基于事件相关去同步(ERD)的频带能量特征和累积能量特征相结合的特征提取方法。对脑电信号提取 ERD 频带能量特征,使用线性判别分析(LDA)分类器进行分类,将 LDA 分类器的输出  $D$  作为分类置信度。当  $D$  大于设定的阈值时,判断进入运动想象状态,提取累积能量特征,将 ERD 频带能量特征与累积能量特征相结合,构建联合特征向量,使用 LDA 分类器进行了分类,得到最终分类结果。采用 BCI 2003 竞赛数据集 Data III 进行了实验。实验结果以分类正确率和互信息(MI)作为评估标准,提出的方法最大分类正确率为 90%,最大互信息为 0.51,结果优于大部分使用相同数据集的参赛队伍。实验结果验证了所提出方法的可行性、有效性,为设计在线脑-机接口模型提供了参考。

**关键词:**脑-机接口;事件相关去同步;累积能量;运动想象

中图分类号:R318                      文献标识码:A                      文章编号:1673-629X(2017)06-0086-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.06.018

## EEG Feature Extraction Method Based on ERD and Accumulated Power

LIN Wen-tong<sup>1</sup>,ZHANG Xue-jun<sup>1,2</sup>,HUANG Li-ya<sup>1,2</sup>,CHENG Xie-feng<sup>1,2</sup>

(1. School of Electronic Science and Engineering,Nanjing University of Posts and Telecommunications,  
Nanjing 210023,China;  
2. Jiangsu Province Engineering Lab of RF Integration & Micropackage,Nanjing 210023,China)

**Abstract:**In order to improve the accuracy of classification based on motor imagery brain-computer interface,a feature extraction method based on the combination of the Event Related Desynchronization (ERD) feature and accumulated power feature has been proposed,which extracts ERD band power feature from EEG signal and uses Linear Determination Analysis (LDA) classifier to classify band power feature. The LDA classifier's output  $D$  has been taken as confidence level of classification. When it is bigger than the threshold,the motor imagine status has been judged for extraction of accumulated power feature and combining ERD band power feature with accumulated power feature to construct a new vector with combination features. Classification has been conducted with LDA classifier and thus the final results of classification have been achieved. Experiments for verification have been carried out with BCI 2003 Competition's Data III. The evaluation criteria are classification accuracy and mutual information. A comparison of classification results with teams use the same dataset has been made. The best classification accuracy of proposed method is 90%,and the best mutual information is 0.51. The comparison show that the proposed method is superior to the most of teams used the same dataset and that it is feasible and effective which can act as a reference for design of online BCI system.

**Key words:**Brain-Computer Interface (BCI);ERD;accumulated power;motor imagery

### 0 引言

脑-机接口(Brain-Computer Interface,BCI)是一种不依赖大脑周边神经与肌肉正常输出通道的通讯控

制系统。由于脑电信号与人的意识活动状态有相关性,脑-机接口绕开了外部神经和肌肉组织,在大脑与外部设备间直接建立信息通道,实现大脑与电子设备的通信和控制,为运动功能障碍患者提供了一种新的

收稿日期:2016-07-12                      修回日期:2016-10-20                      网络出版时间:2017-04-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61271334)

作者简介:林文通(1992-),男,硕士研究生,研究方向为脑机接口、特征提取和模式识别技术;张学军,博士,教授,研究方向为智能信号处理、脑机接口技术、无线射频识别技术等;黄丽亚,博士,教授,研究方向为脑电信号(EEG/MEG)的分析和处理;成谢锋,硕士,教授,博士生导师,研究方向为智能信号处理等。

网络出版地址:cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170428.1703.064.html

康复手段,为那些不能通过语言或肢体动作来表达想法或操作设备的人提供了一种与外界环境进行沟通交流的途径<sup>[1]</sup>。

运动想象<sup>[2]</sup>指只进行肢体运动想象而没有实际的肢体运动。运动感知节律由 $\mu$ 和 $\beta$ 节律组成,它们是大脑活动位于 $\mu$ 频带(7~13 Hz)和 $\beta$ 频带(19~26 Hz)的波动<sup>[2]</sup>。当大脑的活动和运动任务相关时,感觉运动节律会发生改变,更为重要的是,仅仅进行运动想象也会反映在感觉运动节律的变化中。运动想象时,大脑感觉运动皮层会产生事件相关同步/去同步(Event-Related Synchronization/Event-Related Desynchronization,ERS/ERD)现象<sup>[3]</sup>。脑电图(Electroencephalogram,EEG)数据特征提取和分类是BCI系统的关键<sup>[4]</sup>。目前常用的运动想象EEG特征主要有功率谱、频带能量<sup>[5]</sup>、AR/AAR模型参数<sup>[6]</sup>、小波分析<sup>[7]</sup>、CSP<sup>[8]</sup>等方法;常用判别方法主要有线性判别分析(Linear Discriminant Analysis,LDA)<sup>[9]</sup>、支持向量机(Support Vector Machine,SVM)<sup>[10-11]</sup>、神经网络<sup>[12]</sup>等。

为此,在研究基于想象左右手运动的BCI系统基

础上,提出了一种基于事件相关同步/去同步现象的ERD特征和累积能量特征相结合的特征提取方法。对数据进行频谱分析,确定ERS/ERD现象发生的频带范围,对数据进行带通滤波,并提取每个采样点的ERD特征。采用LDA对特征进行判别分析,检测ERS/ERD。检测到ERS/ERD,将ERD特征与累积频带能量特征相结合,进行线性判别,得到分类结果,并采用BCI 2003竞赛数据集Data III进行实验。

1 实验数据

实验数据来自一位25岁正常女性受试者。受试者坐在一个有扶手的椅子上,全身放松。实验任务是要求受试者按照屏幕提示,通过想象左右手运动控制反馈进度条。实验过程中,想象左手运动或者想象右手运动的提示是随机的。实验共包含7组,每组40次,共280次实验(想象左手140次,想象右手140次),每组实验之间休息几分钟,所有实验均在1天内完成。

电极位置和实验过程如图1所示。

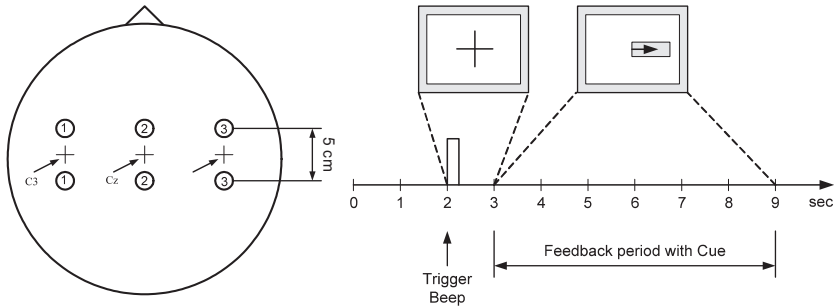


图1 电极位置和实验过程

每个实验持续9 s,0~2 s受试者处于放松状态,不进行任何想象活动; $t=2$  s,系统发出提示音,提示受试者集中注意力,并且屏幕显示十字光标,持续1 s,此时受试者应做好准备; $t=3$  s,屏幕显示向左或向右的箭头提示,受试者根据提示想象左手或者右手运动,控制反馈进度条向左或向右移动,受试者的想象活动一直持续到第9 s。

实验采用Ag/AgCl电极,电极放置在C3、Cz、C4位置,前正后负。采样频率为128 Hz,采样数据通过0.5~30 Hz带通滤波器滤波。人类大脑的C3、C4位置包含了想象对侧手部运动时最丰富的信息,分析中只采用这两个通道的数据。

2 特征提取和分类

2.1 ERD特征

当大脑皮层中的某个部位因某些事件激活时,大脑对信息的处理会使EEG中某个频段波幅变大,表现为频带能量增加过程,这种现象称为事件相关同步化

(ERS);相反,当频谱随事件的发生表现为波幅减小,这种现象称为事件相关去同步(ERD)。

实验脑电数据采样频率为128 Hz,脑电信号的ERD/ERS主要出现在 $\alpha$ (9~12 Hz)和 $\beta$ (19~26 Hz)这两个波段附近。为进一步精确频段范围,先对训练脑电数据进行频谱分析,分别计算训练数据集中C3、C4电极中所有想象左手运动实验和所有想象右手运动实验的平均功率谱。平均功率谱如图2所示。

从图2可以看出,11 Hz附近频谱差异最为突出,故选择11 Hz为中心频率,并对EEG数据进行10~12 Hz带通滤波。

滤波后计算C3、C4通道每个采样点的ERD频带能量特征,如式(1)所示:

e(t) = \sum\_{i=0}^{n-1} X(t-i)^2 \tag{1}

其中,n为窗口长度;X(t)为滤波后的信号。构建每个采样点的特征向量:

E\_t = [e\_{C3}(t), e\_{C4}(t)]^T \tag{2}

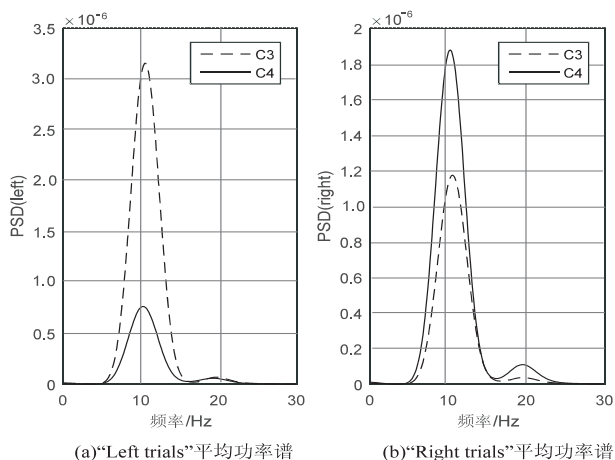


图2 训练数据集功率谱

## 2.2 累积能量特征

对于运动想象 BCI 系统,频带能量是一种简单快速的特征,但是频带能量方法带来了分类准确率波动问题,而累积能量特征是当前时刻以前所有能量特征的综合,更能表现出 ERS/ERD 现象,以其为特征可以获得相对平稳的分类结果。计算步骤如下:

步骤 1:分别对 C3、C4 通道 EEG 数据逐点平方后取平均值:

$$p(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} X(t-i)^2 \quad (3)$$

其中,  $n$  为窗口长度;  $X(t)$  为滤波后的信号。

步骤 2:将 C3、C4 通道的频带能量特征进行非线性变换:

$$y(t) = \frac{p(t)}{1 + p(t)} \quad (4)$$

步骤 3:对变换后的频带能量求累积平均,所得累积频带能量作为 EEG 特征:

$$z(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_k \quad (5)$$

其中,  $y_k$  为第  $k$  个采样时刻的频带能量非线性变化的值;  $N$  为当前时刻以前的所有采样的样本个数。

由式(5)可以看出,累积频带能量作为特征,实际上考虑了当前时刻及以前所有时刻的频带能量特征。由于实验前 3 s 受试者不进行任何想象任务,而累积能量是前面所有频带能量特征的综合,如果前 3 s 的频带能量算在内,会对分类精确度造成非常大的影响。在线 BCI 系统无法判断何时进入想象,因此提出 ERD 与累积能量结合的特征提取方法。实验前段采用频带能量作为特征, LDA 分类器输出的判决距离作为置信度,当置信度达到某一阈值,判断进入想象运动阶段,再用 ERD 频带能量和累积能量作为联合特征进行分类判决。

## 2.3 分类器

在第二届、第三届 BCI 国际竞赛中,很多获胜队伍

都选择了 LDA 作为分类器,其效果相对较好,因此实验选择 LDA 分类器对特征向量进行判别分析。LDA 判别公式为:

$$D_t = \mathbf{W}_c^T \times \mathbf{E}_t + w_0 \quad (6)$$

其中,  $D_t$  为  $t$  时刻线性判别输出的判别距离;  $\mathbf{W}_c$  为最佳投影矩阵,表示特征向量的最佳投影方向;  $w_0$  为训练数据集的特征向量均值在  $\mathbf{W}_c$  方向的投影。

用训练数据集对 LDA 进行训练,得到权重向量  $\mathbf{W}_c$ 。利用式(6)对测试数据集进行分类,可以计算出每个时间点对应的错误率。  $D_t > 0$ , 为想象左手运动;  $D_t < 0$ , 为想象右手运动。  $|D_t|$  的大小可以作为分类器的置信度。实验需要训练两个分类器,前 4 s 为 ERD 频带能量特征的分类器,4 ~ 9 s 为 ERD 频带能量和累积能量联合特征的分类器。

实验采用错误率和互信息<sup>[13-14]</sup>结合的评估方式。错误率是描述特征提取方法性能的标准。然而错误率只有分类输出的符号,没有特征向量属于该类别的程度信息,无法提供分类结果的置信度信息,因此采用互信息表示分类结果的置信度,互信息越高,分类结果越可信。错误率与互信息之间有着紧密的关系,互信息计算公式为:

$$MI_t = 0.5 \times \log_2(1 + \text{SNR}_t) \quad (7)$$

$$\text{SNR}_t = \frac{2 \times \text{var}_{i \in \{L, R\}} \{D_t^{(i)}\}}{\text{var}_{i \in \{L\}} \{D_t^{(i)}\} + \text{var}_{i \in \{R\}} \{D_t^{(i)}\}} - 1 \quad (8)$$

## 3 实验结果

对 ERD 频带能量特征单独进行分析,图 3 为 ERD 频带能量特征的分析结果。

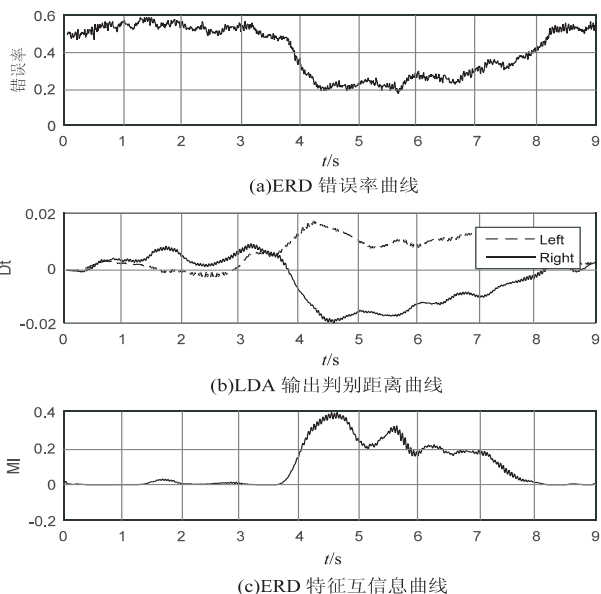


图3 ERD 频带能量特征实验结果

由图 3 可知,0 ~ 3 s 为放松阶段,受试者不进行任

何想象活动,  $t = 3$  s 时出现提示箭头, 受试者在  $t = 3$  s 后开始运动想象。从图 3(a) 可以看出,  $0 \sim 3$  s 错误率较高,  $t = 3.5$  s 后, 错误率开始下降, 说明受试者开始进入想象运动阶段,  $t = 4.4$  s 后错误率达到最低的 17.14%, 此时  $|D_t|$  接近最大值。图 3(b) 反映了 LDA 分类器判别输出的变化, 其变化趋势基本与错误率曲线变化规律相吻合, 当错误率最低时, 判别距离最大。判别距离的绝对值  $|D_t|$  可以作为判断是否进入运动想象阶段的置信度。

受试者在  $t = 3$  s 后开始进行运动想象, 如果从第一个采样点开始计算累积能量特征会对实验结果造成恶劣影响。因此, 采用累积能量特征必须要判断是否进入运动想象状态。将 ERD 特征与累积频带能量特征相结合, 进行特征分类, 先将 ERD 特征作为信号特征放入分类器进行分类, 当检测到 LDA 分类器输出  $|D_t|$  大于某一阈值时, 则认为大脑进入运动想象状态, 此时, 将 ERD 频带能量特征与累积能量特征组合起来, 作为联合特征放入分类器进行分类。图 3(b) 中,  $t = 3.5$  s 时, 两类任务的判别距离曲线分开;  $t = 4$  s 时, 两类任务的判别距离曲线已经可以完全分离;  $t = 4.5$  s 时, 判别距离的绝对值达到最大。分别以这三个时间点作为 ERD 频带能量和累积能量联合特征开始计算的起点进行分析, 实验发现在  $t = 4$  s 时, 可以得到最大分类正确率和最大互信息。以  $t = 4$  s 作为分界点的错误率曲线和互信息如图 4 所示。

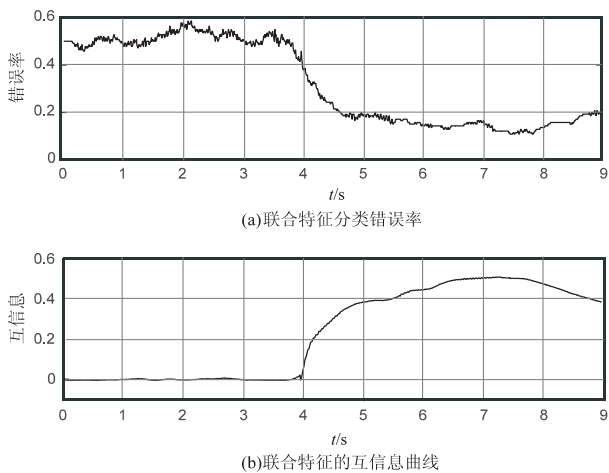


图 4 联合特征的实验结果

实验证明, 这种特征提取方法的最大分类正确率可达 90%, 最大互信息可达 0.51。相比 ERD 特征, 该方法使分类准确率时变特征更加平稳且分类精度更高; 相比累积频带能量特征, 该方法的准确率更高。

表 1 列出了 BCI2003 国际比赛中获奖的前 5 支队伍的结果参数, 与这 5 支队伍的结果进行对比, 提出方法的最小错误率可达 10%, 最大互信息可达 0.51, 相比大部分方法取得不错的结果, 证明了提出方法的有

效性。

表 1 与 BCI2003 使用相同数据集的获奖队伍进行比较

排名	方法	最小错误率/%	最大互信息
1	Wavelet+Bayes classifier	10.57	0.61
2	AR+LDA	15.71	0.46
3	AAR+LDA	17.14	0.45
4	ERD+LDA	15.00	0.44
5	AR+LDA	17.14	0.29
	ERD+累积能量+LDA	10.00	0.51

表 2 列出了近几年 BCI 研究人员提出的一些特征提取算法的结果, 分别与提出方法进行比较。2014 年, Wang Xiangzhou 等<sup>[15]</sup>提出使用多重自相关分析方法提取运动想象 EEG 信号特征, 采用 LDA 分类器进行分类; Soumya Sen Gupta 等<sup>[16]</sup>提出使用 WOSF (Wavelength Optimal Spatial Filter) 和近似熵提取特征; 2015 年, Syed Khairul Bashar 等<sup>[17]</sup>提出以双树复变小波变换域的统计特征作为运动想象 EEG 信号的特征, 使用 LDA 和 KNN 进行分类。

表 2 与近几年提出的特征提取算法进行比较

序号	方法	最高分类精确度/%
1	多重自相关分析+LDA	87.5
2	WOSF+近似熵+LDA	88.43
3	DTCWT+LDA	87.86
4	DTCWT+KNN	90.36
5	ERD+累积能量+LDA	90

相比这些特征提取算法, 使用相同数据集和 LDA 分类器时, 提出算法能提供更高的分类精确度, 且提出算法是基于能量特征的改进, 计算量更小, 更适合在线 BCI 系统。

4 结束语

ERD 频带能量特征在分类时存在正确率波动问题, 而累积能量特征是当前时刻以前所有能量的综合, 能很好地表现 ERS/ERD 现象。为了提高运动想象脑-机接口的分类正确率, 提出一种基于 ERD 的频带能量特征和累积能量特征相结合的特征提取方法。将这两种能量结合在一起, 可以获得相对平稳的分类结果, 有利于提高 BCI 系统的分类正确率。对脑电信号提取 EEG 频带能量特征, 使用 LDA 分类器进行分类, 分类器的输出  $D$  作为分类置信度。当  $D$  大于设定的阈值时, 判断进入运动想象状态, 提取累积能量特征, 将频带能量特征与累积能量特征相结合, 构建联合特征向量, 用 LDA 分类器进行分类, 得到分类结果。采用 BCI 2003 竞赛数据集 Data III 进行实验。实验结果



验证了提出方法的可行性和有效性。

## 参考文献:

- [1] Schlögl A, Lügger K, Pfurtscheller G. Using adaptive autoregressive parameters for a brain-computer-interface experiment [C]//Proceedings of 19th international conference on IEEE/EMBS. [s. l.]:IEEE,1997:1533-1535.
  - [2] Pfurtscheller G, Neuper C, Schlögl A, et al. Separability of EEG signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering,1998,6(3):316-325.
  - [3] Toro C, Deuschl G, Thatcher R, et al. Event-related desynchronization and movement-related cortical potentials on the ECoG and EEG [J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Evoked Potentials Section,1994,93(5):380-389.
  - [4] 文念,黄丽亚,于涵,等.基于ICA和聚类的EEG脑源定位研究[J].计算机技术与发展,2015,25(5):228-232.
  - [5] Jia W, Zhao X, Liu H, et al. Classification of single trial EEG during motor imagery based on ERD [C]//26th annual international conference on engineering in medicine and biology society. [s. l.]:IEEE,2004:5-8.
  - [6] 李红利,王江,邓斌,等.基于AAR模型和累积频带能量的特征提取方法[J].天津大学学报:自然科学与工程技术版,2013,46(9):784-790.
  - [7] Hsu W. Improving classification accuracy of motor imagery EEG using genetic feature selection [J]. Clinical EEG and Neuroscience,2014,45(3):163-168.
  - [8] Robinson N, Vinod A P, Guan C, et al. A wavelet-CSP method to classify hand movement directions in EEG based BCI system [C]//8th international conference on information, communications and signal processing. [s. l.]:IEEE,2011:1-5.
  - [9] Hsu W. Motor imagery EEG discrimination using the correlation of wavelet features [J]. Clinical EEG and Neuroscience,2014,46(2):94-99.
  - [10] 张学军,丁钰涵,黄丽亚,等.基于小波包基与能量熵的MEG自动分类方法[J].计算机技术与发展,2016,26(6):127-132.
  - [11] Kim J Y, Park S M, Ko K E, et al. Optimal EEG channel selection for motor imagery BCI system using BPSO and GA [C]//Robot intelligence technology and applications. Berlin:Springer,2013:231-239.
  - [12] 徐宝国,宋爱国,费树岷.在线脑机接口中脑电信号的特征提取与分类方法[J].电子学报,2011,39(5):1025-1030.
  - [13] Schlögl A, Neuper C, Pfurtscheller G. Estimating the mutual information of an EEG-based brain-computer interface [J]. Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering,2002,47(1-2):3-8.
  - [14] Kai K A, Zheng Y C, Zhang H, et al. Mutual information-based selection of optimal spatial-temporal patterns for single-trial EEG-based BCIs [J]. Pattern Recognition,2012,45(6):2137-2144.
  - [15] Wang X, Wang A, Zheng Y, et al. A multiple autocorrelation analysis method for motor imagery EEG feature extraction [C]//26th Chinese control and decision conference. [s. l.]:IEEE,2014:3000-3004.
  - [16] Gupta S S, Soman S, Raj P G, et al. Improved classification of motor imagery datasets for BCI by using approximate entropy and WOSF features [C]//International conference on signal processing and integrated networks. [s. l.]:IEEE,2014:90-94.
  - [17] Bashar S K, Das A B, Bhuiyan M I H. Motor imagery movements detection of EEG signals using statistical features in the dual tree complex wavelet transform domain [C]//International conference on electrical engineering and information communication technology. [s. l.]:IEEE,2015:1-6.
- +++++
- (上接第 85 页)
- [9] Dinh T, Xuan Y, Thai M T. Towards social-aware routing in dynamic communication networks [C]//28th international conference on performance computing and communications conference. [s. l.]:IEEE,2009:161-168.
  - [10] 王玑,高琳.动态网络桥系数增量聚类算法[J].西安电子科技大学学报,2013,40(1):30-35.
  - [11] Cheng X Q, Ren F X, Shen H W, et al. Bridgeness: a local index on edge significance in maintaining global connectivity [J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment,2010(10):595-685.
  - [12] 郭进时,汤红波,王晓雷.基于社会网络增量的动态社区组织探测[J].电子与信息学报,2013,35(9):2240-2246.
  - [13] 涂文燕,赫南,李德毅,等.一种基于拓扑势的网络社区发现方法[J].软件学报,2009,20(8):2241-2254.
  - [14] 单波,姜守旭,张硕,等.IC:动态社会关系网络社区结构的增量识别算法[J].软件学报,2009,20:184-192.
  - [15] Newman M E J, Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks [J]. Physical Review E,2004,69(2):026113.
  - [16] 王莉,程学旗.在线社会网络的动态社区发现及演化[J].计算机学报,2015,38(2):219-237.
  - [17] Ye Z, Hu S, Yu J. Adaptive clustering algorithm for community detection in complex networks [J]. Physical Review E,2008,78(2):046115.
  - [18] Nguyen N P, Dinh T N, Xuan Y, et al. Adaptive algorithms for detecting community structure in dynamic social networks [C]//International conference on computer communications. [s. l.]:IEEE,2011:2282-2290.
  - [19] Lin Y R, Chi Y, Zhu S, et al. Facetnet: a framework for analyzing communities and their evolutions in dynamic networks [C]//Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web. [s. l.]:ACM,2008:685-694.