

基于社团强度系数的社团结构发现算法

赵京胜 孙宇航 韩凌霄

(青岛理工大学通信与电子工程学院 青岛 266033)

摘要 社团结构是复杂网络普遍存在的拓扑特性之一。为了将复杂网络中的社团结构有效地划分出来,在对强社团定义的基础上,引入社团强度系数的概念,提出了一种基于社团强度系数的社团结构发现算法。该算法具有较低的时间复杂度,通过不断寻找网络最大度数的节点及其邻居节点,计算其社团强度系数来衡量社团如何划分。主要针对 Zachary 网络和 Dolphin 网络等进行了仿真实验,结果表明该算法具有较高的社团划分准确度、较好的敏感性和良好的可扩展性,充分验证了其可行性和有效性。

关键词 社团结构,强社团,社团强度系数,邻居节点

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.055

Community Structure Detection Algorithm Based on Community Strength Coefficient

ZHAO Jing-sheng SUN Yu-hang HAN Ling-xiao

(School of Communication & Electronic Engineering Qingdao Technological University, Qingdao 266033, China)

Abstract Community structure is one of the ubiquitous topology characteristics of complex network. In order to divide the community structure effectively in complex networks, this paper introduced the concept of community strength coefficient based on the definition of community strength, and put forward a kind of community structure detection algorithm based on community strength coefficient. The algorithm has a lower time complexity, and it looks for a network node that has maximum degree of intensity coefficient and its neighbor nodes to calculate the community strength coefficient and measure how to divide the community. The simulated experiment was mainly made based on Zachary network and Dolphin network to verify the feasibility and effectiveness. The algorithm has higher accuracy, better sensitivity and better extensibility to divide community.

Keywords Community structure, Strength community, Community strength coefficient, Neighbor node

世界由许许多多的自然系统和人工系统构成,许多大型复杂系统都是以网络形式存在的。网络的性质是由网络结构决定的,近几年,复杂网络学科迅速发展,复杂网络的社团结构划分也是其主要研究的内容之一。掌握网络的社团结构,对了解网络结构、分析网络性质、控制网络行为有着重要作用。

随着复杂网络研究的深入,人们发现许多真实网络都具有某些共同的特性,现实世界网络普遍存在社团结构^[1-3]。如何在复杂网络中进行正确的划分社团成为目前复杂网络研究的一个热点;Fang Wei 等对复杂网络中重叠的社团结构进行了研究^[4];Z. Chen 和 W. Hendrix 等以社团结构为基础,对进化网络进行了研究^[5];刘微、张大为等提出一种基于共享邻居数和局部模块度的社团结构发现算法^[6];贾宗伟、崔军等提出了基于共享邻居数和社团强度的以边链接系数为分裂依据的快速探测算法^[7];方平、李芝棠等提出了一种基于节点接近度的局部社区发现算法^[8]。由于有大量算法可以用于分析复杂网络的社团结构,因而算法的有效性、可行性及其优劣程度成为了一个必须考虑的问题。目前,复杂网络领域社团划分算

法大多数都具有较高的时间复杂度,也有部分算法需要计算模块度 Q 值,且都没有从算法的实际应用价值出发,因此算法的实际应用价值也就有待商榷。为了优化社团划分方法,降低算法时间复杂度,提高社团发现算法实际应用价值,本文提出了一种基于社团强度系数 CSC (Community Strength Coefficient) 的社团结构发现算法,该算法不需要计算模块度 Q 值、社团的划分情况和社团数目,具有较低的时间复杂度和较好的社团划分准确性、敏感性和可扩展性。

1 相关理论定义

一个大型网络 $G=(V,E)$ 有许多的节点 V 和连接节点的边 E 组成,节点表示现实世界中的个体,而边表示个体之间的关系^[9]。整个网络由若干个“群(group)”或“团(cluster)”构成,在复杂网络的研究中,许多学者发现实际网络都具有一个共同性质,即社团结构。

社团定义:若干节点根据某种联系连接成一个社团,每个社团内部的节点之间的连接相对紧密,各个社团之间的连接相对比较稀疏^[10]。

到稿日期:2014-06-29 返修日期:2014-09-16 本文受国家自然科学基金(61173056)资助。

赵京胜(1969—),男,博士,副教授,主要研究方向为人工智能、数据挖掘,E-mail: sinianzhiyue2008@126.com;孙宇航(1989—),男,硕士生,主要研究方向为数据挖掘、复杂网络;韩凌霄(1988—),女,硕士生,主要研究方向为数据挖掘、复杂网络。

根据网络的拓扑结构,用邻接矩阵 A 表示网络连接情况,若节点 i 和节点 j 有边相连,则 $a_{ij}=1$,否则 $a_{ij}=0$ 。无向非加权图 $G=(V,E)$ 的邻接矩阵为 $A=[a_{ij}]$, k_i 为节点 i 的度,即 $k_i=\sum_{j=1}^n a_{ij}$;节点与社团内部节点相连的度数为 $k_i(in)$,与社团外部节点相连的度数为 $k_i(out)$,即 $k_i=k_i(in)+k_i(out)$ ^[7]。

强社团定义:社团内部的所有边数之和大于等于社团与其他社团连接的边数之和,并且社团内部每个节点与社团内部其他节点的连接边数大于等于该节点与社团外部节点连接的边数,即 $\sum_{i \in V} k_i(in) \geq \sum_{i \in V} k_i(out)$ 并 $k_i(in) \geq k_i(out)$, $\forall i \in C_i$, C_i 表示第 i 个社团。

社团强度系数定义:在强社团定义的基础上,引入社团强度系数,每个节点与社团内部节点相连的边数同该节点所有边数的比值,即

$$CSC = \frac{\sum_{i \in V} k_i(in)}{\sum_{i \in V} k_i} = \frac{\sum_{i \in V} k_i(in)}{\sum_{i \in V} k_i(in) + \sum_{i \in V} k_i(out)}$$

邻居节点集定义:节点 i 的邻居节点集定义为 $N(i)=\{j | \text{节点 } j \text{ 与节点 } i \text{ 直接连接}\}$ ^[8]。

2 算法描述

对于一个具有 n 个节点的无向非加权网络,首先找到度数最大的节点 v_a 及其邻居节点集 $N(v_a)$,其次从邻居节点集中找到 $k_i(in) \geq k_i(out)$ 的节点,最后根据社团强度系数的定义,计算出使社团强度系数最大的所有点的集合 S ,从其他剩余节点重新寻找度数最大的节点。循环整个过程,直到网络划分完毕为止。

算法具体描述如下:

输入:网络 $Graph(G)=(V,E)$ 的邻接矩阵 A 。

输出:网络 $Graph(G)=(V,E)$ 的社团结构 $G'=(C_1, C_2, \dots)$ 。

Step 1 根据邻接矩阵 A ,初始化所有节点 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 。

Step 2 从集合 V 中找到度数最大的节点 v_a 及其邻居节点集 $N(v_a)$,从邻居节点集 N 中找到使得 $k_i(in) \geq k_i(out)$ 的所有节点 v 。

Step 3 将 Step 2 中得到的节点 v 根据社团强度系数定义 $CSC =$

$$\frac{\sum_{i \in V} k_i(in)}{\sum_{i \in V} k_i(in) + \sum_{i \in V} k_i(out)}$$
 计算其社团强度系数,并得到社团强度系数最大的点的集合 S 和补集 $U=V-S$ 。

Step 4 令 $S=S \cup \{v\}$,更新 S 的邻居节点集 N 和补集 U ,得到一个社团 $C_i, V_{C_i}=S$ 。

Step 5 将邻居节点集 N 的节点加入补集 U 中, $U=U \cup N, N=\emptyset$ 。

Step 6 从补集 U 中找到度数最大的节点 v_b 及其邻居节点集 $N(v_b)$,重复 Step 2-5,直至社团划分完成。

在划分的社团 C_i 中可能存在社团节点的个数小于某个阈值 $a(a \leq 3)$ 的情况,将节点个数小于阈值 a 的社团加入到与其最近的社团强度系数最大的其他社团中。根据本文算法,由于整个网络的节点数为 n ,在整个网络内搜索度数最大节点的算法时间复杂度为 $O(n)$, n 为网络节点个数;找到网络内度数最大的节点之后,在整个网络内搜索度数最大节点的邻居节点,假设 $m(m < n)$ 为与度数最大节点连接的节点个数,所以网络内搜索度数最大节点的邻居节点的算法时间复杂度为 $O(m)$,第一个社团划分结束。以此反复搜索网络中余下的所有节点,因此,整个网络划分结束所用的时间复杂度为 $O(mn)$ 。本文算法与 GN、Dissimilarity^[11]等其它经典算法

的时间复杂度对比结果如表 1 所列。

算法	时间复杂度
GN 分裂算法	$O(n^3)$
Newman 快速算法	$O(n^2)$
Kernighan-Lin 算法	$O(n^2 \log n)$
Dissimilarity 算法	$O((m+n)m)$
本文算法	$O(nm)$

3 实验验证与结果分析

在复杂网络中,很多社团结构划分算法都采用模块度函数 Q 作为社团划分的衡量标准。本文算法不需要计算模块度,大大缩短了社团划分的时间,提高了社团划分的效率。文献[12]提出了用于衡量社团发现算法实际应用价值的 3 个指标:准确度、敏感性、可扩展性。准确度,衡量社团结构划分结果的好坏;敏感度,衡量社团结构划分结果的一致程度;可扩展性,衡量算法能处理的网络规模大小。为了验证本文算法的有效性和可行性,我们选取准确度、敏感性和可扩展性这 3 个指标对实际的经典网络进行测试分析。

3.1 Zachary 网络

Zachary 网络是美国空手道俱乐部成员间的社会关系网,它是一个用于比较网络社团结构算法准确性的经典网络,由 34 个节点、78 条边组成,节点表示俱乐部中的成员,边表示成员之间密切的连接关系,如图 1 所示。

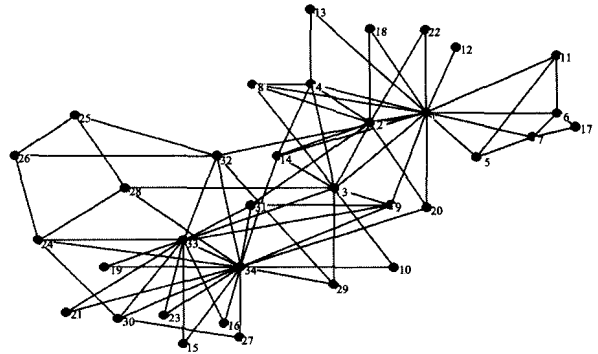


图 1 Zachary 空手道俱乐部成员关系网络

Zachary 研究了该俱乐部成员间的社会关系,该俱乐部的主管和校长因是否提高俱乐部收费的问题产生争执,最后分裂成以主管和校长为核心的两个小俱乐部,节点($v_9, v_{10}, v_{15}, v_{16}, v_{19}, v_{21}, v_{23}, v_{24}, v_{25}, v_{26}, v_{27}, v_{28}, v_{29}, v_{30}, v_{31}, v_{32}, v_{33}, v_{34}$)划分在一个社团中,节点($v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6, v_7, v_8, v_{11}, v_{12}, v_{13}, v_{14}, v_{17}, v_{18}, v_{20}, v_{22}$)划分在另一个社团中^[6]。根据本文所提出的社团发现算法,首先找到度数最大节点 v_{34} ,它的度数为 17,邻居节点集合为 $N(v_{34})=\{v_9, v_{10}, v_{14}, v_{15}, v_{16}, v_{19}, v_{20}, v_{21}, v_{23}, v_{24}, v_{27}, v_{28}, v_{29}, v_{30}, v_{31}, v_{32}, v_{33}\}$;其次,从 $N(v_{34})$ 中找到使得 $k_i(in) \geq k_i(out)$ 的节点 $\{v_9, v_{10}, v_{15}, v_{16}, v_{19}, v_{21}, v_{23}, v_{24}, v_{27}, v_{28}, v_{29}, v_{30}, v_{31}, v_{32}, v_{33}\}$,计算其社团强度系数,可得 $CSC_1=0.7894$,所以得到其社团强度系数最大的点的集合 $S=\{v_9, v_{10}, v_{15}, v_{16}, v_{19}, v_{21}, v_{23}, v_{24}, v_{27}, v_{28}, v_{29}, v_{30}, v_{31}, v_{32}, v_{33}\}$,补集 $U=\{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6, v_7, v_8, v_{11}, v_{12}, v_{13}, v_{14}, v_{17}, v_{18}, v_{20}, v_{22}, v_{25}, v_{26}\}$,得到第一个社团 C_1 。重复上述过程,搜索整个网络,从补集 U 中找到剩余节点中度数最大节点,度数最大节点 v_1 的度为 16,它的邻居节点集合为 $N(v_1)=\{v_2, v_3, v_4, v_5, v_6, v_7, v_8, v_9, v_{11}, v_{12}, v_{13}, v_{14}, v_{18}, v_{20},$

v_{22}, v_{32} }, 从 $N(v_1)$ 中找到 $k_i(in) \geq k_i(out)$ 的节点并计算其社团强度系数, $CSC_2 = 0.8448$, 然后得到集合 S 和补集 U , 因此可以得到第二个社团 $C_2, C_2 = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6, v_7, v_8, v_{11}, v_{12}, v_{13}, v_{14}, v_{18}, v_{20}, v_{22}\}$ 。将网络中余下的节点 v_{25}, v_{26} (社团节点个数小于阈值 3) 划分到与其最近的社团强度系数最大的社团 C_1 中, v_{17} 划分到社团 C_2 中。因此该算法最后划分 Zachary 网络的结果为 $C_1 = \{v_9, v_{10}, v_{15}, v_{16}, v_{19}, v_{21}, v_{23}, v_{24}, v_{25}, v_{26}, v_{27}, v_{28}, v_{29}, v_{30}, v_{31}, v_{32}, v_{33}, v_{34}\}, C_2 = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6, v_7, v_8, v_{11}, v_{12}, v_{13}, v_{14}, v_{17}, v_{18}, v_{20}, v_{22}\}$ 。该算法分析 Zachary 网络所得到的结果与原网络的情况完全一致, 所以该算法划分 Zachary 网络的正确率为 100%, 明显高于 GN、Wu-Huberman 和 Newman 快速算法。几种社团结构划分算法对 Zachary 网络正确划分率的对比如图 2 所示。

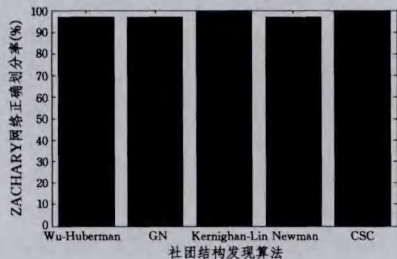


图2 社团结构发现算法对 Zachary 网络的正确划分率

将该算法应用于 Dolphin 网络、美国政治书网络、美国大学足球比赛网络和 email 网络等经典社团网络, 网络中多数节点都被正确划分, 证明了该算法具有较高的社团划分准确度, 同时也表明了该算法普遍适用于划分其他网络社团结构。

3.2 Dolphin 网络

海豚社会网络是常用的实际网络, Lusseau 等通过对 62 只海豚社会关系进行深入研究并进行数学抽象, 形成网络图。网络由 62 个节点、159 条边组成, 网络中的节点表示海豚, 边表示海豚之间的交往关系, 如图 3 所示。

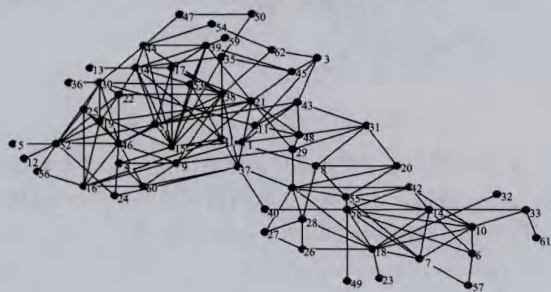


图3 海豚社会关系网络

Lusseau 等将海豚群体划分为两个较大的社团, 一个社团主要由雄性海豚构成, 另一个主要由雌性海豚构成^[11]。应用本文提出的社团强度系数算法在海豚社会网络上进行测试, 将海豚网络划分为 3 个主要的社团, 如图 4 所示。

网络中最大的社团由 38 个节点组成, 最小的社团由 9 个节点组成, 多数节点都被正确地划分到同一社团中, 划分结果表明该算法具有较好的敏感性。本文得到的 3 个社团与文献^[13, 14]得到的社团结构略有不同, 除两个社团之间的连边远远少于社团内部的连边之外, 主要是由于本文算法将节点数少于或等于 3 的社团都加入到与它最近的社团强度系数最大的社团中。如最大社团中节点 24 和节点 35, 两个节点的 $k_i(in) \leq k_i(out)$, 由于最大社团的强度系数为 0.6333 大于其

他两个社团的强度系数 0.5833 和 0.5263, 因此将节点 24 和节点 35 划分到最大的社团中。

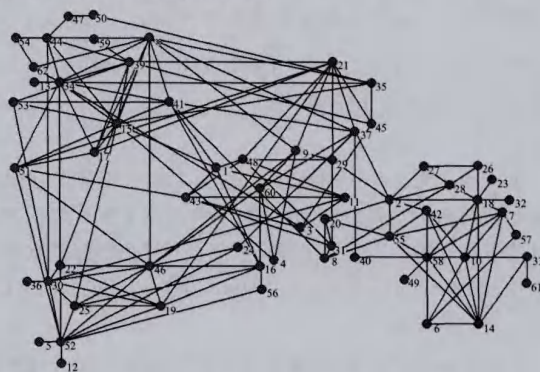


图4 海豚社会关系网络的社团划分结果

随着网络规模的逐渐增大, 算法所消耗的时间也将逐渐增长, 因此, 可扩展性也描述为算法所消耗时间随网络规模增大而增长的趋势。文献^[15]中提到了两种衡量可扩展性的方法, 即基于平均度最大化的算法(MAD)和基于局部模块度的社区检测算法(LM)。将 MAD 算法、LM 算法和 CSC 算法分别对 Zachary 网络、Dolphins 网络、美国政治书网络(105 个节点 441 条边)、美国大学足球比赛网络(12 个联盟组成的 115 个球队 616 条参赛关系)和 email 网络(1133 个节点 10902 条边)做相同的运行时间对比实验, 实验结果如图 5 所示。

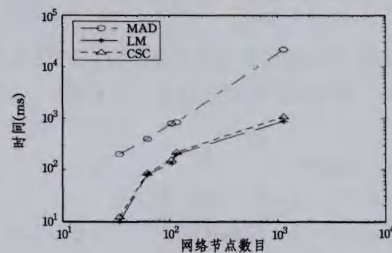


图5 社团结构划分算法运行时间比较

通过实验结果分析, MAD 算法随着网络节点数目的增加, 运行时间增幅较大; 而 LM 算法和 CSC 算法所耗时间都很少, 划分成千节点的网络所耗时间不足 1s, 随着网络节点的增加这两种算法运行时间没有明显的变化。所以, 通过对上述 5 种网络运行时间的对比可以得出, 本算法在一定的网络节点个数范围内具有良好的可扩展性。

结束语 本文提出了一种基于社团强度系数的社团结构发现算法。该算法克服了需要计算模块度 Q 值、算法复杂度较高、算法效率低下等问题, 完善了社团结构发现算法, 依据衡量社团发现算法实际应用价值的指标即准确度、敏感性和可扩展性, 对 Zachary 网络和 Dolphin 网络等进行了检测实验。实验结果表明, 该算法具有较高的社团划分准确度、较好的敏感性和良好的可扩展性。本文算法所做实验都是针对经典的分析社团结构算法的网络, 网络规模有限, 因此, 针对大中型复杂网络进行社团结构划分, 比较其准确度、敏感性和可扩展性, 将是下一步社团结构发现算法研究的重点。

参考文献

- [1] Porter M A, Onnella J P, Mucha P J. Communities in networks [J]. Notices of the AMS, 2009, 56(9): 1082-1097

(下转第 304 页)

表3 $t_0=21, r_0=0.85$ 时的优度

特征与方法	x_{11} (ms)	x_{12} (%)	y_1	y_2	y_3	y
DF+KNN	20	89.3	0.05	0.29	1	0.17
DF+SVM	20	89.5	0.05	0.30	1	0.18
DCF+KNN	22	91.0	-0.05	0.40	1	-0.05
DCF+SVM	22	92.3	-0.05	0.49	1	-0.05
文献[4]	24	95.3	-0.14	0.67	-1	-1

表4 $t_0=21, r_0=0.90$ 时的优度

特征与方法	x_{11} (ms)	x_{12} (%)	y_1	y_2	y_3	y
DF+KNN	20	89.3	0.05	-0.07	1	-0.07
DF+SVM	20	89.5	0.05	-0.05	1	-0.05
DCF+KNN	22	91.0	-0.05	0.10	1	-0.05
DCF+SVM	22	92.3	-0.05	0.23	1	-0.05
文献[4]	24	95.3	-0.14	0.53	-1	-1

表5 取消非侵扰性限制, $t_0=25, r_0=0.90$ 时的优度

特征与方法	x_{11} (ms)	x_{12} (%)	y_1	y_2	y_3	y
DF+KNN	20	89.3	0.2	-0.07	-	-0.07
DF+SVM	20	89.5	0.2	-0.05	-	-0.05
DCF+KNN	22	91.0	0.12	0.10	-	0.11
DCF+SVM	22	92.3	0.12	0.23	-	0.18
文献[4]	24	95.3	0.04	0.53	-	0.29

从表1—表5可看出:

(1)在评价指标相同的情况下,策略的优度与各评价指标正域的取值密切相关。即同样的策略,当限制条件或者目标变化时,策略的优度随之发生变化,这符合事物发展的客观规律。当限制条件较为宽松时,算法的优度普遍较高,见表1;当限制条件较为严格时,算法的优度普遍较低,见表4。

(2)在给定的几种方法中,文献[4]中方法的识别准确率最高,实时性最低,需要交互式地获取工作负担等背景信息,因而并不彻底满足非侵扰性。如果不考虑侵扰性指标,则该方法的综合优度最高。而在同时满足3种指标的条件下,本文所提出的 DCF+SVM 策略优度最高。

结束语 本文对基于面部特征的精神疲劳识别算法中存在的矛盾问题进行了分析和建模,并以其为基础,推导出精神疲劳面部动态特征、面部疲态特征获取及精神疲劳识别的可拓策略。以非侵扰性、实时性与准确率作为评价指标,构建了策略的优度函数,为策略的自动生成、评估和选择奠定了基础。模式识别领域普遍存在着算法计算复杂度和识别准确率之间的矛盾。没有一种算法是完美的,只能找到满足特定条

件的最优算法。本文的主要贡献在于基于可拓理论和方法将人类研究和创新算法的思维过程进行了形式化,使得计算机模拟人类思维自动找到满足限制条件的问题最优求解策略成为可能。而后者对于提高计算系统的智能性具有重要意义。

参考文献

- [1] 曹雪亮. 脑力疲劳的注意特征及主观评定方法的实验研究[D]. 西安:第四军医大学,2003
- [2] 朱炳初,汪丰. 疲劳识别研究现状与发展[DB/OL]. <http://www.paper.edu.cn>
- [3] 王磊,吴晓娟,巴本冬. 一种基于视觉的 PERCLOS 特征提取方法[J]. 计算机工程与科学,2006,28(6):52-54
- [4] Ji Qiang, Lan Pei-lin, Looney C. A Probabilistic Framework for Modeling and Real-Time Recognition Human Fatigue [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2006, 36(5):862-875
- [5] 郑培民,宋正河,周一鸣. 基于 PERCLOS 的机动车驾驶员驾驶疲劳的识别算法[J]. 中国农业大学学报,2002,7(2):104-109
- [6] 王琼,王欢,赵春霞,等. 基于眼睛状态识别的驾驶员疲劳识别[J]. 南京理工大学学报:自然科学版,2010,34(4):448-453
- [7] 杨春燕,蔡文. 可拓工程[M]. 北京:科学出版社,2007
- [8] 陈云华,张灵,严明玉. 面向精神疲劳监测的实用虹膜定位方法[J]. 微电子学与计算机,2013,30:17-20
- [9] 谢国波,陈云华,张灵,等. 基于嘴巴特征点曲线拟合的哈欠检测[J]. 计算机工程与科学,2014,36(4):731-736
- [10] 丁伍洋,陈云华,高素文,等. 基于眼动参数云融合模型的疲劳检测方法[J]. 计算机工程与设计,2013,34:4067-4071
- [11] 陈云华,张灵,丁伍洋,等. 精神疲劳实时监测中多面部特征时序分类模型[J]. 中国图象图形学报,2013,18:953-960
- [12] Keiko. 微笑密码:眼袋 VS 卧蚕[J]. 医学美容美容(蜜. Me), 2011(21):76-79
- [13] 陈云华,余永权,张灵,等. 基于面部特征的精神疲劳可拓辨识模型[J]. 计算机科学,2013,2(40):284-288
- [14] 张伟,夏利民,罗大庸. 基于流形保持投影的驾驶疲劳识别[J]. 信息与控制,2011,40(1):119-123
- [15] Sandberg D. The performance of driver sleepiness indicators as a function of interval length[C]// Proceedings of 14th International Conference on Intelligent Transportation Systems. Washington, DC, USA, IEEE, 2011:1735-1740
- [16] 李德毅,杜鹤. 不确定性人工智能[M]. 北京:国防工业出版社, 2005:143-147

(上接第276页)

- [2] Santo F. Community detection in graphs [J]. Physics Reports, 2010,486(3-5):75-174
- [3] 李莉杰,陈瑞兵,王冠楠. 有向网络重叠社区的快速划分算法[J]. 计算机科学,2014,41(6A):258-261
- [4] Fang Wei, Wei Ning-qian, et al. Detecting Overlapping Community Structures in Networks [J]. World Wide Web, 2009, 12: 235-261
- [5] Chen Zhang-zhang, Hendrix W, Samatova N F. Community-based anomaly detection in evolutionary networks [J]. J Intell Inf Syst, 2012, 39:59-85
- [6] 刘微,张大为,嵇敏,等. 基于共享邻居数的社团结构发现算法[J]. 计算机工程,2011,37(6):172-174
- [7] 贾宗伟,崔军,王晓芳. 复杂网络中社团结构的快速探测方法[J]. 科技通报,2013,29(1):132-135
- [8] 方平,李芝棠,涂浩,等. 复杂网络局部社区挖掘的节点接近度算

法[J]. 计算机工程与应用,2013,49(17):38-42

- [9] 周德志,刘怀亮,张倩. 基于复杂网络的文本语义社区的构建[J]. 情报杂志,2013,32(10):136-140
- [10] 谢凤宏,张大为,黄丹,等. 基于复杂网络社团划分的文本聚类方法[J]. 计算机工程与设计,2011,32(3):1059-1061
- [11] 罗明伟,姚宏亮,李俊照,等. 一种基于节点相异度的社团层次划分算法[J]. 计算机工程,2014,40(1):275-279
- [12] 黄振,张宇,张宏莉. 面向大规模应用层拓扑的社团发现技术[J]. 智能计算机与应用,2013,3(4):34-38
- [13] 李琳,李生红,陆松年,等. 基于 PCA 的社团结构谱聚类改进算法[J]. 计算机工程与设计,2013,34(10):3448-3452
- [14] Chen Duan-bing, Fu Yan, Shang Ming-sheng. A fast and efficient heuristic algorithm for detecting community structures in complex networks [J]. Physica A, 2009, 388(13):2741-2749
- [15] 张珊. 复杂网络的节点重要性及社区结构研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2013