

稳定的标签传播社团划分算法研究

张 猛,李玲娟

(南京邮电大学 计算机学院,江苏 南京 210023)

摘 要:快速稳定地发现复杂网络中的社团是近年来社团划分研究的热点。标签传播算法(LPA)具有接近线性的时间复杂度,能快速发现复杂网络中的社团结构,但是该算法在标签传播过程中存在不确定性和随机性,降低了划分结果的准确性和稳定性。为了解决这一问题,设计了一种稳定的标签传播社团划分算法(S-LPA)。该算法利用改进的K-Shell算法来计算节点全局影响力,并结合能反映节点局部影响力的度值以及邻居节点信息,计算节点综合影响力;在标签传播过程中,根据标签影响力更新标签;当网络中所有节点的标签不再变化或者迭代次数达到最大值时,拥有相同标签的节点划分到同一社团中。在真实网络和人工合成网络上的实验结果表明,S-LPA算法不仅具有线性时间复杂度,而且提高了社团划分的质量和稳定性。

关键词:复杂网络;社团划分;标签传播;综合影响力

中图分类号:TP311

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)01-0129-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.01.023

Research on Stable Label Propagation Community Division Algorithm

ZHANG Meng, LI Ling-juan

(School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: The rapid and stable discovery of community in complex networks is a hot topic in the study of community division in recent years. Label propagation algorithm (LPA) has a nearly linear time complexity and can quickly discover the community structure in complex networks, but it has uncertainty and randomness in the process of label propagation, which reduces the accuracy and stability of the partition results. To solve this problem, we design a stable label propagation community division algorithm (S-LPA). The improved K-shell algorithm is used to calculate the global influence of nodes, and the comprehensive influence of nodes is calculated by combining the global influence and the degree value that can reflect the local influence of nodes with the information of neighbor nodes. Then the labels are updated according to the label influence in the process of label propagation. When the labels of all nodes in the network no longer change or the number of iterations reaches the maximum, the nodes with the same label are assigned into the same community. The experimental results on real networks and synthetic networks show that the S-LPA algorithm not only has linear time complexity, but also significantly improves the quality and stability of community division.

Key words: complex network; community division; label propagation; comprehensive influence

0 引言

现实世界中的事物都可以用复杂网络模型来表示,例如人与人之间的社会关系、细胞之间的生物关系和万维网之间的链接结构等。随着对网络性质的深入研究,人们发现许多网络都存在着社团结构,其特征是同一社团内节点连接紧密,不同社团间节点连接稀疏^[1-2]。揭示网络中的社团结构,对于了解网络结构、分析网络特性和发现复杂网络中潜在的关系等都具有

非常重要的意义。

因此,近年来研究人员提出了许多社团划分算法。文献[3]提出了基于边介数的GN算法,基本思想是社团内边介数较小,社团间边介数较大。GN算法的时间复杂度为 $O(m^2n)$,其中 m 代表网络中的边数, n 代表网络中的节点数,该算法不适合用于大规模网络。文献[4]基于模块度函数 Q 提出了一个快速层次聚类算法FastQ,该算法的时间复杂度为 $O((m+n)n)$,提

收稿日期:2019-01-28

修回日期:2019-05-28

网络出版时间:2019-09-25

基金项目:国家自然科学基金(61302158,61571238)

作者简介:张 猛(1994-),男,硕士研究生,CCF会员(A6699G),研究方向为数据挖掘与社团发现;李玲娟,教授,研究方向为数据挖掘、分布式计算。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20190925.1521.030.html>

高了社团划分的效率。文献[5]首次提出使用派系过滤算法 CPM 挖掘网络中的重叠社团结构,其基本思想是认为社团结构由相邻的派系(完全子图)构成,通过寻找相互连通的 k -派系方法发现社团结构。文献[6]提出了基于标签传播的社团划分算法 LPA (label propagation algorithm), 该算法的时间复杂度近似线性。

LPA 算法非常适用于大规模网络,但是该算法在标签传播过程中存在随机性,严重影响了算法划分结果的稳定性。针对这一问题,文献[7]提出带约束的标签传播算法 LPAm,将 LPA 算法转换为优化问题,但是该算法容易使目标函数模块度陷入局部最优。文献[8]提出了 LPAm+算法,采用同时合并多个社团策略来避免局部最优。文献[9]提出了基于标签熵的标签传播方法 LPA - E (label propagation in entropic order),将节点按照标签的熵升序进行更新,降低了 LPA 算法的随机性。文献[10]基于网络预处理的改进标签传播算法 KLPA (improved label propagation algorithm based on network preprocessing) 预处理阶段删除了网络中的某些节点,一定程度上破坏了网络的原始结构。

虽然上述方法某种程度上能提高 LPA 算法的准确性、稳定性或者收敛速度,但是并未消除 LPA 算法的随机性。

文中设计了一种稳定的标签传播社团划分算法 S-LPA (a stable label propagation community division algorithm),综合考虑节点的局部信息和全局信息,计算节点综合影响力,按照综合影响力对节点标签进行更新。然后在标签传播过程中根据标签影响力大小进行标签更新,减少算法的随机性,提高算法的稳定性和准确性。

1 相关知识

1.1 LPA 算法

LPA 算法是一种基于图的半监督学习方法,基本思想是用邻居节点的标签信息来预测待更新节点的标签信息。该算法在初始阶段给每个节点分配唯一标签,然后随机选择节点进行标签更新;在标签更新过程中,每个节点根据式 1 选择邻居节点中出现次数最高的标签进行标签更新,其中 l_i 表示待更新节点 i 的标签, $N(i)$ 表示节点 i 的邻居节点集, l_j 表示节点 i 邻居节点 j 的标签, $\delta(l_j, l)$ 为克罗内克函数。

$$l_i = \operatorname{argmax}_l \sum_{j \in N(i)} \delta(l_j, l) \quad (1)$$

若次数最多的标签有多个,则随机选择一个标签作为待更新节点的标签;最后经多次迭代至所有节点

标签不再变化时,拥有相同标签的节点属于一个社团。

在 LPA 标签更新过程中存在两种标签更新方式,分别为同步更新和异步更新。同步更新是指在第 t 次迭代时,待更新节点的标签由其邻居节点在第 $t-1$ 次迭代时的标签所决定,这种方式应用在具有二分结构的网络上会产生标签震荡现象。异步更新是指在第 t 次迭代时,待更新节点的标签由其邻居节点在第 $t-1$ 次和第 t 次迭代时的标签共同决定,这种方式可以避免标签震荡现象。

1.2 LPA 存在的问题

LPA 算法时间复杂度低,但是在算法中所存在的随机策略会导致每次运行所产生的结果不尽相同,有时会产生一些琐碎的、无意义的社团结构,影响了算法的准确性和稳定性。LPA 算法随机策略主要存在于两个方面:

(1)在标签初始化时,LPA 算法给网络中的每个节点分配一个唯一标签,将节点随机排列得到一个节点序列并以此作为初始节点更新顺序。每次迭代时节点的更新顺序都是随机的,而 LPA 算法对节点更新顺序又非常敏感。这种更新顺序忽略了节点自身的重要性差异,使得重要性较小的节点可能影响重要性较大的节点,产生标签“逆流”现象。

(2)在标签更新过程中,当待更新节点的邻居节点中次数最多的标签有多个时,LPA 算法随机选择一个标签作为待更新节点的标签,没有考虑邻居节点信息对标签选择的影响。

2 S-LPA 算法

为了减少算法的随机性,提高 LPA 算法的准确性和稳定性,文中设计了一种稳定的标签传播社团划分算法 S-LPA。该算法在保留 LPA 算法具有的线性时间复杂度的基础上,结合节点局部影响力、全局影响力以及标签影响力对 LPA 算法进行改进。首先在节点初始化时,按照节点综合影响力升序排序;其次当候选标签有多个时,根据其标签影响力大小进行标签更新,减少标签更新过程中的随机性。

2.1 节点综合影响力

(1)K-Shell 算法。

评价复杂网络中节点影响力的方法有度中心性、介数中心性、PageRank 等,但是这些评价方法都存在一定的局限性。例如度中心性方法没有将节点在网络中所处的位置考虑在内;介数中心性方法需要计算各节点之间的距离,时间复杂度较高;PageRank 对节点影响力排序不唯一。文献[11]提出了 K-Shell 分解算法,该算法时间复杂度为 $O(n)$,并能准确地衡量节点在网络中的全局影响力。

假设网络中不存在孤立节点, K-Shell 算法的一般步骤为:首先删除网络中所有度为 1 的节点;若在删除过程中出现新的度为 1 的节点,则继续删除,直到网络中不存在度为 1 的节点,此时这些被删除的节点的 K-Shell 值为 1;然后以同样的方法删除网络中所有度为 2 的节点;反复如此,直到网络中所有节点的 K-Shell 值都被确定, K-Shell 值越大,说明节点在网络中所处的位置越核心,其影响力也就越大。

(2) 节点综合影响力计算方法。

虽然 K-Shell 算法能较好地衡量网络中所有节点的影响力,但是 K-Shell 是一种粗粒度化的节点影响力方法,同一层的节点被赋予相同 K-Shell 值,其影响力无法区分。为此,文中借鉴文献[12]的思想,结合节点分解时的迭代层数和 K-Shell 值来衡量节点全局影响力,其公式如下:

$$IKs(i) = Ks(i) + t(i) \quad (2)$$

其中, $Ks(i)$ 表示节点 i 的 K-Shell 值; $t(i)$ 表示删除节点 i 时的迭代次数; $IKs(i)$ 表示节点 i 的改进的 K-Shell 值。

改进的 K-Shell 值能较好地反映节点全局影响力,但是无法反映节点的局部影响力。为了进一步区分和衡量节点影响力,文中融入能反映节点局部信息的节点归一化度值和邻居节点的影响力来综合考虑节点影响力。节点综合影响力公式如下:

$$CI(i) = IKs(i) + D(i) + \sum_{j \in N(i)} IKs(j) + D(j) \quad (3)$$

其中, $IKs(i)$ 表示改进的 K-Shell 值; $D(i)$ 表示节点的归一化度值; $N(i)$ 表示节点 i 的邻居节点; $CI(i)$ 表示节点 i 的综合影响力。

节点综合影响力综合考虑能反映节点全局影响力的 K-Shell 值、迭代次数和局部影响力的度值、邻居节点信息,克服了 K-Shell 算法的缺点,同时拥有近似线性时间复杂度。

2.2 标签影响力

LPA 算法在标签更新过程中,待更新节点标签由其邻居节点中出现次数最高的标签所决定;若存在多个竞争标签,则随机选择一个标签作为待更新节点的标签,该方法很大程度上影响了算法的准确性和稳定性,导致在相同的网络上运行多次该算法,得到的结果不尽相同。考虑到邻居节点的影响力越大,邻居节点中具有相同标签个数越多,其标签越容易传播给待更新节点。文中将邻居节点中出现标签的次数和邻居节点影响力相结合来计算标签综合影响力,公式如下:

$$Influence(l) = \sum_{i \in N(x)} CI(i) \quad (4)$$

其中, $N^l(x)$ 表示节点 x 的标签为 l 的邻居节点集合。

2.3 S-LPA 算法设计与分析

(1) S-LPA 算法设计。

稳定的标签传播社团划分算法 S-LPA 的全部流程如下:

输入:网络 $G = (V, E)$, V 代表网络中的顶点, E 代表网络中的边,最大迭代次数为 t ;

输出:社团划分结果。

算法步骤:

①初始化网络中每个节点 $i \in V$ 的标签;

②根据式 2 计算每个节点的全局影响力;

③根据式 5 计算每个节点的归一化度值,其中 $d(i)$ 表示节点 i 的度,并根据式 3 计算每个节点的综合影响力,然后将节点按影响力升序排序;

$$D(i) = \frac{d(i)}{\max\{d(k) \mid k \in V\}} \quad (5)$$

④设置迭代次数 $t = 1$;

⑤对于网络中节点 x ,按式 4 计算其邻居节点中出现的标签的影响力,再按式 6,将其标签更新为邻居节点标签集中影响力最大的标签;

$$label_x = \underset{l}{\operatorname{argmax}} Influence(l) \quad (6)$$

⑥若网络中所有节点的标签不再变化或者迭代次数达到最大值,则算法结束,具有相同标签的节点属于同一社团;否则 $t + 1$,返回步骤⑤。

可以看出, S-LPA 算法用式 3 来计算网络中所有节点的综合影响力,并在后续的标签传播过程中按照节点综合影响力升序对标签进行更新。之所以采用升序,是由于 S-LPA 算法的每一步标签更新基本是稳定的,不存在标签逆流现象,从影响力较小的节点开始更新,使得这些影响力较小的节点的标签与未更新的影响力较大的标签一致。图 1(a)是一个包含 8 个节点的简单网络,分别按综合影响力的升序和降序运行 S-LPA 算法,结果如图 1(b)、(c)所示。经计算,各节点影响力为 $\{1:13.25, 3:13.25, 5:13.25, 8:13.25, 2:16.75, 6:16.75, 4:21.75, 7:21.75\}$ 。假设节点 4 和 7 的标签分别为 a、b,若采用降序,首先更新节点 4 或 7,会导致两社区合并成一个社区;若采用升序,首先更新节点 1、3、5 和 8,对于节点 1 和 3,其标签更新为节点 4 的标签 a,当更新到节点 4 时,节点 4 选择邻居中标签影响力最大的标签,此时节点 1 和 3 的标签影响力之和(即标签综合影响力)为 26.5,大于节点 7 的标签影响力 21.75,节点 4 标签更新为 a;同理节点 7 的标签更新为 b。经过 2 次迭代,算法达到稳定状态而停止。

(2) S-LPA 算法时间复杂度分析。

网络中所有节点初始化标签所需的时间复杂度为 $O(n)$;计算所有节点的改进的 K-Shell 值的时间复杂度为 $O(n)$,计算节点归一化度值的时间复杂度为

$O(n)$, 结合每个节点的邻居节点, 所需的时间复杂度为 $O(dn)$, d 为网络的平均度值, 因此计算所有节点综合影响力的时间复杂度为 $O(n + n + dn) \sim O(n)$; 使用计数排序对节点影响力升序排序, 时间复杂度为 $O(n)$; 节点一次标签传播的时间为 $O(m)$, m 为网络中的边数, 最多传播 t 次, 所需时间为 $O(tm)$; 节点划分到不同社团所需的时间为 $O(n)$ 。所以 S-LPA 算法总的时间复杂度为 $O(3n + tm) \sim O(n)$, 继承了 LPA 算法时间复杂度近似线性的优点。

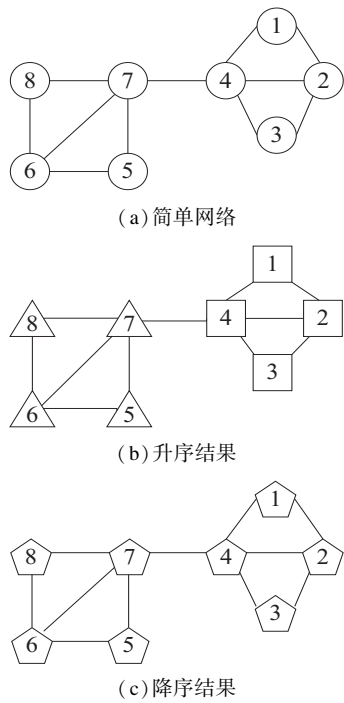


图 1 按综合影响力的升序和降序运行 S-LPA 算法示例

3 实验结果与分析

3.1 实验结果评价指标

(1) 模块度。

模块度(Q modularity)^[13]是由 Newman 等提出的用来评价网络社团划分质量的指标。对于一个不含重叠社团结构的网络, 模块度定义如下:

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{ij} (A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m}) \delta(i, j) \tag{7}$$

其中, m 表示网络中的边数; A_{ij} 表示网络的邻接矩阵; k_i 、 k_j 分别表示节点 i 、节点 j 的度值; $\delta(i, j)$ 为克罗内克函数, 当节点 i 和节点 j 属于同一社团时, $\delta(i, j) = 1$, 节点 i 和节点 j 不属于同一社团时, $\delta(i, j) = 0$ 。模块度的取值为 $0 \sim 1$, 值越接近 1, 说明社团划分的质量越好。

(2) 标准化互信息。

标准化互信息(NMI)^[14]是基于信息论的社区质量评价指标, 可以用来衡量已知社团结构与算法所发

现的社团结构之间的相似性。其定义如下:

$$NMI(X|Y) = 1 - \frac{H(X|Y) + H(Y|X)}{2} \tag{8}$$

其中, X 表示真实社团的集合; Y 表示算法发现社团的集合; $H(X|Y)$ 表示 X 在 Y 上的规范化条件熵。标准化互信息的取值为 $0 \sim 1$, 值越接近 1, 说明算法发现的社团结构与真实社团结构一致性越高。

3.2 实验结果分析

(1) 真实网络数据集上的实验。

实验采用四个真实网络数据集, 分别是 Zachary 空手道俱乐部网络 Karate、Lusseau 海豚社交网络 Dolphins、美国大学足球联赛赛程表网络 Football 和美国政治书籍网络 Polbooks, 各自的特征信息如表 1 所示。

表 1 真实网络数据集

真实网络	节点数	边数	社团数
Karate	34	78	2
Dolphins	62	159	2
Football	115	616	12
Polbooks	105	441	3

文中选择经典的 LPA 算法、LPA-E 算法和 KLPA 算法同文中算法 S-LPA 进行对比。由于 LPA 算法、LPA-E 算法和 KLPA 算法存在随机性, 所有实验结果取运行 100 次后的平均值, 文中算法 S-LPA 运行一次, 表 2 给出了不同算法在四个真实网络数据集上运行时得出的 Q 值、NMI 值, 以及平均迭代次数。

表 2 真实网络数据集社团划分结果

网络	算法	Q	NMI	平均迭代次数
Karate	LPA	0.321	0.672	6.0
	LPA-E	0.368	0.754	5.5
	KLPA	0.367	0.83	2
	S-LPA	0.371	1	2
Dolphins	LPA	0.474	0.695	7.5
	LPA-E	0.517	0.569	6.5
	KLPA	0.48	0.87	5
	S-LPA	0.483	0.78	4
Football	LPA	0.584	0.866	4.9
	LPA-E	0.589	0.893	3.8
	KLPA	0.6	0.89	4
	S-LPA	0.602	0.921	5
Polbooks	LPA	0.405	0.47	6.7
	LPA-E	0.495	0.563	8.4
	KLPA	0.48	0.72	4
	S-LPA	0.451	0.553	2

从表 2 可以看出, S-LPA 算法在四个真实网络上的 Q 值和 NMI 值都要好于 LPA 算法, 并且迭代次数也比 LPA 算法少。其中, 在 Karate 网络中发现的社团

结构与实际社团结构一致,通过计算该网络所有节点综合影响力发现:节点1 综合影响力最大,为84;节点34 综合影响力仅次于节点1,为79.82;而实际情况是,节点1 和节点34 正好代表俱乐部分裂后分别以管理员和校长为中心的两个社团。综合 Q 值、NMI 值以及迭代次数,S-LPA 算法优于 LPA-E 和 KLPA 算法,仅仅在 Dolphins、Polbooks 网络上的 Q 值和 NMI 值低于 LPA-E、KLPA 算法,但是迭代次数比这两个算法少。

(2)人工合成网络上的实验。

为了进一步测试文中算法对不同网络的适用性以及稳定性,使用 LFR 基准网络生成工具^[15]生成两个人工合成网络,分别包含 1 000 和 2 000 个顶点,具体参数见表 3。

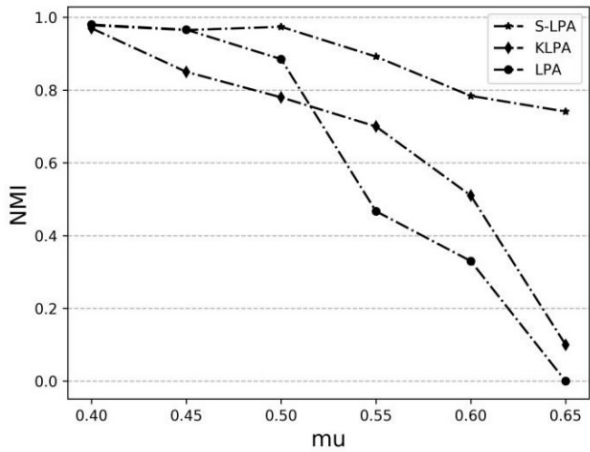
表 3 人工合成网络参数

网络	N	k	maxk	minc	maxc	μ
G_1	1 000	15	50	20	50	0.4-0.65
G_2	2 000	15	50	20	50	0.4-0.65

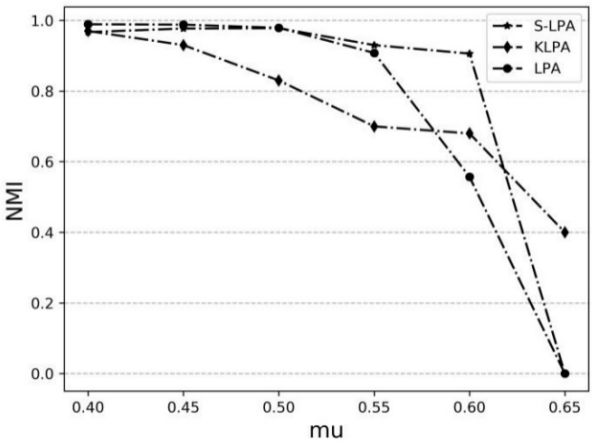
其中, k 表示网络的平均度值;maxk 表示网络的最大度值;minc 和 maxc 分别表示社团所含节点数的最小值和最大值; μ 为混合参数,表示连接不同社团节点的边数占网络总边数的比例,通过设置不同的 μ 值来测试算法的性能。当 $\mu < 0.5$ 时, μ 值越小,人工合成的网络社团结构越明显;当 $\mu > 0.5$ 时, μ 值越大,合成的网络社团结构越模糊。

将 S-LPA 算法与 LPA 算法和 KLPA 算法进行对比,同样,文中算法运行一次,LPA 和 KLPA 算法各运行 100 次,在节点数 $N = 1\,000$ 、2 000 和不同 μ 值下 NMI 值的变化分别如图 2(a) 和图 2(b) 所示。

由图 2 可以看出,当 $\mu \leq 0.45$ 时,网络社团结构较为明显,S-LPA 算法与 LPA 算法、KLPA 算法相当;当 $0.5 \leq \mu \leq 0.6$ 时,网络社团结构渐渐模糊,S-LPA 算法的 NMI 值明显高于 LPA 算法和 KLPA 算法;当 $\mu = 0.65$ 时,S-LPA 在 G_1 网络中的 NMI 值仍然高于



(a) $N = 1\,000$

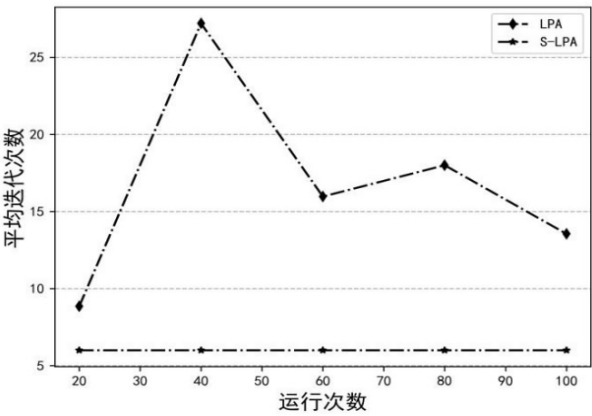


(b) $N = 2\,000$

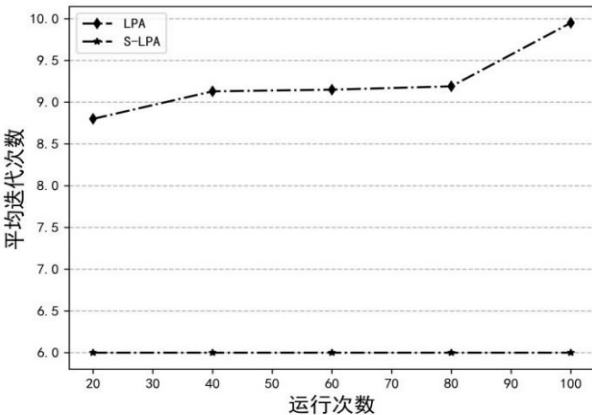
图 2 NMI 值比较

LPA 和 KLPA 算法,而在 G_2 网络中 LPA 和 S-LPA 算法失效,KLPA 算法的 NMI 值为 0.4;当 $\mu > 0.65$ 时,3 种算法均失效。总体来说,S-LPA 算法在 G_1 和 G_2 人工合成网络上的性能要优于 LPA 算法和 KLPA 算法。

为了测试算法的稳定性,分别在 $N = 1\,000$ 、2 000 和 $\mu = 0.5$ 的情况下运行多次 LPA 算法和 S-LPA 算法,并统计其平均迭代次数,结果如图 3(a) 和图 3(b) 所示。



(a) $N = 1\,000$



(b) $N = 2\,000$

图 3 平均迭代次数比较

由图 3 可以看出,LPA 算法在不同运行次数下平

均迭代次数均不同,而文中的 S-LPA 算法在 $N = 1\ 000$ 和 $N = 2\ 000$ 的情况下迭代次数都为 6 次。相比于 LPA 算法, S-LPA 算法不仅降低了 LPA 算法的随机性,还明显减少了 LPA 算法的迭代次数。

4 结束语

传统的 LPA 算法以及一些改进的 LPA 算法虽然具有近似线性的时间复杂度,但是仍然存在结果不稳定的问题。文中对 LPA 算法的标签更新序列进行改进,综合考虑节点的局部信息和全局信息,以此来计算节点在网络中的综合影响力,并进一步用标签影响力对 LPA 算法标签更新策略进行改进。通过在真实的网络数据集和人工合成网络上的实验证明了 S-LPA 算法仅需运行一次就能得到社团划分结果,并且划分结果的 Q 值和 NMI 值优于传统的 LPA 算法,在继承了 LPA 算法线性时间复杂度的同时,提高了社团划分的质量,增强了算法的稳定性。

参考文献:

- [1] 王伟,李玲娟.一种基于聚类的社团划分算法[J].计算机技术与发展,2015,25(10):119-122.
- [2] ZADEH P M, KOBTI Z. Community detection in social networks by cultural algorithm[C]//International conference on collaboration technologies and systems. Atlanta, GA, USA: IEEE, 2015: 319-325.
- [3] GIRVAN M, NEWMAN M. Community structure in social and biological networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2002, 99(12): 7821-7826.
- [4] NEWMAN M. Fast algorithm for detecting community structure in networks[J]. Physical Review E, 2004, 69(6): 066133.
- [5] 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.
- [6] RAGHAVAN U N, ALBERT R, KUMARA S. Near linear time algorithm to detect community structures in large-scale networks[J]. Physical Review E, 2007, 76(3): 036106.
- [7] BARBER M J, CLARK J W. Detecting network communities by propagating labels under constraints[J]. Physical Review E, 2009, 80: 026129.
- [8] LIU X, MURATA T. Advanced modularity-specialized label propagation algorithm for detecting communities in networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2009, 389(7): 1493-1500.
- [9] ZHAO Yuxin, LI Shenghong, CHEN Xiuzhen. Community detection using label propagation in entropic order[C]//Proceedings of IEEE international conference on computer & information technology. Chengdu, China: IEEE, 2012: 18-24.
- [10] 孙生才,范菁,曲金帅,等.基于网络预处理的改进标签传播算法[J].计算机系统应用,2018,27(4):173-177.
- [11] KITSACK M, GALLOS L K, HAVLIN S, et al. Identification of influential spreaders in complex networks[J]. Nature Physics, 2010, 6(11): 888-893.
- [12] 邓凯旋,陈鸿昶,黄瑞阳.基于标签传播能力的改进 LPA 算法[J].计算机工程,2018,44(3):60-64.
- [13] NEWMAN M, GIRVAN M. Finding and evaluating community structure in networks[J]. Physical Review E, 2004, 69(2): 026113.
- [14] LANCICHINETTI A, FORTUNATO S, KERTÉSZ J. Detecting the overlapping and hierarchical community structure in complex networks[J]. New Journal of Physics, 2019, 11(3): 033015.
- [15] LANCICHINETTI A, FORTUNATO S, RADICCHI F. Benchmark graphs for testing community detection algorithms[J]. Physical Review E, 2008, 78(4): 046110.
- [16] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//IEEE Conference on computer vision and pattern recognition. [s. l.]: IEEE, 2016.
- [17] 贾小军,喻擎苍.基于开源计算机视觉库 OpenCV 的图像处理[J].计算机应用与软件,2008,25(4):276-278.
- [18] 管焱然,管有庆.基于 OpenCV 的仿射变换研究与应用[J].计算机技术与发展,2016,26(12):58-63.
- [19] 张娜.图像增强技术的研究[J].计算机仿真,2007,24(1):192-195.
- [20] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 25th international conference on neural information processing systems. Lake Tahoe, Nevada: Curran Associates Inc., 2012: 1097-1105.
- [21] 陈建廷,向阳.深度神经网络训练中梯度不稳定现象研究综述[J].软件学报,2018,29(7):2071-2091.
- [22] 胡婷鸿,火忠,刘太昂,等.基于深度学习实现维吾尔族青少年左手腕关节骨龄自动化评估[J].法医学杂志,2018,34(1):27-32.
- [23] 田志强,严天军.儿童骨龄测定的价值与临床应用[J].西南军医,2017,19(3):252-253.
- [24] 张琪.人工智能的发展及其在医学领域中的应用[J].电子技术与软件工程,2016(20):259.

(上接第 128 页)

675-678.