

利用局部拓扑信息发现模糊社团结构

朱大勇¹, 张新丽², 李树全¹

(1. 电子科技大学软件学院 成都 610054; 2. 成都信息工程学院数学与信息科学系 成都 641000)

【摘要】 根据网络节点的局部拓扑信息, 给出了节点与社团的相似度度量方法, 提出了一种新的发现网络模糊社团结构的粒子群算法。该算法在迭代过程中依据节点对不同社团的相似度来不断调整粒子的位置向量, 减少了搜索的盲目性, 提高了搜索效率。对不同规模的计算机生成网络和真实网络进行测试, 实验结果表明, 该方法能有效、快速的给出网络的模糊社团结构。

关键词 复杂网络; 相异性指数; 模糊社团结构; 局部拓扑信息; 粒子群算法
中图分类号 TP18 **文献标识码** A **doi:**10.3969/j.issn.1001-0548.2011.01.014

Discovering Fuzzy Community Structure Using Local Network Topology Information

ZHU Da-yong¹, ZHANG Xin-li², and LI Shu-quan¹

(1. School of Software, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054;
2. Department of Math and Information, Chengdu University of Information Technology Chengdu 641000)

Abstract An important problem of using evolutionary algorithm to discover community structure in complex networks is how to reduce the search space of network partitions for speeding up convergence. This paper presents an approach to similarity measurement between nodes and communities based on the local topology information of network nodes, and proposes a new particle swarm optimization algorithm to detect fuzzy communities of network. In the iterative process of algorithm the position vector of particle is modified according to similarity degrees between nodes and communities to promote search efficiency. Experiments on various scale computer-generated networks and real world networks show the capability and efficiency of the method to find the fuzzy community structure of network.

Key words complex network; dissimilarity Index; fuzzy community structure; local network topology information; particle swarm optimization

在复杂网络结构分析中, 一个重要的问题是如何发现网络中的模块结构, 即在网络中找到内部节点之间连接相对紧密, 而相互之间连接相对稀疏的模块(modules)或社团(communities)。发现网络的社团结构有助于了解它们的属性, 以便用于分析网络的功能和行为特性。

近年来, 提出了很多用于发现网络社团结构的方法, 如凝聚算法^[1]、采用介数的分裂算法^[2]、谱分析算法^[3]等。由于网络中有的节点可能同时划分到不同的社团, 因此, 为了发现存在重叠社团(overlapping community)的情况, 又提出了一些对网络模糊划分的方法^[4-6]。社团发现问题还可以转化为优化问题求解, 也有用进化计算的方法获取网络的

结构。文献[7]运用遗传算法进行社团发现, 但需要增加额外的计算进行纠错。文献[8]将网络所有节点编码为二进制串形式的染色体, 然后通过对整个网络不断地二分发现社团结构。文献[9]提出的GA-Net算法^[9]则主要考虑通过节点间的连接关系缩减问题的搜索空间。文献[10]采用粒子群算法, 也以二分的方式获取网络的社团, 为了提高算法的收敛速度还提出了对孤立节点的两种修复策略。

本文针对复杂网络中发现重叠社团的问题, 结合节点本身已知的局部拓扑信息, 提出了一种新的发现网络模糊社团结构的粒子群算法。该算法给出了网络模糊划分的粒子表示, 能自动获取网络的模糊划分结构, 并利用网络节点的局部拓扑信息减少

算法的搜索空间,提高算法的收敛速度。

1 模糊社团划分方法

网络社团划分是把网络中连接紧密的节点划分到同一个社团(community)中,使社团之间的连接比较稀疏。采用硬性划分方式,节点只有“在”或者“不在”某个社团内两种选择。但是,有的节点可能属于多个社团(即节点与多个社团联系的紧密程度没有本质上的差别),不能明确地划分到某个社团。因此,用节点相对于不同社团的隶属度进行网络划分能更准确地反映网络的结构。

假定一个有 N 个节点的网络可以划分为 m 个社团,网络中任意一个节点 v 相对于每个社团的隶属度用一个向量 $\mathbf{d}_v = (u_{1v}, u_{2v}, \dots, u_{mv})$ 表示。对于模糊划分,其约束条件为^[5]:

$$u_{iv} \in [0,1] \quad 1 \leq i \leq m; 1 \leq v \leq N \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^m u_{iv} = 1 \quad 1 \leq v \leq N \quad (2)$$

$$0 < \sum_{v=1}^N u_{iv} < N \quad 1 \leq i \leq m \quad (3)$$

网络中所有节点的社团隶属度向量描述了整个网络的社团划分(可以将其映射为硬性网络划分),网络划分的目标函数以社团节点相似度 s_{ij} 与实际节点之间的连接关系 a_{ij} 来确定。

在同一社团中任意两个节点 i 和 j 之间的相似度 s_{ij} 定义为:

$$s_{ij} = \sum_{k=1}^m u_{ki} u_{kj} \quad 1 \leq i; j \leq N \quad (4)$$

设 P 是由所有节点的社团隶属度向量确定的一种网络划分,则网络划分的目标函数为^[5]:

$$F(P) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (a_{ij} - s_{ij})^2 \quad (5)$$

由此,网络的划分问题转化为获取所有节点的社团隶属度向量,并使得网络划分的目标函数达到最优,即找到一个网络划分使得目标函数 $F(P)$ 最小化。

根据该约束优化问题,本文采用粒子群算法求解网络的最优划分。粒子群算法是在解空间中随机初始化一群粒子,每个粒子都表示问题的一个可行解。粒子以最优化适应度为目标,在解空间中通过不断地改变自身的位置和速度进行搜索,搜索时通过种群中的最优粒子(最优解)和粒子本身的局部最优解调整自己的位置和速度。由于网络划分的搜索空间非常大,直接搜索缺乏必要的启发信息,因此搜索的效率很低。本文根据网络的拓扑信息给出网

络划分的调整策略,提高了算法的效率。

1.1 微粒群初始化

网络中所有节点的社团隶属度构成粒子的位置向量,每一个粒子对应一种网络模糊划分(可行解)。粒子位置向量的编码方式(假定划分为3个社团)如图1所示。

	社团1	社团2	社团3
节点1	0.092 2	0.749 4	0.158 4
节点2	0.201 3	0.607 9	0.190 8
节点3	0.774 4	0.105 5	0.120 0
⋮	⋮	⋮	⋮
节点N	0.101 5	0.274 2	0.624 3

图1 粒子位置向量的编码方式

粒子表示的模糊划分既反映了节点与社团内节点和社团外节点的连接紧密程度,又可以通过主域的方式^[5](即节点对哪个社团的隶属度最大,就划分到哪个社团),将社团的模糊划分转换为明确的网络划分结构(硬性划分)。

在初始化粒子种群时,随机生成所有网络节点对不同社团的隶属度以构成粒子的位置向量,且该向量要满足式(2)中的约束条件。每个网络节点还要随机生成一个速度用于调整节点的社团隶属度。所有网络节点的速度构成粒子的速度向量。

1.2 粒子适应度计算

每个粒子的位置向量确定了一种网络社团的划分方式,其划分的质量由粒子的适应度决定,并根据每个粒子的当前适应度、历史最优适应度以及所有粒子的全局最优适应度调整粒子的速度向量和位置向量。

本文算法采用式(5)作为粒子的适应度函数,该函数将所有节点之间的相似度与实际连接度的差异作为网络划分好坏的标准,即节点之间的相似度与实际节点之间的连接关系越接近,则社团的模糊划分越准确。

本文算法的目标就是要找到一个网络划分,使得目标函数 $F(P)$ 最小化,也就是当网络划分与实际网络中节点之间的连接关系最接近时,获得的网络的划分最优。

1.3 粒子位置调整

文献[10]采用逐层二分的分裂方法对网络进行硬性划分,并采用修复策略对划分中形成的绝对孤立点和相对孤立点进行调整。绝对孤立点是指该节点属于一个社团,而其所有邻居属于另一个社团,对于该类节点强制将其划分到它的邻居节点所在的社团。相对孤立点是指该节点与其所属社团的连接数小于其与其他社团的连接数,对于该类节点,则

根据其对不同社团的连接度的比值决定是否强制改变其所属社团, 即当连接度的比值大于某个给定的阈值时, 改变其所属社团。虽然该算法采用柔性策略对相对孤立节点进行修复, 获得了较好的效果, 但是阈值的确定缺乏先验知识, 只有通过实验来获得; 而且对于不同规模的网络阈值是不同的, 因此不能完全实现网络划分的自动化。

本文没有采用二分法进行网络划分, 而是直接用粒子群算法获取模糊社团结构。粒子在搜索求解的过程中, 某些节点将从一个社团转向另一个社团, 因此也会产生孤立节点。在处理孤立点时不再区分绝对和相对孤立节点, 而是根据节点之间的相异性指数^[11]提出了一种新的具有局部拓扑意识(local topology-aware)的节点调整策略方法。该方法不需要确定节点调整的阈值, 其基本思想是:

1) 首先将节点之间的相异性指数转换为节点之间的相似度, 节点从其已知的局部拓扑结构出发(每个节点只知道自己的邻居), 找到与其相似度最大的社团, 如果该社团与原来节点所属的社团不是同一个社团, 就调整节点的社团隶属度, 将其划分到与自己最相似的社团中。

网络可以表示为一个由节点集和边集组成的图 $G=(V, E)$, 节点数记为 $N=|V|$, 节点之间的相异性指数^[11]记为:

$$ds(i, j) = \frac{\sqrt{\sum_{k \neq i, j}^N [d_{ik} - d_{jk}]^2}}{(N-2)} \quad i, j, k \in V \quad (6)$$

将其转换为节点之间的相似度记为:

$$ns(i, j) = 1.0 / ds(i, j) \quad (7)$$

$ds(i, j)$ 为节点 i 和节点 j 的相异性指数, 相应地

可转换为两个节点间的相似度 $ns(i, j)$ 。

设网络 G 可以划分为 m 个社团, 社团 $G'_a=(V'_a, E'_a)$ 是 G 的一个子图。首先定义 δ 函数判断节点是否在某个社团内, 设:

$$\delta(G'_a, v) = \begin{cases} 1 & \text{if } v \in V'_a \\ 0 & \text{if } v \notin V'_a \end{cases} \quad 1 \leq a \leq m; v \in V \quad (8)$$

式中, v 表示网络中的节点。如果 v 在 G'_a 的点集 V'_a 内, 则 δ 函数表示了 v 节点属于社团 G'_a 。

2) 其次定义节点与社团的相似度 r (即节点相对于每个社团的隶属度), 根据节点的局部拓扑结构, 节点 v 只知道其与自己所有邻居的相似度, 因此节点 v 对社团(整个网络)的认识也是基于其局部意识。

设 w_v 为节点 v 的邻居, 而 v 的邻居集定义为:

$$B = \{w_v, w_v \in V \text{ and } (v, w_v) \in E\} \quad (9)$$

根据节点的局部拓扑结构 B 、节点之间的相似度 $ns(i, j)$ 和 δ 函数, 节点 v 与社团 G'_a 的相似度 r 定义为:

$$r(v, G'_a) = \sum_{w_v \in B} ns(v, w_v) \delta(G'_a, w_v) \quad 1 \leq a \leq m, v \in V \quad (10)$$

节点 v 与社团 G'_a 的相似度表示为节点 v 与在 G'_a 中的所有邻居节点的相似度之和。当 v 没有邻居在某个社团 G'_a 时, $r(v, G'_a) = 0$ 表示节点 v 与该社团没有相似性。

在计算出 r 后, 算法根据 r 对节点的划分进行调整: 假定与节点 v 相似度最大的社团为 G_b , 如果原来节点划分到(属于)社团 G_c , 则改变 r 的值, 使其划分到与自己最相似的社团 G_b 中。节点调整的示例如图2所示。

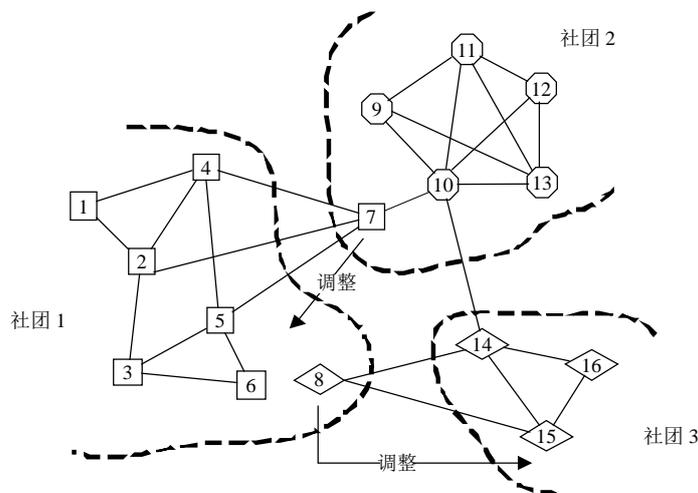


图2 基于局部拓扑信息的节点调整策略

图中,节点7和8表示两种孤立节点,它们通过自身已知的局部拓扑结构(即它们与不同社团的相似度)调整相对于不同社团的隶属度。另外,改变节点的社团隶属度时,也要满足式(2)的约束条件。

1.4 算法流程及参数

在 D 维(D 为网络的节点数)空间中搜索目标解,假定种群中包含 n 个粒子,每个粒子包含一个位置向量和一个速度向量。 D 维位置向量 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 表示一种网络的模糊划分,速度向量 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 则用于调整粒子的位置向量。在搜索目标解空间时,粒子 i 保存自己获得的最优解 p_i 。在每次迭代中,粒子 i 根据当前速度、自身经验 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 和群体最优经验 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 修正自己当前的速度向量,然后以新的速度向量调整自身的位置向量 \mathbf{x}_i , 以获得一个新的解(新的网络划分)。采用以下方式更新粒子状态^[12-13]:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 \text{rand}() (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r \text{and}() (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (11)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad i=1,2,\dots,m; d=1,2,\dots,D \quad (12)$$

基于粒子群算法,对网络中节点的社团隶属度进行进化迭代,LTFCD-PSO(local topology-aware fuzzy community detection-based PSO)算法流程如下:

- 1) 计算网络中所有节点对的相关性指数;
- 2) 设置迭代参数,包括迭代次数($iNum$)和种群个数($pSize$);
- 3) for each particle do;
- 4) 随机生成 N 个节点的社团隶属度作为粒子的位置向量;
- 5) end for;
- 6) while(最优粒子的适应度发生改变或迭代次数小于指定的值)
- 7) 计算种群中每个粒子的适应度;
- 8) 采用Local Topology-aware节点调整方法,调整节点的社团隶属度;
- 9) 根据式(11)计算粒子的速度向量;
- 10) 根据式(12)计算粒子的位置向量;
- 11) end while;
- 12) 输出算法最优解所表示的社团结构信息。

在算法中不用任何先验知识而确定网络模糊社团的个数 m 是社团发现研究中的一个重要问题。LTFCD-PSO算法在初始化时设置一个较大的社团划

分数 m , 节点随机分布在各个社团中,通过不断地迭代调整网络节点的社团隶属度。节点根据网络的拓扑结构逐渐分组聚集在一起,当网络划分的适应度收敛到最优值时,就确定了整个网络的社团个数 m 。

2 实验与结果分析

LTFCD-PSO算法采用C#语言实现,实验运行环境为Intel(R) Core (TM) 2 Duo、2.20 GHz CPU(双核处理器)、2 GB内存。算法在计算机生成网络和真实网络上进行实验,验证模糊社团发现算法的有效性和适用性。

2.1 数据集

2.1.1 计算机生成网络

计算机生成网络采用文献[14]中给出的网络生成方法构造具有确定社团结构的随机生成网络。该网络由 N 个节点组成,并且划分为 m 个社团,每个社团包含 N/m 个节点。平均每个节点有 k_{in} 条边随机连接到同一社团的其他节点,并且有 k_{out} 条边随机连接到其他社团的节点。平均每个节点的边数 k 满足 $k = k_{in} + k_{out}$ 。两个随机生成的不同规模的网络如图3所示。

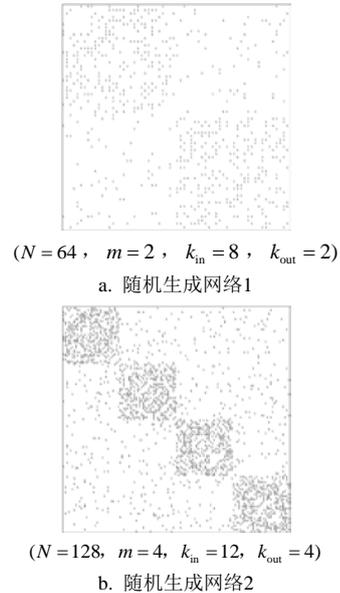


图3 计算机随机生成的网络

2.1.2 真实网络

在真实数据集中,采用Zachary Karate Club^[15]和American College Football^[11]两个不同规模的网络验证算法的有效性。另外,为了与文献[10]中的算法做性能对比,还对dolphins网络和Krebs网络进行了测试。Zachary Karate Club网络给出了美国一所大学中空手道俱乐部会员相互间的社会关系,网络中共有34个节点、78条边。American College Football网

络是对美国大学生橄榄球联赛的2000赛季的比赛情况进行分析整理而建立的网络模型, 网络中共有115个节点、613条边。

2.2 算法测试

对计算机生成网络进行测试, 网络平均的节点边数 k 保持不变, 当 k_{out} 的取值增大, 相应的 k_{in} 取值减小, 社团结构变得不明确。采用硬性的划分方式, 当 $k_{out}/k \leq 0.3$ 时能正确地将各个节点划分到所属的社团; 当 $k_{out}/k \leq 0.4$ 时, 93.4%的节点能正确地分类; 当网络的社团结构变得越来越模糊 ($k_{out}/k \geq 0.45$) 时, 算法的分类效果逐渐减弱。

在真实网络测试中, 算法将Zachary Karate Club网络划分为两个社团, 节点3、9、10对两个社团的隶属度非常接近, 表明该3个节点和两个社团的连接几乎同样紧密, 而节点1、33、34则处于社团的中心, 与其他在社团中的节点联系紧密, 也与实际网络的社团划分情况一致。对于American College Football网络采用硬性划分方式, 算法将网络划分为11个社团, 该结果与实际社团的划分一致。硬性划分的结果如图4所示, 反映了算法实际得到的模糊划分结构(即社团存在重叠的节点)。

本文采用具有局部拓扑意识的粒子群网络社团发现方法对3个网络进行社团划分。种群数目设为20

个, 惯性因子 $\omega = 0.25$, 学习因子(learning factors)分别为 $c_1 = 0.7$ 和 $c_2 = 0.7$, 初始社团数为 $N/2$ (N 为节点数)。通过100次实验得到达到基准 Q 的平均迭代次数和平均搜索时间。为了与文献[10]的孤立点修复策略(绝对孤立点修复策略和柔性修复策略)进行比较, 采用模块度^[14]对网络进行硬性划分得到社团结构, 实验测试结果分别如表1和表2所示。

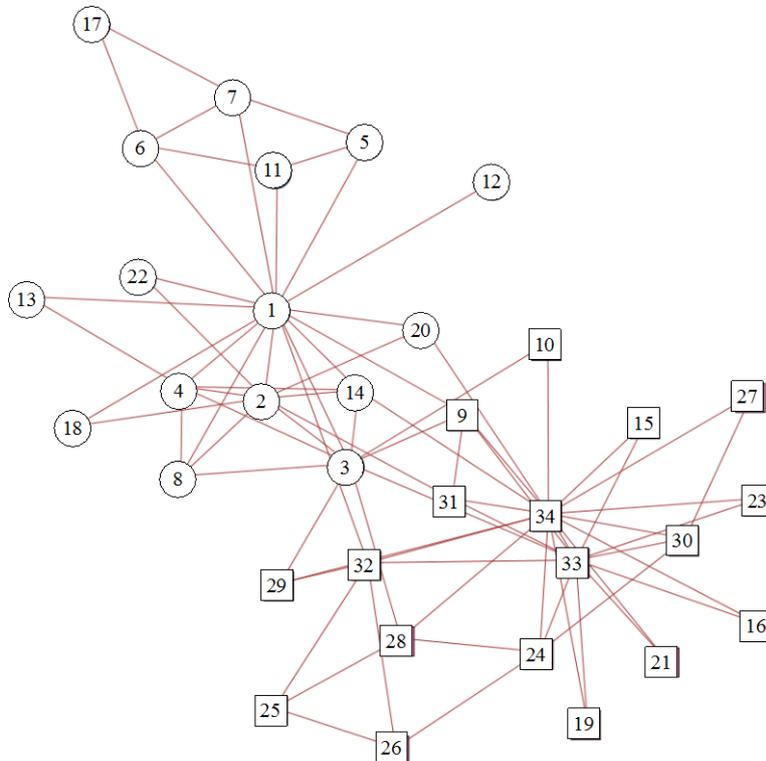
表1 孤立点修复策略(最优情况)

测试网络	达优基准 Q	平均迭代次数	平均搜索时间/ms	阈值参数 θ
Karate	0.231 7	7.88	41.71	2.00
dolphins	0.331 5	3.89	77.20	1.00
Krebs	0.412 7	7.57	550.93	1.00

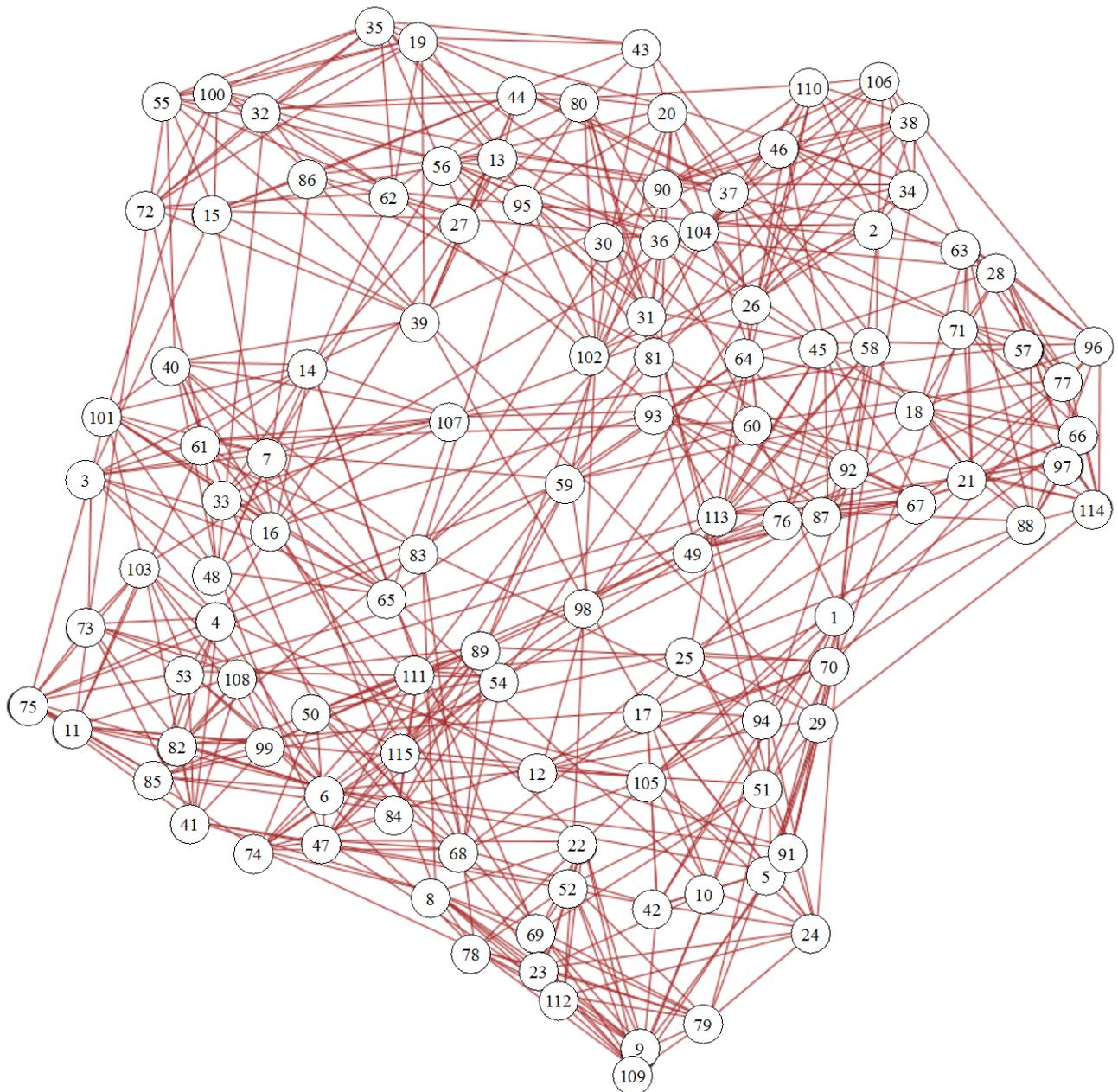
表2 Local Topology-aware节点调整策略

测试网络	达优基准(Q)	平均迭代次数	平均搜索时间/ms	阈值参数
Karate	0.349 3	2	21.23	不需要
dolphins	0.353 4	3	27.80	不需要
Krebs	0.490 8	5	81.67	不需要

从实验结果可以看出, 采用Local Topology-aware节点调整策略, 不需要根据网络的不同设定阈值参数以获得较好的性能。而且, 在同样条件下, LTFCD-PSO算法能获得更好的收敛效果和更快的收敛速度。



a. Zachary Karate Club网络



b. American College Football网络

图4 算法测试真实网络的结果

3 结论

在复杂网络的模糊社团发现中,随着网络节点数和边数的增长,发现算法需要搜索的解空间非常大。因此,收敛速度和效果成为影响算法有效性的重要因素。本文根据网络节点的局部拓扑信息给出了节点与社团的相似度量方法,并依此提出了一种发现网络模糊社团结构的粒子群算法。该算法依据节点对社团的相似度调整搜索过程中获取的网络划分,减少搜索空间,极大地提高了网络社团发现的效率。算法中的调整策略不需要通过实验确定调

整的阈值,实现了社团发现的自动化。通过在计算机生成网络和真实网络上测试,验证了该算法具有较好的效果和性能。

参 考 文 献

- [1] NEWMAN M E J. Fast algorithm for detecting community structure in networks[J]. Phys Rev E, 2004, 69: 066133.
- [2] GIRVAN M and NEWMAN M E J. Community structure in social and biological networks[J]. Proc Natl Acad Sci, 2002, 99: 7821-7826.
- [3] WU Fang, HUBERMAN B A. Finding communities in linear time: a physics approach[J]. Euro Phys J B, 2004, 38: 331-338.

- [4] PALLA G, DERÉNYI I, FARKAS I, et al. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society[J]. *Nature*, 2005, 435(7043): 814-818.
- [5] TAMÁS Nepusz, ANDREA Petróczi, LÁSZLÓ Négyessy, et al. Fuzzy communities and the concept of bridgeness in complex networks[J]. *Physical Review E*, 2008, 77: 016107.
- [6] ZHANG Shi-hua, WANG Rui-Sheng, ZHANG Xiang-Sun. Identification of overlapping community structure in complex networks using fuzzy c-means clustering[J]. *Physica A*, 2007, 374(1): 483-490.
- [7] TASGIN M, HERDAGDELEN A, BINGOL H. Community detection in complex networks using genetic algorithm [DB/OL]. [2009-10-21]. <http://arxiv.org/abs/0711.0491>.
- [8] LIU Xin, LI De-yi, WANG Shu-liang, et al. Effective algorithm for detecting community structure in complex networks based on ga and clustering[C]//ICCS 2007. Beijing, China : Springer-Verlag, Part II, LNCS 4488: 657-664.
- [9] PIZZUTI C. GA-Net: a genetic algorithm for community detection in social networks[C]//PPSN 2008. Dortmund, Germany: Springer-Verlag, LNCS. 2008: 1081-1090.
- [10] 段晓东, 王存睿, 刘向东, 等. 基于粒子群算法的Web社区发现[J]. *计算机科学*, 2008, 35(3): 18-21.
DUAN Xiao-Dong, WANG Cun-Rui, LIU Xiang-Dong, et al. Web community detection model using particle swarm optimization[J]. *Computer Science*, 2008, 35(3): 18-21.
- [11] ZHOU Hai-jun. Distance, dissimilarity index and network community structure[J]. *Phys Rev E*, 2003, 67: 061901.
- [12] KENNEDY J, EBRHART R. Particle swarm optimization [C]//IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: [s.n.], 1995: 1942-1948.
- [13] GUO Da-Qing, ZHAO Yong-Jin, XIONG Hui, et al. A new class of hybrid particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Electronic Science and Technology of China*, 2007, 5(2): 149-152.
- [14] NEWMAN M E J, GIRVAN M. Finding and evaluating community structure in networks[J]. *Phys Rev E*, 2004, 69: 026113.
- [15] ZACHARY W W. An information flow model for conflict and fission in small groups[J]. *Journal of Anthropological Research*, 1977, 33: 452-473.

编辑 蒋 晓

(上接第68页)

- [14] WEGMÜLLER U, MATZLER C, NJOKU E G. Canopy opacity models[C]//Passive Microwave Remote Sensing of Land-Atmosphere Interactions. Netherlands: VSP, 1995: 375-395.
- [15] KERR Y H, NJOKU E G. A semiempirical model for interpreting microwave emission from semiarid land surfaces as seen from space[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1990, 28(3): 384-393.
- [16] JIANG L J, SHI J C, TJUATJA S. A parameterized multiple-scattering model for microwave emission from dry snow[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 111: 357-366.
- [17] PULLIAINEN J T, GRANDELL J, HALLIKAINEN M T, et al. HUT snow emission model and its applicability to snow water equivalent retrieval[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1999, 37(3): 1378-1390.
- [18] ULABY F T, RAYER S M A. Microwave dielectric spectrum of vegetation Part II, Dual-dispersion model[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1987, GE-25: 550-557.
- [19] WANG, J R, CHOUDHURY B J. Passive microwave radiation from soil: examples of emission models and observations[C]//Passive Microwave Remote Sensing of Land-Atmosphere Interactions. Utrecht, Netherlands: VSP, 1995.
- [20] OLSON W S, BAUER P, KUMMEROW C D, et al. A melting layer model for passive/active microwave remote sensing applications- PartII: Simulation of TRMM observations[J]. *Appl Meteor*, 2001, 40(7): 1164-1179.
- [21] LIEBE H J. An updated model for millimeter wave propagation in moist air[J]. *Radio Sci*, 1985, 20: 1069-1089.
- [22] ROSENKRANZ P W. Water vapor microwave continuum absorption: a comparison of measurements and models[J]. *Radio Science*, 1998, 33: 919-928.
- [23] SHI J, JIANG L M, ZHANG L X, et al. A parameterized multi-frequency-polarization surface emission model[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2005, 43(12): 2831-2841.
- [24] DOBSON M C, Ulaby F T, HALLIKAINEN M T, et al. Microwave dielectric behavior of wet soil-Part II: Dielectric mixing models[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1985, 23(1): 35-46.
- [25] WEGMÜLLER U, MATZLER C, NJOKU E G. Passive microwave remote sensing of land-atmosphere interactions [M]. Netherlands: VSP, 1995.
- [26] JIANG L J, SHI J C, TJUATJA S. A parameterized multiple-scattering model for microwave emission from dry snow[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 111: 357-366.

编辑 税 红