

DOI: 10.7652/xjtuxb201802007

静态全符号网络的社群结构

何晓晨, 杜海峰, 杜巍, 费尔德曼
(西安交通大学公共管理与复杂性科学研究中心, 710049, 西安)

摘要: 为解决传统社群结构理论难以分析集群行为中的个体与关系特征等问题,在原有社群结构理论的基础上提出全符号网络下的社群结构理论,从而反映出个体聚类的综合特征。首先,基于带有关系属性与节点属性的全符号网络,在综合考虑网络个体、关系与结构属性的基础上,定义出全符号网络社群结构的定义,即一个可以被分为不同子网络的结构,其中子网络内部节点属性大致相同,关系连接稠密,且大部分由正边相连,而子网络之间节点属性不同,关系连接稀疏,且由负边相连;其次,基于 Newman 提出的模块度指标,结合网络的节点、关系、结构这 3 层因素构建出全符号网络下的模块度指标,同时利用遗传策略对该的指标优化实现了全符号网络的社群结构探测。基于不同网络属性的实验发现,相比传统社群结构指标,新指标可以有效识别出这些属性的差异,解决了传统社群结构探测方法不能分辨网络节点属性与关系属性的问题,为个体聚类研究提供新的路径与方法。

关键词: 社群结构;符号网络;模块度;指标

中图分类号: TN711 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)02-0045-07

A Community Structure in Fully Signed Static Networks

HE Xiaochen, DU Haifeng, DU Wei, Macus W. FELDMAN
(Center for Administration and Complexity Science, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The theory of community structure in fully signed networks is proposed to overcome the difficulty of traditional community structure in analyzing the individual and relation features in the process of collective actions. A community structure in fully signed networks is a kind of network structure that consists of sub-groups and internal nodes within a sub-group having the same attribute and are connected by dense positive edges while the nodes within different sub-groups having different attributes and are connected by sparse negative edges. First, a definition of the community structure in fully signed networks (consisting of both node and edge signs) is proposed by comprehensively considering the attributes of nodes, edges and network structures. Then, a new modularity is proposed, based on the theory of modularity given by Newman and the new modularity considers three factors of nodes, edges and structures. A genetic algorithm is then designed to detect the community structure by optimizing the new proposed modularity. Experiments based on different network attributes and a comparison with the traditional modularity show that the proposed modularity effectively identifies the differences of these attributes and solves the problem that the traditional community-structure-detecting method

cannot recognize features of nodes and edges.

Keywords: community structure; signed networks; modularity; index

社群结构作为复杂网络科学研究的重点,揭示了个体间的关系与网络的组织结构,有效诠释了社会生活中“人以类聚”的特性^[1-3]。全符号网络的社群结构则是在原有社群结构研究的基础上同时考虑节点属性与边的属性,可以有效反映出集群行为的发生机制与演化特征,对于缓解群体矛盾与预防恶性群体性事件等国家公共安全问题具有重要意义。

Newman 等人于 2002 年首先提出社群结构的概念,即网络中社群内节点关系稠密,社群间节点关系稀疏,同时给出了模块度指标,用于反映社群结构特征的明显程度^[3]。然而,该指标只针对 0-1 网络,忽略了网络的边和节点的属性。考虑了边属性的网络被称为符号网络,对于个体聚类分析具有重要作用^[4]。在符号网络的分析中,结构平衡理论从关系层面解释了网络中个体的聚集过程,受到学者的广泛关注^[5-8]。依据平衡理论,Gómez 等人于 2009 年基于结构平衡理论在原始的模块度函数上进行了改进,并以改进后的模块性函数作为衡量符号网络社群结构的指标^[9]。节点属性是社会网络的重要特征,对于个体聚集同样起到基础性的作用^[10-14]。在将模块度引入符号网络的同时,将节点属性纳入到社群结构分析中,可以更全面地分析网络的社群结构特征。Du 等人将节点属性引入一般符号网络中,构造了带有节点属性的全符号网络,而该网络事实上具有更重要的社会学意义^[15]。李树苗、任义科等人将 2005 年深圳市农民工调查的关系数据与个体属性数据进行了结合,构造了农民工的全符号网络数据,并利用该数据对农民工的特定行为进行了分析^[16-17]。这些研究不仅丰富了传统的实证研究方法,也拓宽了网络科学在社会科学当中的应用。本文将在全符号网络体系中提出社群结构的概念,并构建相应指标。该指标将网络结构、关系与节点属性综合考虑,以期对个体的聚类提供新的方法和路径。

1 全符号网络下的社群结构指标

全符号网络的社群结构与传统社群结构相比,不仅需要考虑结构上关系的疏密,同时也要考虑关系属性与节点属性。一个节点的符号(属性)可由 1,2,3... 数字来表示,将该类节点属性引入一般符号网络中,从而形成带有节点属性的全符号网络 $G = (\bar{V}, E)$, 其中 $\bar{V} = \{v_i\}$ 和 $E = \{e_{ij}\}$ 分别表示点和边的

集合, $v_i = 1, 2, 3 \dots$ 表示节点 i 的属性, $e_{ij} = 1$ 表示节点 i 与 j 存在正向(+)关系, $e_{ij} = -1$ 表示节点 i 与 j 存在负向(-)关系^[15]。基于节点属性连接原则^[13]与关系属性连接原则^[7], 本文定义如图 1 所示的全符号网络社群结构, 即一个全符号网络可以被分为不同的子网络, 子网络内部节点属性相同, 关系连接稠密, 且均为“+”关系, 而子网络之间节点属性不同, 关系连接稀疏, 且为“-”关系。

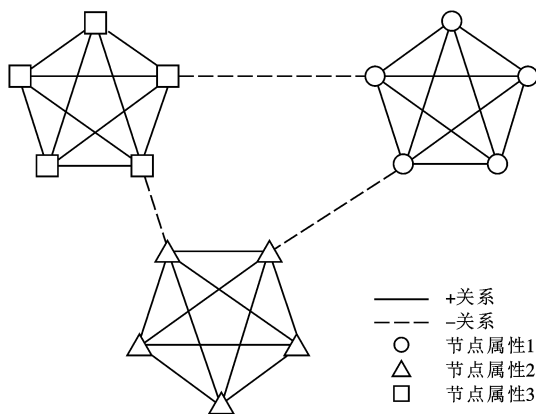


图 1 全符号网络的理想社群结构

本文以下部分将构造全符号网络的社群结构指标。首先, Newman 通过与随机网络对比, 从网络结构属性层面提出了测度 0-1 网络社群结构特征的模块度 Q_N , 该指标表示一个网络社群内部的连接与随机网络连接的期望值比较, Q_N 值越大表明社群内部连接的更紧密, 即社群结构特征更为明显^[3]。 Q_N 的表达式如下

$$Q_N = \frac{1}{2\omega} \sum_i \sum_j \left(\omega_{ij} - \frac{\omega_i \omega_j}{2\omega} \right) \delta(C_i, C_j) \quad (1)$$

式中: C_i 表示节点 i 所属的社群; $\delta(C_i, C_j)$ 为异或函数, 当节点 i 与节点 j 所属社群一致时, $\delta(C_i, C_j) = 1$, 否则 $\delta(C_i, C_j) = 0$; ω_{ij} 为连边系数, 表示节点 i 与节点 j 之间是否存在关系, 若存在 $\omega_{ij} = 1$, 否则 $\omega_{ij} = 0$; $\omega_i = \sum_j \omega_{ij}$ 为节点 i 的度值; $2\omega = \sum_i \omega_i = \sum_i \sum_j \omega_{ij}$ 表示网络中的总度数(总边数的 2 倍), $\frac{\omega_i}{2\omega}$ 表示随机网络中节点 i 与其他节点连接的概率, $\frac{\omega_i}{2\omega} \cdot \frac{\omega_j}{2\omega}$ 表示随机网络中节点 i 与 j 连接的概率, 而 $\frac{\omega_i \omega_j}{2\omega}$ 则表示随机网络中节点 i 与 j 连接的期望值。

Gómez 等人对 0-1 网络模块度指标进行了修

正,以适应经典符号网络(不带有节点属性)社群结构的测度,其定义^[9]如下

$$Q_s = \frac{2\omega^+}{2\omega^+ + 2\omega^-} Q_s^+ + \frac{2\omega^-}{2\omega^+ + 2\omega^-} Q_s^- \quad (2)$$

式(2)说明 Q_s 可拆分为正边模块度与负边模块度2部分,其中 Q_s^+ 表示正边网络中社群内部的连接与随机正边网络连接的期望值比较, Q_s^- 表示负边网络中社群内部的连接与随机负边网络连接的期望值比较

$$Q_s^+ = \frac{1}{2\omega^+} \sum_i \sum_j \left(\omega_{ij}^+ - \frac{\omega_i^+ \omega_j^+}{2\omega^+} \right) \delta(C_i, C_j) \quad (3)$$

$$Q_s^- = \frac{1}{2\omega^-} \sum_i \sum_j \left(\omega_{ij}^- - \frac{\omega_i^- \omega_j^-}{2\omega^-} \right) (1 - \delta(C_i, C_j)) \quad (4)$$

其中 ω_{ij}^+ 为正连边系数,表示节点 i 与节点 j 之间是否存在正边,若存在, $\omega_{ij}^+ = 1$, 否则 $\omega_{ij}^+ = 0$; ω_{ij}^- 为负连边系数,表示节点 i 与节点 j 之间是否存在负边,若存在, $\omega_{ij}^- = 1$, 否则 $\omega_{ij}^- = 0$; $\omega_i^+ = \sum_j \omega_{ij}^+$ 为节点 i 正边的度, $\omega_i^- = \sum_j \omega_{ij}^-$ 表示节点 i 负边的度; $2\omega^+ = \sum_i \omega_i^+ = \sum_i \sum_j \omega_{ij}^+$ 表示正边网络的总度数(正边数的2倍); $2\omega^- = \sum_i \omega_i^- = \sum_i \sum_j \omega_{ij}^-$ 表示负边网络的总度数(负边数的2倍)。 $\frac{\omega_i^+ \omega_j^+}{2\omega^+}$ 表示正边随机网络中节点 i 与 j 连接的期望值; $\frac{\omega_i^- \omega_j^-}{2\omega^-}$ 表示负边随机网络中节点 i 与 j 连接的期望值。当一般符号网络中所有边为正边时,式(2)可转化为式(1)。

基于上述研究,针对考虑了节点属性的全符号网络,本文构建出全符号网络的模块度 Q_f , 表达式如下

$$Q_f = \frac{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+ + \sum_i \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-} Q_f^+ + \frac{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+ + \sum_i \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-} Q_f^- \quad (5)$$

式(5)说明 Q_f 可拆分为正边同属性模块度与负边异属性模块度2部分,其中 Q_f^+ 表示正边同属性网络中社群内部的连接与正边同属性随机网络连接的期望值比较, Q_f^- 表示负边异属性网络中社群内部的连接与随机负边异属性网络连接的期望值比较

$$Q_f^+ = \frac{1}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+} \sum_i \sum_j \left(\omega_{ij}^+ b_{ij}^+ - \right.$$

$$\left. \frac{\sum_i \omega_{ij}^+ b_{ij}^+ \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+} \right) \delta(C_i, C_j) \quad (6)$$

$$Q_f^- = \frac{1}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-} \sum_i \sum_j \left(\omega_{ij}^- b_{ij}^- - \frac{\sum_i \omega_{ij}^- b_{ij}^- \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-} \right) (1 - \delta(C_i, C_j)) \quad (7)$$

本文引入节点属性矩阵 $\mathbf{B}$, 其元素 b_{ij} 为属性系数, b_{ij}^+ 为同属性系数,表示节点 i 与节点 j 是否属性相同,若二者相同,则 $b_{ij}^+ = 1$, 若不同,则 $b_{ij}^+ = 0$; b_{ij}^- 为异属性系数,表示节点 i 与节点 j 是否属性不同,若二者不同,则 $b_{ij}^- = 1$, 若相同,则 $b_{ij}^- = 0$ 。

邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 与节点属性矩阵 $\mathbf{B}$ 的元素的乘积 $(\omega_{ij} b_{ij})$ 可以涵盖任意两节点关系与属性的匹配情形,即两节点同属性正边相连、异属性正边相连、同属性负边相连、异属性负边相连。依据全符号网络社群结构定义,社群内部的同属性正边相连与社群之间的异属性负边相连的情况需要在模块度计算时考虑。对于 $\mathbf{A}^+ \mathbf{B}^+$, 其元素 $\omega_{ij}^+ b_{ij}^+$ 表示节点 i 与节点 j 是否为属性相同且以正边相连,若两节点同时满足属性相同且以正边相连,则 $\omega_{ij}^+ b_{ij}^+ = 1$, 若为其他情形,则 $\omega_{ij}^+ b_{ij}^+ = 0$; 同理,对于 $\mathbf{A}^- \mathbf{B}^-$, $\omega_{ij}^- b_{ij}^-$ 表示节点 i 与节点 j 是否为属性不同且以负边相连,若同时满足这两个条件,则 $\omega_{ij}^- b_{ij}^- = 1$, 否则 $\omega_{ij}^- b_{ij}^- = 0$ 。

$\sum_i \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+$ 表示网络中同属性正边相连的所有节点对数, $\frac{\sum_i \omega_{ij}^+ b_{ij}^+}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+}$ 表示正边同属性随机网络中

节点 i 与其他节点同属性且正边相连的概率,而 $\frac{\sum_i \omega_{ij}^+ b_{ij}^+ \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^+ b_{ij}^+}$ 表示正边同属性随机网络中节点 i

与节点 j 同属性且正边相连的期望值。 $\sum_i \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-$ 表示网络中异属性负边相连的所有节点对数,

$\frac{\sum_i \omega_{ij}^- b_{ij}^-}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-}$ 表示负边异属性随机网络中节点 i 与

其他节点异属性且由负边相连的概率, $\frac{\sum_i \omega_{ij}^- b_{ij}^- \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-}{\sum_i \sum_j \omega_{ij}^- b_{ij}^-}$ 表示负边异属性随机网络中节点 i

与节点 j 异属性且负边相连的期望值。当不考虑节

点属性,即矩阵 B^+ 与 B^- 中的元素取值为 1 时,式(5)简化为式(2);进一步地,如果同时不考虑边的属性,即矩阵 A 中的元素取值为 1 时,式(2)简化为式(1)。

因此,本文提出的全符号网络模块度指标是前两类模块度指标的更广泛的形式,不仅可以有效地将节点、关系与结构共同纳入同一个指标体系当中,也适用于前两类指标所测度的社群结构问题。为进一步说明本文指标的适用性与有效性,本文在图 1 基础上做一定的调整,给出结构近似的 3 个网络,如图 2 所示。如上文所述,图 1 为理想的全符号网络社群结构,该网络具有社群内部节点属性相同、关系紧密且以正边相连,同时社群之间节点属性不同、关系稀疏且以负边相连的特征;图 2a 在其基础上将社群内部的一条边转移到社群之间,从而降低社群内部关系的紧密型与社群之间关系的稀疏性,使其结构属性特征减弱;图 2b 在理想结构的基础上将社群内部的一条正边变为负边,降低其关系属性特征;图 2c 在图 1 的基础上调整了一个个体的属性,使得社群内部的节点属性不再统一。表 1 列出了针对 4 种不同网络结构的 3 类指标计算结果,通过与理想结构对比可知, Q_N 可以衡量出社群结构的结构属性特征,但不能反映关系属性与节点属性的变化; Q_s 可以反映结构属性与关系属性,但不能反映节点属性的变化; Q_f 则可以全面反映网络结构、边属性和节点属性的变化。

表 1 针对不同网络结构的 3 类指标计算结果			
网络结构	Q_N	Q_s	Q_f
理想特征	0.643 3	0.681 8	0.681 8
结构属性减弱	0.613 9	0.652 0	0.680 0
关系属性减弱	0.643 3	0.640 4	0.680 0
节点属性减弱	0.643 3	0.681 8	0.680 6

2 全符号网络社群结构探测算法

与 0-1 网络的社群结构探测类似,全符号网络社群结构探测的问题也是一个组合优化问题,其计算复杂度更高,因此传统方法难以有效解决全符号网络社群结构探测问题。社群结构探测算法通常可以归结为以下 3 类:①自顶向下的算法,即将大社群一步步拆分为较小社群的方法^[3,18];②自底向上的算法,即将小社群一步步合并为较大社群的方法^[19-22];③以遗传策略或是模拟退火策略为代表的启发式混合算法^[23-24]。为了降低复杂度,本文引入

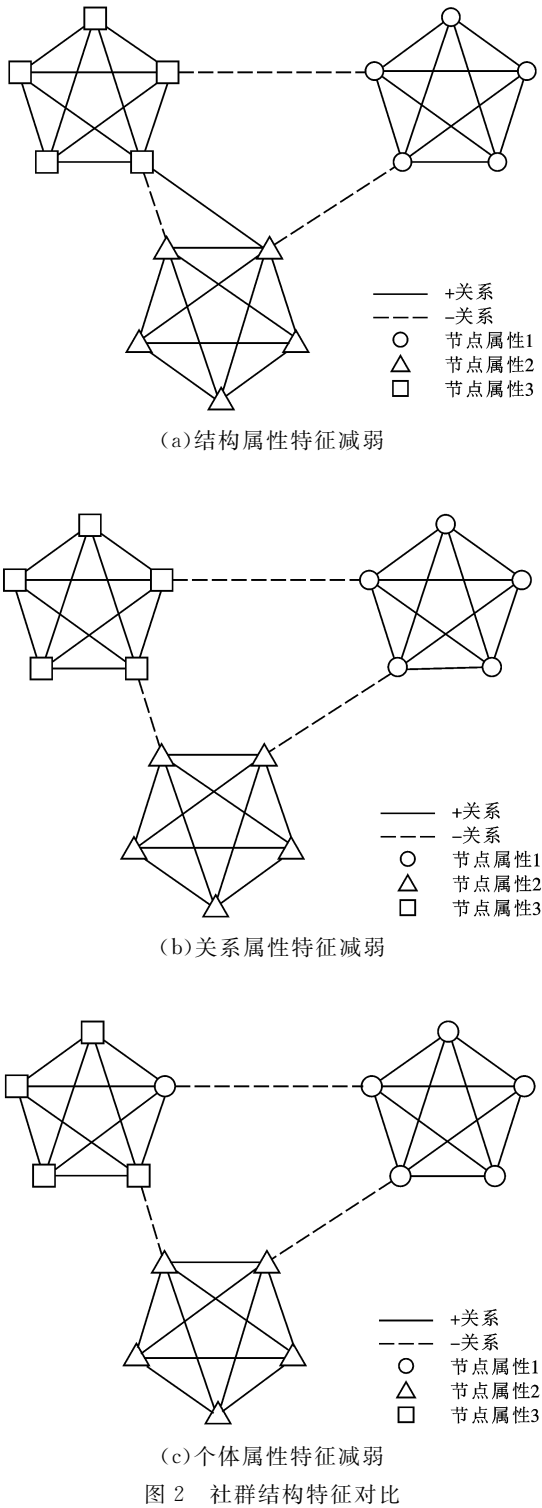


图 2 社群结构特征对比

复杂度较低的遗传算法,其算法框架参照文献[25],称为算法 1。首先输入必要的参数、邻接矩阵以及节点的属性序列,通过初始化函数 $InitialPopulation(\cdot)$ 生成种群 P ;然后进入循环,直到迭代次数达到设定的最大迭代次数,在循环中,首先利用选择操作 $Selection(\cdot)$ 以轮盘赌方式选择父代种群,随后利用遗传操作 $GeneticOperation(\cdot)$ 对父代种群进行交叉

与变异操作,通过更新操作 $\text{UpdatePopulation}(\cdot)$ 更新种群,得到更好的染色体种群;最后输出计算的结果。算法 1 的框架如下。

1. 设置参数:迭代次数 $I_{\max}=50$;种群规模 $S_{\text{pop}}=100$;遗传操作种群规模 $S_{\text{pool}}=100$;轮盘赌选择规模 $S_{\text{tour}}=2$;交叉概率 $P_c=0.9$;变异概率 $P_m=0.1$ 。
2. 输入初始邻接矩阵;
3. 输入初始节点属性;
4. $P \leftarrow \text{InitialPopulation}(S_{\text{pop}})$;
5. for $i=1; i < I_{\max}+1; i++$
6. $P_{\text{parent}} \leftarrow \text{Selection}(P, S_{\text{pool}}, S_{\text{tour}})$;
7. $P_{\text{child}} \leftarrow \text{GeneticOperation}(P_{\text{parent}}, P_c, P_m)$;
8. $P \leftarrow \text{UpdatePopulation}(P, P_{\text{newchild}})$;
9. end for
10. 输出最优种群。

3 实验结果与讨论

为了进一步评估本文所提模块度的适用性以及算法的有效性,本文将在计算机生成网络上进行实验,所有实验在 2.40 GHz CPU, 4.00 GB 内存以及 Windows 7 系统运行,编程语言为 MATLAB。本文的计算机生成网络是对 Newman 所提出的模拟网络进行改进后的网络^[3],原模拟网络结构由 128 个节点与 4 个社群构成,节点的平均度值为 16,并通过外部社群间的连接概率 μ 来分配社群外部与社群内部边的连接。由于实验对象为带有节点属性与边属性的全符号网络,因此本文在原模拟网络基础上将每个节点属性按 1~4 随机赋值,同时引入参数 β 来表示社群内部连接负边的概率以及社群之间连接正边的概率。

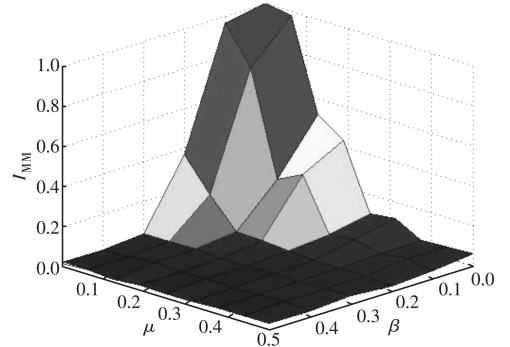
为衡量本文算法所探测到的社群结构与实际社群结构的差异,本文采用标准化互信息(Normalized Mutual Information, NMI)指数 I_{NM} 来作为评价指标^[26], I_{NM} 越大表明二者差异越小,该指数可以有效分析社群结构的探测效果^[25,27],其公式如下

$$I_{\text{NM}}(a, b) = \frac{-2 \sum_{i=1}^{C_a} \sum_{j=1}^{C_b} C_{ij} \log(C_{ij}N/C_iC_j)}{\sum_{i=1}^{C_a} C_i \log(C_i/N) + \sum_{j=1}^{C_b} C_j \log(C_j/N)} \quad (8)$$

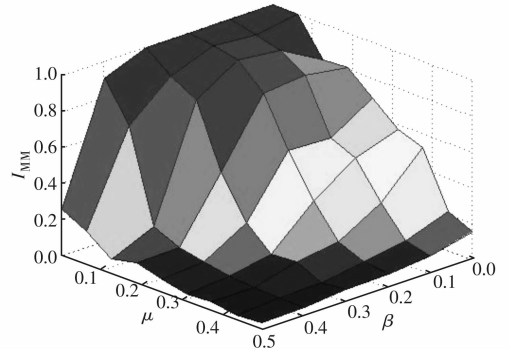
式中: C_a, C_b 表示 a, b 两种探测结果的社群数量; C_{ij} 是探测结果 a 的社群 i 与探测结果 b 的社群 j 的共同节点数量; C_i, C_j 是 C_{ij} 在社群 i, j 的节点总数; N

是节点数量。如果 $I_{\text{NM}}(a, b)=1$, 则说明社群结构的探测结果与实际社群结构相同, 如果 $I_{\text{NM}}(a, b)=0$, 则说明社群结构的探测结果与实际社群结构完全不同。

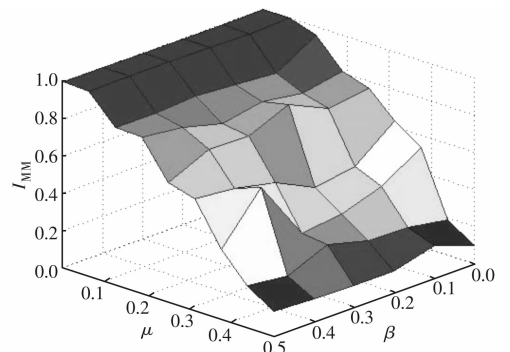
本文分别基于 3 种模块度指标 Q_i, Q_s 与 Q_N 对社群进行探测, 将 μ 与 β 的取值范围设为 $0 \sim 0.5$, 由 9×6 组实验数据构成。为减少随机性误差, 每个 μ 与 β 值对应的网络结构分别依据不同指标进行 5 次独立实验, 其标准化互信息指数 I_{NM} 的平均值如图 3 所示。



(a) 基于全符号网络模块度所得结果



(b) 基于经典符号网络模块度所得结果



(c) 基于 Newman 的模块度所得结果

图 3 不同 μ 与 β 值所对应的社群探测结果

从图 3 可以看出: 基于 3 类指标的探测方法所获得的 I_{NM} 指数均会随 μ 值的增加而减小, 即随着

社群外部连接概率的增加,原有网络社群结构开始模糊,3类方法所探测的结果都更接近真实的网络社群结构;对于 β 值的变化,基于全符号网络与经典符号网络模块度所获得的 I_{NM} 指数会随 β 值的增加而降低,但基于Newman模块度所获得的 I_{NM} 指数不受 β 值的影响。 β 值的增加表示网络社群结构的关系属性特征降低,由于Newman的模块度并不能反映出网络的关系属性,因而其结果不会受 β 值影响。由此看出,基于全符号网络与经典符号网络模块度的社群探测算法能够同时反映出社群结构的结构属性特征与关系属性特征的变化。

在进一步实验中,为检验节点属性对于社群探测结果的影响,本文引入新的参数 γ 来表示社群内部节点属性的异众比率。本次实验将 μ 与 β 的取值固定,将 γ 范围设为 $0\sim 0.5$,并分别依据不同指标进行5次独立实验。取 $\mu=0.25$ 、 $\beta=0.2$ 时,每个 γ 对应的 I_{NM} 指数的平均值如图4所示。

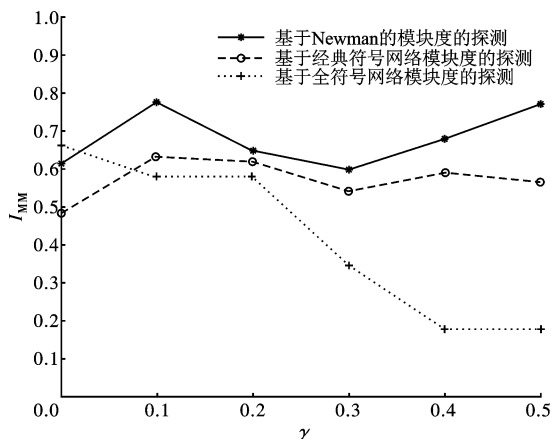


图4 不同 γ 值所对应的社群探测结果

从图4可以看出:基于Newman的模块度与经典符号网络模块度所探测的结果并不受节点属性的影响;基于全符号网络模块度所计算的 I_{NM} 指数随 γ 的增加而降低,即随着社群内部节点属性调整,社群结构的节点属性特征有所变化;基于全符号网络模块度的探测算法可以有效反映出节点属性对于社群结构探测的影响。

4 结论与展望

本文同时从节点属性层面、关系层面与结构层面探索了全符号网络下的社群结构。以Newman所提出的模块度指标作为基础,将结构平衡理论与同质性准则共同纳入指标体系的构建中,得到全符号网络下的社群结构指标,为社群结构分析提供了全新的视角。为了计算新型的社群结构指标,并探

测出网络的社群结构,本文提出了基于遗传算法的数学模型。实验结果表明,本文所提出的算法可以有效地探测出网络的社群结构,同时全符号网络的模块度指标可以同时反映出网络的结构、关系、节点属性特征的变化。然而,本文所提出的社群探测算法为复杂度较低、过程较为简易的遗传算法,有易于陷入局部最优的缺陷,进一步提出更有效的算法,并与相关算法进行比较是本文的后续研究。同时,本团队将进一步利用多目标优化的求解方法,对结构、关系、节点3个层次属性进行优化。此外,由于本文所提出的算法模型只是静态的求解方法,有关动态的网络结构优化还需要进一步探讨。

参考文献:

- [1] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks [J]. Nature, 1998, 393 (6684): 440-442.
- [2] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks [J]. Science, 1999, 286 (5439): 509-512.
- [3] GIRVAN M, NEWMAN M E J. Community structure in social and biological networks [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2002, 99(12): 7821-7826.
- [4] DOREIAN P, MRVAR A. Partitioning signed social networks [J]. Social Networks, 2009, 31(1): 1-11.
- [5] HEIDER F. Social perception and phenomenal causality [J]. Psychological Review, 1944, 51(6): 358-374.
- [6] HEIDER F. Attitudes and cognitive organization [J]. Journal of Psychology, 1946, 21(1): 107-112.
- [7] CARTWRIGHT D, HARARY F. Structural balance: a generalization of Heider's theory [J]. Psychological Review, 1956, 63(5): 277-292.
- [8] 李振鹏, 唐锡晋. 社会影响、观点动向和结构平衡: 基于Hopfield网络模型仿真研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(2): 420-429.
- [9] LI Zhenpeng, TANG Xijin. Social influence, opinion dynamics and structure balance: a simulation study based on Hopfield network model [J]. Systems Engineering: Theory and Practice, 2013, 33(2): 420-429.
- [10] GÓMEZ S, JENSEN P, ARENAS A. Analysis of community structure in networks of correlated data [J]. Physical Review: E, 2009, 80(1): 016114.
- [11] ROGERS E M, BHOWMIK D K. Homophily-heterophily: relational concepts for communication research [J]. Public Opinion Quarterly, 1970, 34: 523-538.

- [11] KANDEL D B. Homophily, selection, and socialization in adolescent friendships [J]. American Journal of Sociology, 1978, 84: 427-436.
- [12] KOSSINETTS G, WATTS D J. Origins of homophily in an evolving social network [J]. American Journal of Sociology, 2009, 115: 405-450.
- [13] MCPHERSON M, SMITH-LOVIN L, COOK J M. Birds of a feather Homophily in social networks [J]. Annual Review of Sociology, 2001, 27(1): 415-444.
- [14] 张锴琦, 杜海峰, 蔡萌, 等. 基于节点属性的社群结构探测算法改进 [J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(11): 2879-2886.
ZHANG Kaiqi, DU Haifeng, CAI Meng, et al. Improved community structure detection algorithm based on the node's property [J]. Systems Engineering: Theory and Practice, 2013, 33(11): 2879-2886.
- [15] DU H, HE X, FELDMAN M W. Structural balance in fully signed networks [J]. Complexity, 2016, 21(S1): 497-511.
- [16] 李树苗, 任义科, 费尔德曼, 等. 中国农民工的整体社会网络特征分析 [J]. 中国人口科学, 2006(3): 19-29.
LI Shuzhuo, REN Yike, FELDMAN M W, et al. Analysis of whole social network properties of rural-urban migrants in China [J]. Chinese Journal of Population Science, 2006(3): 19-29.
- [17] 任义科, 杜海峰, 李树苗. 农民工社会网络的核心边缘结构分析 [J]. 人口与发展, 2010, 16(6): 2-16.
REN Yike, DU Haifeng, LI Shuzhuo. Analysis of core-periphery structure of Chinese rural-urban migrants' social network [J]. Population and Development, 2010, 16(6): 2-16.
- [18] WHITE S, SMYTH P. A spectral clustering approach to finding communities in graph [C]//SIAM International Conference on Data Mining. Philadelphia, PA, USA: SIAM, 2005: 274-285.
- [19] NEWMAN M E J. Fast algorithm for detecting community structure in networks [J]. Physical Review: E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics, 2004, 69(6): 066133.
- [20] CLAUSET A, NEWMAN M E, MOORE C. Finding community structure in very large networks [J]. Physical Review: E, 2005, 70(6): 264-277.
- [21] WANG X, CHEN G, LU H. A very fast algorithm for detecting community structures in complex networks [J]. Physica: A Statistical Mechanics & Its Applications, 2007, 384(2): 667-674.
- [22] BLONDEL V D, GUILLAUME J L, LAMBIOTTE R, et al. Fast unfolding of communities in large networks [J]. Journal of Statistical Mechanics Theory & Experiment, 2008, 2008(10): 155-168.
- [23] MEDUS A, ACUÑA G, DORSO C O. Detection of community structures in networks via global optimization [J]. Physica A Statistical Mechanics & Its Applications, 2005, 358(2/3/4): 593-604.
- [24] LI S, CHEN Y, DU H, et al. A genetic algorithm with local search strategy for improved detection of community structure [J]. Complexity, 2010, 15(4): 53-60.
- [25] GONG M, FU B, JIAO L, et al. Memetic algorithm for community detection in networks [J]. Physical Review: E, 2011, 84(5): 056101.
- [26] DANON L, DIAZ-GUILERA A, DUCH J, et al. Comparing community structure identification [J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2005(9): P09008.
- [27] GONG M, CAI Q, CHEN X, et al. Complex network clustering by multiobjective discrete particle swarm optimization based on decomposition [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(1): 82-97.

[本刊相关文献链接]

- 周亚东, 刘丽丽, 张贝贝, 等. 在线社会网络中多话题竞态传播分析与建模. 2017, 51(2): 1-5. [doi:10.7652/xjtuxb201702001]
- 杨沫, 由磊, 李冰, 等. 采用传递概率与社会网络分析的延迟容忍网络路由. 2016, 50(12): 136-141. [doi:10.7652/xjtuxb201612021]
- 李刘强, 桂小林, 安健, 等. 采用模糊层次聚类的社会网络重叠社区检测算法. 2015, 49(2): 6-13. [doi:10.7652/xjtuxb201502002]
- 杜巍, 蔡萌, 杜海峰. 网络结构鲁棒性指标及应用研究. 2010, 44(4): 93-97. [doi:10.7652/xjtuxb201004020]
- 李小虎, 杜海峰, 张进华, 等. 多层前向小世界神经网络的逼近与容错性能. 2010, 44(7): 59-63. [doi:10.7652/xjtuxb201007014]

(编辑 刘杨)