



## 基于时间交互偏置影响传播模型的弱连接重叠社区检测

许小媛<sup>1,2</sup>, 黄黎<sup>1,2</sup>, 李海波<sup>1</sup>

(1. 江苏开放大学 信息工程学院, 南京 210017; 2. 南京航空航天大学 计算机科学与技术学院, 南京 211106)

**摘 要:** 为提高弱连接重叠社区的检测识别性能, 提出一种基于时间交互偏置影响传播模型的弱连接重叠社区检测算法。设计针对社区检测图模型分割的目标函数, 利用群落结构对处理器负载均衡进行优化, 以提高模型求解的效率。基于邻域边缘密度对近似活跃边缘进行重新定义, 构建一种影响传播模型以确定用户具有高频率的相互作用, 从而提高弱连接用户的识别性能。在此基础上, 提出时间交互偏置社区检测方法。实验结果表明, 该方法对重叠社区进行检测时具有较高的识别精度和效率。

**关键词:** 时间交互偏置; 影响传播; 弱连接; 重叠社区; 近似活跃边缘

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



**中文引用格式:** 许小媛, 黄黎, 李海波. 基于时间交互偏置影响传播模型的弱连接重叠社区检测[J]. 计算机工程, 2020, 46(2): 72-79.

**英文引用格式:** XU Xiaoyuan, HUANG Li, LI Haibo. Weak tie overlapping community detection based on time interaction bias influence propagation model[J]. Computer Engineering, 2020, 46(2): 72-79.

### Weak Tie Overlapping Community Detection Based on Time Interaction Bias Influence Propagation Model

XU Xiaoyuan<sup>1,2</sup>, HUANG Li<sup>1,2</sup>, LI Haibo<sup>1</sup>

(1. School of Information Mechanical and Electrical Engineering, Jiangsu Open University, Nanjing 210017, China;

2. College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**[Abstract]** In order to improve the detection and recognition performance of weak tie overlapping communities, this paper proposes a community detection method based on time interaction bias influence propagation model. The target function for the model segmentation of community detection graph is designed and the load balance of the processor is optimized by applying community structure, so as to improve the solution efficiency of the model. Based on the neighborhood edge density, the approximate active edge is redefined and an influence propagation model is established, which can confirm that the users have high interaction frequency and have strong recognition performance for weak tie users. On this basis, a time interaction bias community detection method based on overlapping community detection is proposed. Experimental results show that the proposed method has high recognition accuracy and efficiency when conducting detection on overlapping communities.

**[Key words]** Time Interaction Bias(TIB); influence propagation; weak tie; overlapping communities; approximate active edge  
DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0053523

## 0 概述

目前, 社交网络已经成为人们日常生活的重要组成部分, 如脸谱网、Twitter 和 LinkedIn 等。约 68% 的在线用户拥有社交信息, 用以获取新闻或与其他人进行联系, 大量用户加入到在线社区中, 使得

社区检测成为社会网络挖掘领域中的一项热门工作<sup>[1-2]</sup>。社区内的用户之间具有紧密的连接关系, 社区检测指在给定网络中对所有社区进行识别, 其具有较多重要的现实应用, 包括有效的信息传播、目标市场识别和感染控制等<sup>[3]</sup>。

传统的社区检测方法, 如 Louvain 方法、infomap 方

**基金项目:** 江苏省高校自然科学基金(18KJB520008, 19KJB520026); 江苏省教育科学“十三五”规划 2016 年度青年专项课题(C-b/2016/03/25)。

**作者简介:** 许小媛(1980—), 女, 副教授, 主研方向为云计算; 黄黎, 副教授、博士研究生; 李海波, 讲师、硕士。

**收稿日期:** 2018-12-28 **修回日期:** 2019-03-04 **E-mail:** 626028672@qq.com

法、标签传播或 Newman 主要特征向量方法等<sup>[4]</sup>,主要关注用户之间的关系连接,采用连接关系强弱量化指标。这些方法将网络表示为具有稳定连接的静态结构,原因是这些连接将持续很长时间。文献[5]基于 Louvain 方法提出一种不相交重叠社区检测方法,其考虑具有可接受时间成本的社会网络中的图分割过程实现方式。文献[6]引入加权社区聚类度量,采用 infomap 指标实现了大规模图社区模型的可扩展社区检测,该指标的设定依赖于社区中的三角结构。文献[7]基于标签传播算法模型,采用 PageRank 方法,提出一种大规模社区检测过程中解决处理器负载均衡问题的方法。文献[8]基于 Newman 主要特征向量方法将社区检测过程优化为一个 NP 难优化问题,然后采用启发式搜索算法实现对社区结构的有效检测。上述算法均取得了良好的效果,但是,在 Twitter 数据集上的实验结果表明,多数用户不依赖他们的用户关系连接进行交互操作。

社区边缘携带的关系可提供更有意义的信息,并更准确地反映关系的强度,这些关系可以通过边缘权重的分配来量化,从而提升社区的时间交互测量性能。在社区信息提取中关注动态结构而非静态结构,能提高聚合性度量的准确性并识别出更有意义的社区。

本文研究动态加权图模型社区检测问题,通过预测有影响力的用户未来的活跃趋势,构建一种影响传播模型,以确定用户的高频率相互作用并度量其对邻近用户的影响。同时,为提高社区检测的准确率,针对图社区划分过程引入一个目标函数,并行处理这些分区划分过程以求解影响传播模型。在此基础上,提出一种时间交互偏置(TIB)社区检测方法,以对重叠社区进行检测。

## 1 问题描述

本文研究一个加权无向简单图  $G=(V,E,W)$ ,其中,  $V$  表示节点集合,  $E$  表示边缘集合,  $W$  是权函数集,  $w \in W^{[8-9]}$ 。针对每个边  $e=(u,v) \subset E$ , 权重  $w(e)=\sum(I_{\text{Interactions}}) \geq 0$  表示随机选择的时间间隔为  $t$  的节点  $u$  和  $v$  之间相互作用的总频率。例如,在 Twitter 数据集中,权重为  $w(e)=\sum(@+I_{\text{RTs}})$ , 其表示在给定时间间隔  $t$  内交互作用的总和,  $@$  表示上一时刻交互作用总和,  $I_{\text{RTs}}$  表示当前时刻的交互作用。表 1 所示为本文相关数学符号的定义。

表 1 数学符号定义

Table 1 Definition of mathematical symbols

符号	描述
$G$	加权无向简单图
$w(e)$	基于频率交互的边 $e$ 的权重
$N(e)$	归一化权重, $0 \leq N(e) \leq 1$
$N(e_i)$	活跃邻域权重
$U(e)$	主动 $e_i$ 邻域传播权重 $\lambda^h N(e_i)$
$f(e)$	所有邻域的总传播概率 $1 - \prod_{e \in E} U(e)$
$\rho(C)$	基准密度指标 $\sum_{e \in C} f(e) /  C $
$R$	社区集, $r \in R$
$P_C$	连通群集, $p_{ci} \in P_C$
$P$	处理器
$P^v$	处理器 $P$ 上的顶点集
$P^e$	处理器 $P$ 上的边集
$J(r)$	社区 $r$ 划分目标函数
$\bar{E}$	每个处理器上的总边数
$\bar{V}$	每个处理器上的顶点数

**问题 1(时间交互偏置问题)** 寻找社区  $C(V,E,W) \subseteq G$ , 其为  $k$  个连通群落集, 使得: 1)  $\forall e \in E$ , 其中,  $e$  是活跃或者半活跃边; 2) 活跃偏密度度量指标  $\rho(C)$  最大化。

为求解连接的  $k$  群落约束, 首先给出 clique 的定义: clique 是一个完全连通的子图,  $P_C$  是相邻 clique 集, 这意味着两者共享  $k-1$  个节点。例如, 对于  $k$  群落, 如果  $k=3$  可视三角形, 则  $k=3$  情形下的  $P_C$  可以被可视化为连接三角形。

在已有研究中, 边缘的相关性权重表示网络边缘的活跃程度。在 Twitter 网络中, 边缘加权为 40, 意味着它含有 40 个交互过程, 并且很可能被视为活跃边缘。但非活跃边缘也有可能是重要边缘, 比如其多数邻居是高度活跃边缘的情况。本文定义了一个邻居顶点的活跃边缘, 称为偏置活跃边缘。在以往研究中, 边缘加权值 3 通常认为是不活跃的, 然而, 如果其具有活跃邻居, 则它可能成为偏置的活跃边缘, 因为该边缘将通过传播这些邻居的权重来重新定义加权值。

在检测时间交互偏置的社区检测背景下, 可以认为弱连接边非常重要。虽然在当前时间间隔中其影响很小, 但是在后续社区检测过程中, 其影响可能被放大, 即如果它们的邻域节点高度交互, 它们可能在一定时间之后变得活跃。因此, 本文提出一种影响传播模型来解决第 1 个约束, 即  $e$  可以是活跃的





(第 9 行)。随后,基于目标函数  $J$  的计算结果,将剩余的  $P_{C_s}$  分配到分区中(第 10 行~第 13 行)。当所有  $P_{C_s}$  在分区上被平均分配时,算法的分区划分过程结束(第 14 行~第 15 行)。

#### 算法 1 图分割算法

1. 输入:  $G(V, E, W)$ , hops,  $P$
2.  $C \leftarrow \text{FindCliques}(G)$ ;
3.  $P_C \leftarrow \text{FindPercolatedCliques}(C)$ ;
4.  $h \leftarrow 1$ ;
5. for  $e \in P_C$  and  $h < \text{hops}$  do
6.  $NP \leftarrow \text{FindNeighbours}(e)$ ;
7.  $h \leftarrow h + 1$ ;
8. end for
9. repeat
10. 将  $n$  个  $P_{C_s}$  分配给  $n$  个处理器  $P_i$ ;
11. if  $P_{C_i}$  未赋值给  $P_i$  then
12.  $J(P_i, P_{C_i} + n)$ ;
13. 将具有最低评估值的  $P_{C_i}$  赋值给  $P_i$ ;
14. end if
15. until 所有  $P_{C_s}$  赋值给  $P_i$ ;
16. return  $P$  集合

2) 影响传播模型计算。算法 2 给出了影响传播模型的计算过程。首先,利用  $P(e)$  对权重进行初始化和规范化(第 2 行~第 4 行)。对于每个  $P(e) < 1$  的边缘  $e$ (第 5 行),进行如下初始化操作:(1)  $h$ , 从边缘到邻域节点的跳数;(2)  $N$ , 包含  $e$  邻域的集合;(3)  $e$  的哈希表(第 6 行)。然后,使用广度优先搜索找到  $e$  的邻居并将它们存储在  $N$  中。接着,计算  $U(e)$  并将其存储在  $N$  中,此过程重复执行直到最大跳数约束  $h < 4$ (第 7 行~第 11 行)。随后,采用哈希表中的  $U(e)$  权重集作为输入(第 13 行),并输出边缘  $e$  的  $f(e)$  值(第 14 行),该过程重复进行,直到所有边缘被处理,然后输出具有偏置权重的集合  $\bar{W}$ (第 16 行)。

#### 算法 2 影响传播模型计算算法

1. 输入: 集合  $P$
2.  $\bar{W} \leftarrow \{\}$ ;
3. for all  $e \in E$  do
4.  $P(e) \leftarrow w(e)$ ;
5. end for
6. for 所有  $e$  满足  $P(e) < 1$  do
7.  $h \leftarrow 1, N \leftarrow \{\}$  HashTable =  $\{\}$ ;
8. while  $h < 4$  do
9.  $N \leftarrow \text{FindNeighbours}(e)$ ;
10. HashTable  $\leftarrow U(e)$ ;
11.  $h \leftarrow h + 1$ ;
12. end while;
13. end for
14. for all  $U(e) \in \text{HashTable}$  do
15.  $\bar{W} \leftarrow \text{compute } f(e)$ ;
16. end for
17. return  $G(\bar{V}, \bar{E}, \bar{W})$

3) TIB 群落检测。该过程计算算法输入为社区图模型  $G = (V, E, W)$ , 算法基于连通群落识别重叠的社区结构。如图 2(a) 所示, 首先获得一组不能进一步扩展到超出大小  $k$  的所有最大群落。在文献[10]中, 考虑共享  $k-1$  个节点的所有相邻群落, 群落选取的标准是密度指标  $I(G)$  大于阈值  $\theta$ ,  $I(G)$  计算如下:

$$I(G) = \left( \prod_{e \in E} \omega_e \right)^{|E|} \quad (8)$$

该函数允许  $k$  群落包含比阈值弱的连接, 因此, 所产生的社区包含强度大于  $I$  的  $k$  群落。

TIB 群落检测的计算过程如算法 3 所示。本文采用前述  $\rho(C)$  指标替代  $I(G)$  进行算法设计, 偏置密度测量指标可找到不一定相连的 TIB 社区群落。然后, 计算  $P_{C_s}$  的密度值  $\rho(C)$  并作为最大可达的  $k$  群落(第 3 行~第 8 行)。同时, 计算  $\rho(p_{li})$ ,  $\forall p_{li} \in P_L$ , 通过密度比对确定最终的 TIB 社区识别结果(第 9 行~第 17 行)。

#### 算法 3 TIB 群落检测算法

1. 输入:  $G(\bar{V}, \bar{E}, \bar{W})$ ,  $k$ ;
2.  $C_L \leftarrow \{\}$ ,  $P_L \leftarrow \{\}$ ;
3.  $C_L \leftarrow \text{FindClique}(G, k)$ ;
4. for all  $c_{li} \in C_L$  do
5.  $D \leftarrow \rho(c_{li})$ ;
6. if  $c_{li} \cup c_{l(i+1)}$  do
7.  $P_L[p_{li}] \leftarrow c_{li} \cup c_{l(i+1)}$ ;
8.  $D \leftarrow \rho(p_{li})$ ;
9. end if
10. for all  $c_{li} \in p_{ci}$  do
11. if  $D[p_{li}] \geq D[c_{li}]$  do
12.  $C \leftarrow p_{li}$ ;
13. else
14.  $C \leftarrow c_{li}, c_{l(i+1)}$ ;
15. end if
16. end for
17. end for
18. return TIB 社区集  $C = \{C_0, C_1, \dots\}$

## 4 实验结果与分析

本文选取的社区检测质量评价标准为标准化互信息(NMI)评价指标和  $F_1$  评估指标。NMI 可评估检测社区的相似性,  $F_1$  可对社区检测精度进行评估。

### 4.1 实验对象生成

本文选取的实验对象生成方法是 MMSB 和 LFR, 具体生成策略可见文献[14]。根据网络参数的设定, 对生成网络的稀疏程度进行调整, 以获得不同特性的网络, 具体如下:

1) MMSB 对象生成方法: 该社区生成方法的基础是概率理论, 得到  $p$  和  $q$  间的社区连接, 其具有  $Y(p, q)$  分布特性<sup>[15]</sup>:

$$Y(p, q) \sim \text{Bernoulli}(Z_{p \rightarrow q}^T \mathbf{B} Z_{p \leftarrow q}) \quad (9)$$

其中,参数  $\beta$  为社区检测过程中所使用的交互矩阵,  $Z$  为社区检测过程中所呈现出的分布形式,其具有多项式特性<sup>[16]</sup>:

$$Z_{p \rightarrow q} \sim \text{Multinomial}(\vec{\pi}_q) \quad (10)$$

$$\vec{\pi}_q \sim \text{Dirichlet}(\vec{\alpha}) \quad (11)$$

其中,参数  $\alpha$  的作用是对生成模型社区的重叠度进行控制。根据实验结果,如果要获得稀疏的重叠社区网络模型,可将模块度指标调整为大于等于 0.5;反之,如果要获得稠密的重叠社区网络模型,可将模块度指标调整为小于 0.5。表 2 所示为采用 MMSB 方法生成的网络实验对象的属性数据。

表 2 采用 MMSB 方法生成的网络对象属性  
Table 2 Properties of network objects generated by MMSB method

顶点数	边缘数	社区数	模块度	控制参数值
100	1 021	4	0.74	0.002
100	1 275	4	0.35	0.050
200	4 633	11	0.22	0.040
200	2 222	11	0.71	0.002
500	6 074	32	0.34	0.030
500	4 277	32	0.83	0.001

2) LFR 对象生成方法:该社区网络生成方法同 MMSB 对象生成方法相似,可基于模块度参数的设置控制社区网络模型的稀疏度,其参数设定如表 3 所示。

表 3 采用 LFR 方法生成的网络对象属性  
Table 3 Properties of network objects generated by LFR method

顶点数	边缘数	社区数	模块度	重叠度
100	963	5	0.334	紧密
100	727	4	0.603	稀疏
200	1 922	10	0.275	紧密
200	1 503	11	0.613	稀疏
500	6 124	14	0.304	紧密
500	6 226	14	0.617	稀疏

图 5 所示为实验对象模型结构,其中,图 5(a)、图 5(b)分别对应表 2 的第 1 行和表 3 的第 3 行参数。

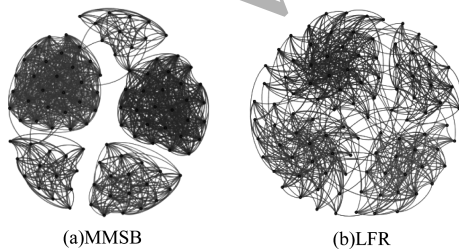


图 5 实验对象模型结构

Fig. 5 Model structures of experimental objects

## 4.2 稳定性对比结果

利用  $F_1$  评价指标对社区发现过程进行质量评估,其指标形式为<sup>[17-18]</sup>:

$$\frac{2}{F_1} = \frac{1}{P} + \frac{1}{R} = \frac{2T_p}{2T_p + F_p + F_N} \quad (12)$$

其中,参数  $F_p$  是真实网络中为正值但社区检测结果为负值的比例,参数  $F_N$  是真实网络中为负值但社区检测结果为正值的比例,参数  $T_p$  是真实网络中为正值且社区检测结果为正值的比例, $P$  表示社区检测的准确率, $R$  表示社区检测的召回率。

为验证算法的有效性,本文选取文献[19-20]中的 2 种重叠社区检测算法作为对比。 $F_1$  评估指标实验结果如图 6 所示。在通常情况下, $F_1$  评估结果取值区间在 0~1 之间,该指标取值越大,表明算法的稳定性越高。从图 6 可以看出,本文算法的  $F_1$  值优于文献[19-20]2 种对比算法,这表明本文算法的社区检测稳定性更优。同时,在  $F_1$  评估实验结果的变化趋势上,3 种对比算法均随着社区数量的增加而呈现出逐渐降低的趋势,这说明 3 种算法在进行社区检测的过程中,其稳定性与社区数量存在一定的关联性,社区数量越多,算法稳定性越差。

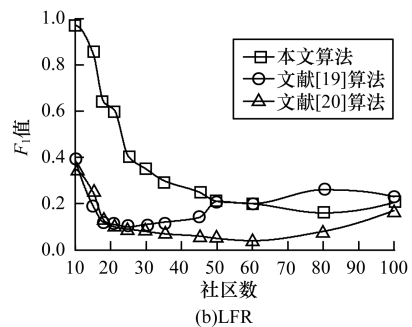
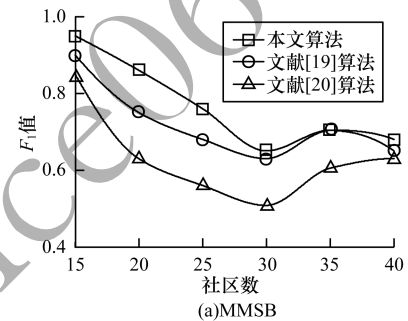


图 6 3 种算法的  $F_1$  测试结果对比

Fig. 6 Comparison of  $F_1$  test results of three algorithms

## 4.3 准确性对比结果

对算法的社区检测准确性进行实验分析,选取 NMI 作为评估指标。对于社区 A 和 B, NMI 具体定义为:

$$N_{\text{NMI}} = \frac{-2 \sum_{i=1}^{C_A} \sum_{j=1}^{C_B} C_{ij} \cdot \log_a \left( \frac{C_{ij} N}{C_i C_j} \right)}{\sum_{i=1}^{C_A} C_i \cdot \log_a \left( \frac{C_i}{N} \right) + \sum_{j=1}^{C_B} C_j \cdot \log_a \left( \frac{C_j}{N} \right)} \quad (13)$$

其中,参数  $N$  表示社区检测网络中的顶点数,参数  $C$  表示社区检测模型所形成的混淆参数矩阵, $C_i$  表示  $i$  顶点所在社区检测模型形成的混淆参数矩阵, $C_j$  表示  $j$  顶点所在社区检测模型形成的混淆参数矩阵,参数  $C_i(C_j)$  表示矩阵  $C$  中顶点数之和,参数  $C_{ij}$  表示同时属于不同类型社区的顶点数。 $C_A$  和  $C_B$  是社区划分数量。 $NMI$  值越大,表示社区相似度越高。仍然选取文献[19-20]中的 2 种重叠社区检测算法作为对比,实验结果如图 7 所示。

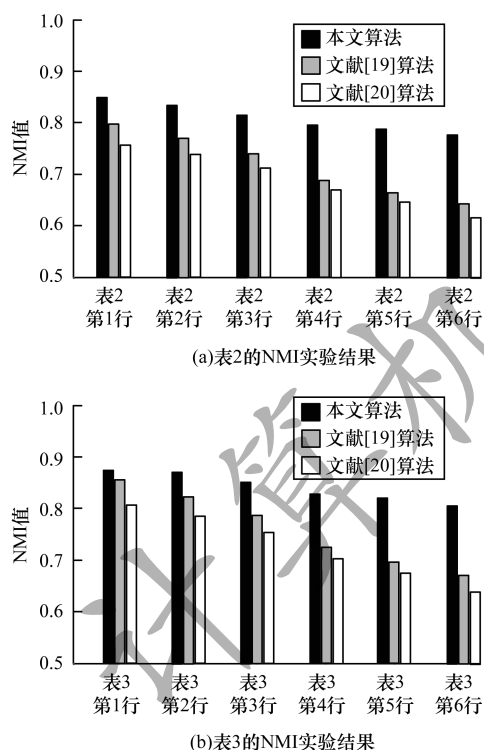


图 7 3 种算法的 NMI 测试结果对比

Fig. 7 Comparison of NMI test results of three algorithms

从图 7 可以看出,随着网络顶点数量的增加,3 种算法的社区识别精度均呈现出下降的趋势。对于相同规模的网络,网络越紧密表示网络的重叠情况越严重,本文算法 NMI 精度虽然随着顶点数量的增加而下降,但是降低的幅度不大,即该算法的社区检测精度和稳定性更强。

#### 4.4 真实社区网络检测结果

利用 API 网络数据爬取工具进行真实数据集构建,数据采集平台为新浪微博,在网络中设定一定量的种子账户,获取网络的数据特征,具体过程为:1)选取 5 个相邻的账户作为种子账户;2)基于深度搜索策略对新浪微博中的相邻顶点进行关注主题的抓取;3)基于基准网络对抓取过程中的参数进行调整。

通过上述数据抓取过程构建的新浪微博网络主题为 78 组,顶点为 900 个,微博数据交互信息为 5 万多条。实验程序选取 Java 语言进行模型构建,对比算法仍然选取文献[19-20]中的 2 种重叠社区检测算法,算法性能的评价指标为准确率、召回率及  $F_1$  值。

对于由网络数据爬取工具获得的新浪微博数据,其边缘数高度依赖于数据爬取的稀疏度,文献[19-20]算法以及本文算法对所抓取数据的检测结果如图 8 所示。

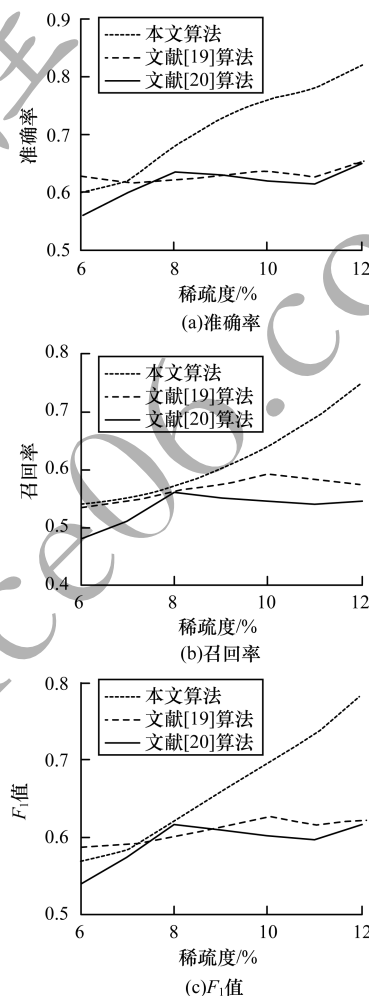


图 8 3 种算法对新浪微博数据的检测结果对比

Fig. 8 Comparison of detection results of three algorithms for Sina Weibo data

从图 8 可以看出,在低密度社区检测情况下,3 种算法的检测结果差别不大,特别是和文献[20]算法相比,本文算法优势并不明显。但是,随着社区稀疏度的增加,社区之间的重叠和交互程度提升,本文算法因为考虑到了弱连接重叠社区的时间交互偏置影响传播问题,所以其综合性能上升速度较快,而文献[19-20]算法性能变化幅度较小。上述实验结果验证了本文算法在社区发现上的性能优势。



## 5 结束语

为提高弱连接重叠社区的检测识别准确率,本文提出一种基于时间交互偏置影响传播模型的社区检测算法。通过设计图分割问题的目标函数对计算资源进行均衡优化,同时构建一种影响传播模型,以提高对弱连接用户的识别能力,实验结果验证了该方法良好的社区检测性能。下一步将对用户交互过程中的时间间隔模型进行研究,结合影响传播模型和时间间隔参数,以提高密集活跃社区的检测识别性能。

### 参考文献

- [1] KARIMI-MAJD A M, FATHIAN M, AMIRI B. A hybrid artificial immune network for detecting communities in complex networks [J]. *Computing*, 2015, 97(5):483-507.
- [2] YONGSIRIWIT K, ASSY N, GAALOUL W. A semantic framework for configurable business process as a service in the cloud [J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2015, 59:168-184.
- [3] ARCHANA V, DANIEL Y J Y, KEVIN A P, et al. Bayesian community detection in the space of group-level functional differences [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(8):1862-1866.
- [4] ZHAO Guofeng, YE Fei, YAO Yong'an, et al. Design and implementation of a multi-pattern string matching algorithm in cloud center network intrusion detection system [J]. *Netinfo Security*, 2018, 18(1):52-57. (in Chinese)  
赵国锋,叶飞,姚永安,等.一种面向云中心网络入侵检测的多模式匹配算法[J]. *信息网络安全*, 2018, 18(1):52-57.
- [5] SHI Lei, ZHANG Lefei, ZHAO Lingli, et al. Adaptive laplacian eigenmap-based dimension reduction for ocean target discrimination [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(7):902-906.
- [6] AALST W M P, VERBEEKH M W. Process discovery and conformance checking using passages [J]. *Fundamenta Informaticae*, 2014, 131(1):103-138.
- [7] GUPTA M, SUREKA A, PADMANABHUNI S. Process mining multiple repositories for software defect resolution from control and organizational perspective [C]// *Proceedings of the 11th Working Conference on Mining Software Repositories*. New York, USA: ACM Press, 2012: 122-131.
- [8] AHMET E S, BUĞRA G, GABRIELA J S, et al. SONIC: streaming overlapping community detection [J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2016, 30(4): 819-847.
- [9] YUICHI Y, MARC K, ANDREW R. Study of biological communities subject to imperfect detection: bias and precision of community N-mixture abundance models in small-sample situations [J]. *Ecological Research*, 2016, 31(3):289-305.
- [10] LUO Huilan, WAN Chengtao, KONG Fansheng. Salient region detection algorithm via KL divergence and multi-scale merging [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2016, 38(7):1594-1601. (in Chinese)  
罗会兰,万成涛,孔繁胜.基于KL散度及多尺度融合的显著性区域检测算法[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(7):1594-1601.
- [11] LIU Jiajia, YU Yan, HU Hengwei, et al. Research on a protection mechanism based on virtual machine customization [J]. *Netinfo Security*, 2017, 17(1):63-67. (in Chinese)  
刘佳佳,俞研,胡恒伟,等.一种基于虚拟机定制的应用保护方法研究[J]. *信息网络安全*, 2017, 17(1):63-67.
- [12] LI Zhaoxing, HE Lile, LI Yunrui. A novel multiobjective particle swarm optimization algorithm for signed network community detection [J]. *Applied Intelligence*, 2016, 44(3): 621-633.
- [13] CHEN M, SZYMANSKI B K. Fuzzy overlapping community quality metrics [J]. *Social Network Analysis and Mining*, 2015, 5(1):1-14.
- [14] SONG Shasha, ZHOU Jinhe. Energy efficiency optimization routing algorithm based on complex gradient network [J]. *Computer Engineering*, 2018, 44(2):88-91. (in Chinese)  
宋莎莎,周金和.基于复杂梯度网络的能效优化路由算法[J]. *计算机工程*, 2018, 44(2):88-91.
- [15] BAO Guohua, WANG Shengyu, LI Yunfa. Research on data security protection methods based on privacy awareness in cloud computing [J]. *Netinfo Security*, 2017, 17(1):84-89. (in Chinese)  
包国华,王生玉,李运发.云计算中基于隐私感知的数据安全保护方法研究[J]. *信息网络安全*, 2017, 17(1):84-89.
- [16] WANG S S, CHERN A, TSAO Y, et al. Wavelet speech enhancement based on nonnegative matrix factorization [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(8):1101-1105.
- [17] SU Wuge, TAO Zhongxiang, DONG Bo. The quality measure for infrared and visible image fusion based on the verge information [J]. *Fire Control and Command Control*, 2012, 37(1):194-197. (in Chinese)  
苏伍各,陶忠祥,董博.边缘信息的红外与可见光图像融合评价[J]. *火力与指挥控制*, 2012, 37(1):194-197.
- [18] ARCHANA V, DANIEL Y J Y, KEVIN A P, et al. Bayesian community detection in the space of group-level functional differences [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(8):1862-1866.
- [19] CHEN M, NGUYEN T, SZYMANSKI B. On measuring the quality of a network community structure [J]. *Social Computing*, 2013, 52(3):122-127.
- [20] CHEN W H, INCHEON P, HUNG P C. Constructing a global social service network for better quality of Web service discovery [J]. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2015, 8(2):284-298.