

## 基于微博转发的社交网络模型

陈 骁\*, 黄曙光, 秦 李

(电子工程学院 网络系, 合肥 230037)

(\* 通信作者电子邮箱 nb7983@sina.com)

**摘 要:** 探究微博转发网络的构建机制有助于深刻理解信息在微博平台上的传播过程, 得出针对微博营销、舆论管控的有效策略和建议。针对这一问题, 提出了一种有向加权网络模型。根据微博在转发过程中被多次转发的现象, 在模型建立过程中, 在节点间连边时引入三角连接机制, 并且用连边的方向选择表征了活跃用户和知名用户的不同行为特征, 同时考虑了权值的动态演化过程。理论分析和仿真实验表明模型的强度分布、度分布、强度-度的相关性均服从幂律分布, 幂指数为  $1 \sim 3$ , 而且具有高聚类、短路径的特点, 平均聚类系数可达 0.42, 平均路径长不超过 6, 同时采集了微博转发的实际数据验证了模型的正确性。

**关键词:** 微博转发网络; 有向加权网络; 拓扑性质; 三角构成规则; 幂律分布

**中图分类号:** TP393.08 **文献标志码:** A

### Social network model based on micro-blog transmission

CHEN Xiao\*, HUANG Shuguang, QIN Li

(Department of Network, Electronic Engineering Institute, Hefei Anhui 230037, China)

**Abstract:** Studying the constructing mechanism of micro-blog transmission network help to understand the information spreading process on the micro-blog platform deeply, and then obtain effective strategies and suggestions. As for this issue, a directed and weighted network model was proposed. In the model building process, according to the phenomenon that micro-blogs can be transmitted more than one time, triad formation was introduced. Different directions of links were used to represent the various characteristics of active and famous users. Besides, the dynamic evolution process of the link weight was considered. The theory analysis and simulation experiment results indicate the strength distribution, the degree distribution and the correlation of strength and degree obey power-law distribution, and the power exponents are between 1 and 3. Also, this model is characterized by high clustering coefficient and short average path length. Average clustering coefficient is 0.7, and average length is less than 6. As well, actual data of micro-blog transmission were collected to prove the model's correctness.

**Key words:** micro-blog transmission network; directed and weighted network; topology property; Triad Formation (TF) rule; power-law distribution

## 0 引言

近年来, 微博作为一种新的自媒体出现在大众视野里。由于其注册门槛低、信息传播速度快、范围广等特点, 同时还实现了人人充当新闻报道者的可能, 受到了广泛追捧。截止 2013 年底, 仅新浪微博的注册用户数量已超过 8 亿。微博平台上形成的规模庞大、结构复杂的粉丝关注网络和微博转发网络, 都属于复杂网络的研究范畴。

现实生活中有关复杂网络的例子比比皆是, Internet、生物网络、经济与金融网络、社会网络等。科研人员对于复杂网络的研究也不断地深入。20 世纪 50 年代末 Erdős 等<sup>[1-2]</sup>提出了随机图网络。1998 年 Watts 等<sup>[3]</sup>发现了 WS 小世界网络。之后 Barabási 等<sup>[4]</sup>又于 1999 年发现了实际网络的度分布符合幂律分布的特性, 并在此基础上提出了 BA (Barabási-Albert) 无标度网络模型。这三个经典模型都是针对无权网络提出的。学者们对加权网络也进行了相关研究。Yook 等<sup>[5]</sup>提出了最简单的基于 BA 模型的加权网络, 使得节点间关系

用带有权重的连线来描述。Barrat 等<sup>[6]</sup>发现现实网络中有很多加权网络的权重是动态变化的, 他们认为每个时间步被选择的旧节点的权重会有一个增量, 提出了 BBV (Barrat-Barthélemy-Vespignani) 模型。王丹等<sup>[7-8]</sup>在研究加权网络构建过程的基础上分析了其拥塞控制能力和同步能力。Centola<sup>[9]</sup>通过分析网络拓扑结构对行为传播的影响, 得出在具有较好积聚结构的网络中信息传播得更快、更远。

上述文献都是对无向加权网络的研究, 没有考虑方向对信息传播过程和网络拓扑结构的影响, 而微博转发网络最显著的特点就是信息传播具有单向性。文献[10]虽然提出了一种构建有向网络的方法, 但只是针对加点和加边两种情况单独讨论, 没有考虑两者之间的关系, 因此不能很好地展现微博转发网络的特性。

本文根据用户转发微博的行为特征、用户间相互联系的频度和信息传播具有方向性等特点, 借鉴复杂网络模型的构建思路, 提出了针对微博转发网络的有向加权模型, 并分析讨论了该模型的拓扑性质, 提出了针对微博营销和舆论管控的

收稿日期: 2014-10-20; 修回日期: 2014-11-19。 基金项目: 安徽省自然科学基金资助项目(1208085QF107)。

作者简介: 陈骁(1990-), 女, 安徽合肥人, 硕士研究生, 主要研究方向: 复杂网络、社会网络; 黄曙光(1960-), 男, 江苏海门人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 复杂网络; 秦李(1990-), 男, 四川绵阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 复杂网络。

策略和建议。

## 1 微博转发网络模型

### 1.1 微博转发网络的特点

在微博转发网络中, 用户的活跃度通常由其转发和被转发的微博数量体现, 数量越大, 活跃度越高。当一个用户是大V或是知名草根, 其微博认同度高, 被转发次数就多; 当一个用户热衷于广泛获取外界信息并将之传播, 会大量转发其认为有价值的微博。因此新用户极易于和较为活跃的旧用户建立联系——主动转发高知名度用户的微博, 或者其微博被其他用户转发。同时, 用户也倾向于转发其关注用户所关注的用户的微博( 本文认为用户首次转发微博即确定了关注关系), 形成一个连通三角形的结构。

### 1.2 三角构成规则

Holme 等<sup>[11]</sup>在 BA 模型的基础上引入了三角构成( Triad Formation, TF) 规则: 如果一条边(  $n, i$ ) 在之前的优先选择过程中已被选中, 那么将以概率  $w_{ij}/s_i$  从  $i$  的邻居节点  $j \in \Gamma(i)$  里选择节点  $j$ ( 其中  $w_{ij}$  是边(  $i, j$ ) 的权值,  $s_i$  是节点  $i$  的强度,  $s_i = \sum_j w_{ij}$ ), 让其与新节点  $n$  相连, 即有:  $\Pi_{n \rightarrow j(j \in \Gamma(i))} = w_{ij}/s_j$ 。这样的连边方式恰好体现了微博转发网络中形成的三角形结构, 因此, 本文将 TF 规则引入本文模型的构建过程中。

### 1.3 模型的相关概念

在本模型中, 节点表示微博转发网络中的用户, 节点之间的连边代表一个用户转发另一个用户微博的行为, 节点之间连边的权值表示一个用户转发另一个用户微博的数量, 入向与出向连边分别表示用户转发与被转发行为。

$s_{oi}$  为节点  $i$  的出强度。以节点  $i$  为起点的所有边的权值之和,  $s_{oi} = \sum_j w_{ij}$ 。

$s_{ii}$  为节点  $i$  的入强度。以节点  $i$  为终点的所有边的权值之和,  $s_{ii} = \sum_j w_{ji}$ 。

$s_i$  为节点  $i$  的强度,  $s_i = s_{oi} + s_{ii}$ 。

$k_{ii}$  为节点  $i$  的入度。以节点  $i$  为起点的所有边的条数。

$k_{oi}$  为节点  $i$  的出度。以节点  $i$  为终点的所有边的条数。

$k_i$  为节点  $i$  的度,  $k_i = k_{ii} + k_{oi}$ 。

### 1.4 模型构建步骤:

1) 初始网络。含有  $m_0$  个节点全耦合网络, 初始网络的边权值矩阵是一个  $m_0 \times m_0$  的随机矩阵。

2) 加入新的节点。按照概率  $1 - p$ ( 自定义), 微博转发网络中新增一个用户, 其中  $p \in [0, 1]$ 。每个新增用户节点都与之前网络中已存在的  $m$ (  $m < m_0$ ) 个用户节点相连。连接节点的选择按照如下权重优先选择进行。

首先根据概率  $\lambda_i = s_i / \sum_q s_q$  选择节点  $i$ , 再根据下面的规则确定边(  $i, v$ ) 的方向。

若  $s_{oi} / \sum_q s_{oq} \geq s_{ii} / \sum_q s_{iq}$ , 说明用户节点  $i$  更倾向于被他入转发微博, 则  $v$  与  $i$  之间的连边由  $i$  指向  $v$ 。

若  $s_{oi} / \sum_q s_{oq} < s_{ii} / \sum_q s_{iq}$ , 则  $v$  与  $i$  之间的连边由  $v$  指向  $i$ 。

新生成边均赋予权值  $g$ , 表示两用户间转发微博的数目。新产生的边会给网络中的局部流量带来变化。节点  $i$  的强度

会发生变化,  $s_{oi} \rightarrow s_{oi} + w_{iv}$ ;  $s_{ii} \rightarrow s_{ii} + w_{vi}$ 。由于每次引入一条边都会给节点  $i$  带来额外流量负担, 这里设一个基础的流量负担为常数  $C$ , 节点  $i$  的流量负担为  $\delta_i = Cw_{ii}/s_i$ ( 新边方向为  $i$  指向  $v$ ) , 或者  $\delta_i = Cw_{vi}/s_i$ ( 新边方向为  $v$  指向  $i$ )。( 若节点  $i$  增加的是出边, 则新增的流量负担就加到节点  $i$  的出强度上, 反之亦然。) 新边的引入会使得节点  $i$  与其邻节点  $j \in \Gamma(i)$  之间连边的权值发生改变, 权值按照下式所示的规则变化:  $w_{ij} \rightarrow w_{ij} + \Delta w_{ij}$ ,  $\Delta w_{ij} = \delta_i w_{ij}/s_{oi}$ ;  $w_{ji} \rightarrow w_{ji} + \Delta w_{ji}$ ,  $\Delta w_{ji} = \delta_i w_{ji}/s_{ii}$ 。

3) 加入新边。按照概率  $p$ , 网络中不增加新用户, 仅是已建立转发关系的用户之间继续相互转发微博。新增边的两个用户节点按照三角构成机理选取。首先, 按照权重优先(  $\lambda_i = s_i / \sum_q s_q$ ) 选取一个节点  $i$ , 再随机选取网络中以该节点为一个端点的一条边(  $i, j$ ) , 然后选取节点  $j$  的另一个邻居节点( 排除节点  $i$ ) , 设其为  $k$ , 选取节点  $k$  是按照概率  $\Pi_k$  选取, 即按照边的权值大小选取,  $\Pi_k = (w_{jk} + w_{kj}) / (s_j - w_{ij} - w_{ji})$ 。如果在节点  $i$  和  $k$  之间不存在连接, 则建立新边, 若  $s_{oi}/s_i \geq s_{ok}/s_k$ , 表示用户  $i$  的微博较之用户  $k$  更易被转发, 则新边从  $i$  指向  $k$ , 赋予边(  $i, k$ ) 权值  $g$ , 此时节点的强度发生改变,  $s_{oi} = s_{oi} + g$ ,  $s_{ik} = s_{ik} + g$ ; 如若  $s_{oi}/s_i < s_{ok}/s_k$ , 添加的新边从  $k$  指向  $i$ , 则节点  $i$  和  $k$  的强度发生改变:  $s_{ii} = s_{ii} + g$ ,  $s_{ok} = s_{ok} + g$ ,  $w_{ki} = g$ 。如果  $i$  与  $k$  之间存在连边, 则边权值增加  $g$ , 即  $w_{ik} = w_{ik} + g$  或者  $w_{ki} = w_{ki} + g$ , 节点的出入强度相应地改变。

## 2 模型的理论验证

在上述模型中, 无论添加一个新节点还是新增一条边, 都会影响节点的强度。为了便于分析且不失一般性, 不妨假设  $\delta_i = \delta$ 。对于模型中的节点  $i$ , 它的入强度受以下 3 个因素的影响: 1) 新增节点直接与  $i$  相连, 且与节点  $i$  之间产生指向  $i$  的入向边; 2)  $i$  的入向边邻节点与新增节点之间是出边连接; 3) 依据三角构成原理,  $i$  与某个节点之间新增一条边。因此, 某个时刻  $t$  节点  $i$  入强度  $s_{ii}$  的变化为:

$$\frac{ds_{ii}}{dt} = p \left( m \cdot \frac{s_i}{\sum_q s_q} \cdot \frac{1}{2} \right) (g + \delta) + p \left( m \cdot \sum_q \frac{s_j}{\sum_q s_q} \cdot \frac{1}{2} \cdot \delta \frac{w_{ji}}{s_j} \right) + (1 - p) \left[ m_b \sum_q \left( \sum_q \frac{s_i}{\sum_q s_q} \cdot \frac{1}{2} \cdot \frac{w_{ij} + w_{ji}}{s_i} \right) \cdot \frac{w_{ik} + w_{ki}}{s_j} \right] \quad (1)$$

同理可得节点  $i$  的出强度  $s_{oi}$  的变化为:

$$\frac{ds_{oi}}{dt} = p \left( m \cdot \frac{s_i}{\sum_q s_q} \cdot \frac{1}{2} \right) (g + \delta) + p \left( m \cdot \sum_q \frac{s_j}{\sum_q s_q} \cdot \frac{1}{2} \cdot \delta \frac{w_{ji}}{s_j} \right) + (1 - p) \left[ m_b \sum_q \left( \sum_q \frac{s_i}{\sum_q s_q} \cdot \frac{1}{2} \cdot \frac{w_{ij} + w_{ji}}{s_i} \right) \cdot \frac{w_{ik} + w_{ki}}{s_j} \right] \quad (2)$$

每个时间演化步, 网络新增一个节点或者新增一条边, 模型的总强度增量是  $2[mp(g + \delta) + m_b(1 - p)g]$ , 因而  $\sum_q s_q = 2[mp(g + \delta) + m_b(1 - p)g] \cdot t$ 。通过计算得到:

$$\frac{ds_{ii}}{dt} = \frac{(3/2) \cdot mp\delta + mpg + mpg - m_bpg}{2(mp\delta + mpg + mpg - m_bpg)} \cdot \frac{s_{ii}}{t} \quad (3)$$

$$\frac{ds_{oi}}{dt} = \frac{(3/2) \cdot mp\delta + mpg + mpg - m_bpg}{2(mp\delta + mpg + mpg - m_bpg)} \cdot \frac{s_{oi}}{t} \quad (4)$$

$$\text{令 } \eta = \frac{(3/2) \cdot mp\delta + mpg + mpg - m_bpg}{2(mp\delta + mpg + mpg - m_bpg)} \text{ 则上述两式可}$$

以改写为:

$$\frac{ds_{ii}}{dt} = \eta \cdot \frac{s_{ii}}{t} \quad (5)$$

$$\frac{ds_{oi}}{dt} = \eta \cdot \frac{s_{oi}}{t} \quad (6)$$

由于前面对  $\delta_i$  的处理, 且根据模型构建算法, 出入边的所占的比例相同, 均为  $1/2$ , 所以微分方程的初始条件为  $s_{ii}(t = t_i) = (1/2) \cdot m_b g$ ,  $s_{oi}(t = t_i) = (1/2) \cdot m_b g$ 。结合式(5)、(6)可以得到:

$$s_{ii} = (1/2) \cdot m_b g (t/t_i)^\eta \quad (7)$$

$$s_{oi} = (1/2) \cdot m_b g (t/t_i)^\eta \quad (8)$$

由此可以看出, 出入强度与时间  $t$  之间存在幂律关系。即

$$s_{ii} \sim t^\eta, s_{oi} \sim t^\eta \text{ 其中 } \eta = \frac{(3/2) \cdot mp\delta + mpg + mpg - m_bpg}{2(mp\delta + mpg + mpg - m_bpg)}。$$

接下来讨论模型节点强度的分布规律。根据式(7), 将

$$P[s_{ii} < s] \text{ 改写为 } P[t_i > t \cdot \left(\frac{1}{2} m_b g\right)^{\frac{1}{\eta}} / s^{\frac{1}{\eta}}] = 1 - P[t_i \leq t \cdot \left(\frac{1}{2} m_b g\right)^{\frac{1}{\eta}} / s^{\frac{1}{\eta}}] \quad (9)$$

假设每个新增节点都是在相等的时间间隔后加入模型中, 则有:

$$P[s_{ii} < s] = 1 - t \left(\frac{1}{2} m_b g\right)^{\frac{1}{\eta}} / s^{\frac{1}{\eta}} (t + m_0) \quad (10)$$

上式两边对  $s$  求偏导得到概率密度:

$$P(s_i) = \frac{\partial P[s_{ii}(t) < s]}{\partial s} = \frac{t \cdot \left(\frac{1}{2} m_b g\right)^{\frac{1}{\eta}}}{t + m_0} \cdot s^{-\frac{1}{\eta}-1} \quad (11)$$

所以当  $t \rightarrow \infty$  时  $P(s_i) \sim s^\alpha$ ,  $\alpha = 2 + \frac{(1/2) mp\delta + mpg + m_b g - m_b pg}{(3/2) mp\delta + mpg + m_b g - m_b pg}$ , 且  $P(s_o) \sim s^\alpha$ 。

由此可以看出, 在理论上, 依据上述算法构造的有向加权模型的出入强度都符合幂律分布。并且指数  $\alpha = 2 + \frac{(1/2) mp\delta + mpg + m_b g - m_b pg}{(3/2) mp\delta + mpg + m_b g - m_b pg} \in [2, 3]$  这与大多数真实网络的强度分布指数一致。这就说明, 本文提出的有向加权网络模型理论上具有较强的普适性。

### 3 模型仿真实验

#### 3.1 度分布和强度分布

接下来, 利用 Matlab 软件仿真一个网络, 研究参数  $p$  的不同取值对网络结构的影响。仿真时, 网络规模取  $N = 3000$ , 其中  $m_0 = 10$ ,  $m = 5$ ,  $m_b = 2$ ,  $\mathcal{L} = 3$ ,  $g = 3$ 。图 1 ~ 4 分别研究了构建的模型节点的入度、出度、入强度和出强度的分布规律。由此可以看出参数  $p$  取不同的值时, 节点的出入度和出入强度分布依旧服从幂律分布, 即  $P(k_i) \propto k_i^{-\gamma_{k_i}}$ ,  $P(k_o) \propto k_o^{-\gamma_{k_o}}$ ,  $P(s_i) \propto s_i^{-\gamma_{s_i}}$ ,  $P(s_o) \propto s_o^{-\gamma_{s_o}}$ 。这也就说明, 微博转发网络中, 知

名用户易与其他用户之间建立关系, 并且其微博更易被转发。因此, 本文提出的有向网络构建规则可以很好体现网络的无标度特性, 并且, 通过调节参数  $p$  值可以调节幂律分布指数  $\gamma$  的大小。本文对参数  $p$  分别取值 0.1, 0.4, 0.7, 使得出入度和出入强度的幂律分布指数  $\gamma$  取值范围在 1 ~ 3, 与理论分析结果相符。对图 1 ~ 4 进行幂律拟合, 得到它们的表达式分别为:

$$\gamma = 0.67x^{-1.97}, \gamma = 0.64x^{-1.85}, \gamma = 0.02x^{-1.20}, \gamma = 0.01x^{-2.29}。$$

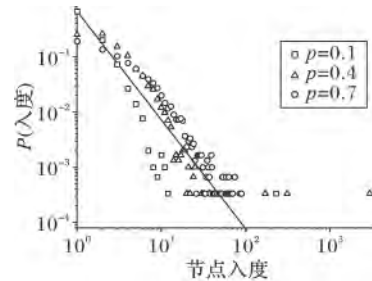


图 1 双对数坐标下节点入度分布

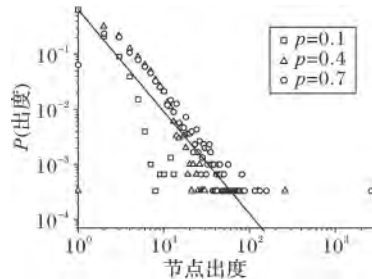


图 2 双对数坐标下节点出度分布

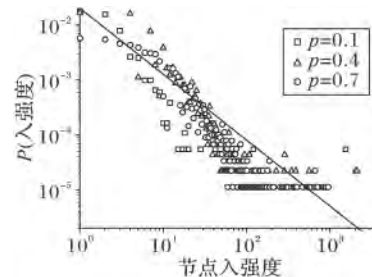


图 3 双对数坐标下节点入强度分布

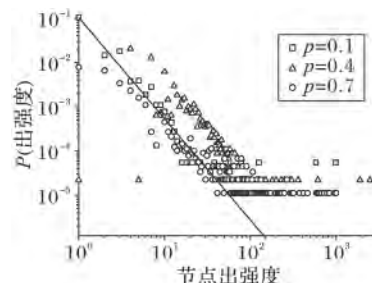


图 4 双对数坐标下节点出强度分布

#### 3.2 强度-度的相关性

既然强度和度分布都具有幂律特性, 很自然地联想到二者之间是否存在一定的关系。因此, 接下来探讨节点的平均强度和度之间的关系。如图 5 所示, 在双对数坐标下, 节点的强度和度之间呈线性关系。即节点的出(入)强度和出(入)度之间满足幂律关系,  $s \sim k^\alpha$ , 其中  $\alpha > 1$ , 这说明节点强度的增长速度大于度的增长速度。在微博转发网络中, 用户之间的关注关系一次就确定了, 而粉丝可以多次转发其关注者的微博。

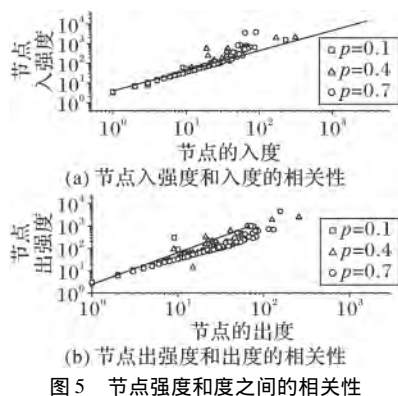


图5 节点强度和度之间的相关性

### 3.3 聚类系数

聚类系数是描述一个网络中节点之间关系紧密程度的性质。在社交网络中, 聚类系数表现为某人朋友的朋友也是其朋友的概率。文献[12]中对节点聚类系数的定义为:

$$C_i = \frac{E_i}{(k_i(k_i - 1))/2} = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)}$$

其中:  $C_i$  表示节点  $i$  的聚类系数,  $k_i$  表示节点  $i$  的度,  $E_i$  表示节点  $i$  的  $k_i$  个邻节点之间实际存在的边数。

如图6所示, 聚类系数与度之间整体上呈幂律关系, 说明度小的节点聚类系数较大。表现在微博转发网络中即为普通用户与其粉丝之间的联系更加密切, 信赖度更高, 因为普通用户的粉丝多数源自其生活中的朋友。由该图还可以看出, 随着连边概率的增大, 节点的平均聚类系数也有了显著增加, 这说明模型连边概率  $p$  可以调节网络的紧凑程度。从图6还可以看出, 随着添加新边的概率增加, 网络中度大且聚类系数不为零的节点数量增多, 这样, 网络的鲁棒性和稳定性提高。在微博转发网络中表现为, 当用户的社交范围扩大, 活跃度高的用户之间也容易产生较高的信赖度。因此, 在微博营销中, 选择聚集程度高的微博网络并请知名用户转发产品信息, 可以提升产品的接受率。同时, 这也说明, 当网络的集聚性质表现明显时, 用户对消息的信赖度增加, 这就给谣言传播造就了温床。因此, 及时发现谣言并阻断其传播在舆情管控过程中极为必要。

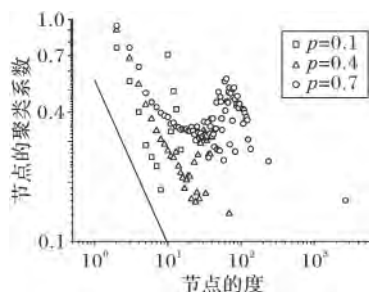


图6 节点聚类系数和度之间的关系

### 3.4 平均路径长度

网络的平均路径长度定义为任意两个节点之间的距离平均值。在社交网络中, 平均路径长度是连接网络内两个人之间最短关系链中朋友的平均个数。如图7所示, 当节点之间的连边概率  $p$  增加, 路径长减小。这说明, 当连边概率增加, 消息从一个用户到达另一用户的距离变短, 传播时延减小, 时效性提高。由图7可以看出本模型符合小世界的特征, 当网

络规模达到3000时, 平均路径长度的最大值才2.07。

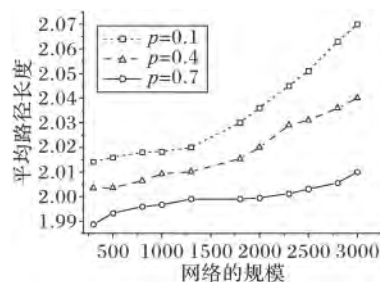


图7 网络的平均路径长度和网络规模的关系

## 4 实际数据验证

为了对仿真结果进行进一步的验证, 图8~12对通过新浪微博的API接口爬取的新浪名人堂用户微博转发网络数据集进行了统计学分析。本文采用的微博转发网络的采集过程如下: 将限定时间段内的微博作为初始数据集, 对于某条用户  $i$  转发自用户  $j$  的微博, 检查现有网络中是否有表示用户  $i$  和用户  $j$  的节点以及这两个节点之间是否有表示转发关系的边存在, 如果没有这样的节点和连边, 就将其添加到网络中, 边的方向为  $j$  指向  $i$ ; 如果网络中已存在这两个节点和连边, 那么只需将两节点之间连边的权值加1 (权值表示一个用户转发另一个用户的微博次数)。根据这个规则, 本文采集了2013-09-23至2013-10-23这一个月內新浪名人堂用户的微博转发信息, 得到一个含有96237个节点、1468961条边的微博转发网络。对采集的数据进一步分析得到, 在本文抓取的数据中, 有41.2%的微博是经过二次转发甚至多次转发的。表明用户转发的微博中有近半数的微博并不是其关注对象原创的, 而是关注对象转发的其他用户的微博。原本新转发用户和原创微博的用户以及转发路径上的非新用户直接关注的其他用户之间没有联系, 通过这种微博多次转发, 他们之间建立了连边, 这样, 微博转发网络中形成了大量三角形结构。这就说明本文在转发网络的模型建立过程中引入三角连接机制是合理的。

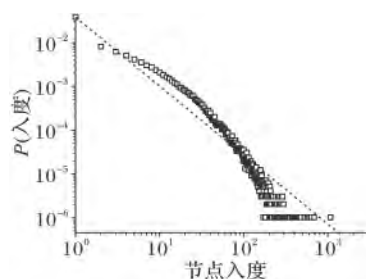


图8 微博转发网络节点入度分布

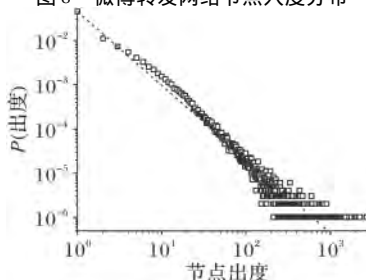


图9 微博转发网络节点出度分布

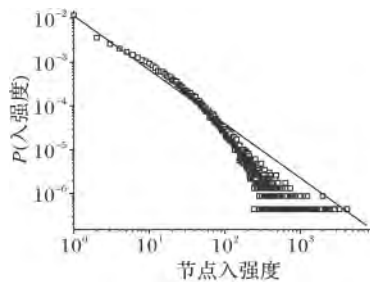


图 10 微博转发网络节点入强度分布

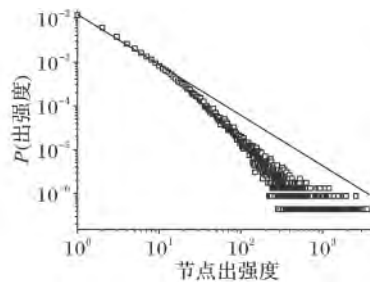


图 11 微博转发网络节点出强度分布

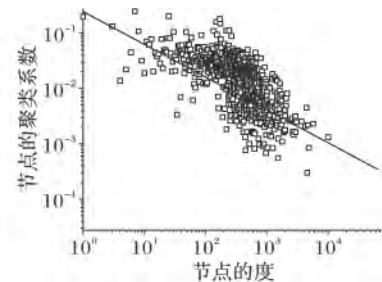


图 12 微博转发网络节点聚类系数和度的关系

观察图 8 ~ 12 可以看出: 真实的微博转发网络的出入度和出入强度分布的确呈现幂律分布的特征; 而且节点的聚类系数和节点度之间也呈现幂律分布的态势。更进一步对度与强度分布进行了幂律拟合得到以下表达式:  $y = 0.38x^{-1.57}$ ,  $y = 0.45x^{-1.67}$ ,  $y = 0.01x^{-1.23}$ ,  $y = 0.012x^{-1.15}$ 。与第 3 章的仿真结果比较, 两者的幂律拟合表达式的系数和指数基本相似, 处于同一个数量级, 只有仿真与实际的出强度指数大小差值超过了 1, 但是针对如此庞大的数据分析, 这也是可接受的误差范围。因此, 证实了根据本文提出的有向加权网络算法可以用于模拟构建实际的微博转发网络。

## 5 结语

本文充分考虑了微博信息传播的单向性特点和微博经多次转发形成三角构成的信息传播特征, 引入三角连接机制, 探究了微博转发网络的构建机制, 提出了有向加权网络模型, 很好地展现了实际微博转发网络的信息传播特点。分析结果表明模型的强度、度以及聚类系数的分布都符合幂律特征, 且与相关模型比较, 该模型可以通过调节模型中连边的概率有效改变网络的聚集特性, 获得高聚类网络, 使得平均聚类系数达到了 0.42, 提高了网络的稳定性。同时, 根据模型呈现的统计特性, 提出了针对微博营销和舆情管控的切实可行的建议。因此, 本文提出的模型可以正确地反映微博转发网络的拓扑结构。

### 参考文献:

- [1] ERDÖS P, RÉNYI A. On the evolution of random graphs [J]. Publication of the Mathematical Institute of the Hungarian Academy of Sciences, 1960, 5: 17 - 60.
- [2] ERDÖS P, RÉNYI A. On random graphs [J]. Publicationes Math-

ematicae-Debrecen, 1959, 6: 290 - 297.

- [3] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks [J]. Nature, 1998, 393(6684): 440 - 442.
- [4] BARABÁSI A-L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks [J]. Science, 1999, 286(5439): 509 - 512.
- [5] YOOK S H, JEONG H, BARABÁSI L. Weighted evolving networks [J]. Physical Review Letters, 2001, 86(25): 5835 - 5838.
- [6] BARRAT A, BARTHÉLEMY M, VESPIGNANI A. Weighted evolving networks: coupling topology and weighted dynamics [J]. Physical Review Letters, 2004, 70(6): 92.
- [7] WANG D, HAO B. A weighted scale-free network model with high clustering and its synchronizability [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(22): 1 - 8. (王丹, 郝彬彬. 一类高聚类系数的加权无标度网络及其同步能力分析[J]. 物理学报, 2013, 62(22): 1 - 8.)
- [8] WANG D, JIN X. On weighted scale-free network model with tunable clustering and congestion [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(22): 1 - 9. (王丹, 金小峰. 可调聚类系数加权无标度网络建模及其拥塞问题研究[J]. 物理学报, 2012, 61(22): 1 - 9.)
- [9] CENTOLA D. The spread of behavior in an online social network experiment [J]. Science, 2010, 329(9): 1194 - 1197.
- [10] WANG G, ZHOU J, XIE Y. Directed weighted network model based on BBV [J]. Computer Engineering, 2010, 36(12): 141 - 143. (王桂英, 周健, 谢颢. 基于 BBV 的有向加权网络模型[J]. 计算机工程, 2010, 36(12): 141 - 143.)
- [11] HOLME P, KIM B J. Growing scale-free networks with tunable clustering [J]. Physical Review E, 2002, 65(2): 1 - 4.
- [12] WANG X, LI X, CHEN G. Network science: an introduction [M]. Beijing: Higher Education Press, 2012: 99 - 103. (汪小帆, 李翔, 陈关荣. 网络科学导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2012: 99 - 103.)

### (上接第 628 页)

- [9] ZHUANG X, WANG H. IEEE 1588 clock synchronization algorithm based on Kalman filter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2012, 26(9): 747 - 751. (庄晓燕, 王厚军. 基于卡尔曼滤波器的 IEEE 1588 时钟同步算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(9): 747 - 751.)
- [10] CIUFFOLETTI A. Preventing the collision of requests from slave clocks in the Precision Time Protocol (PTP) [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(6): 2096 - 2103.
- [11] LIU Y, YANG C. OMNeT++ based modeling and simulation of the IEEE 1588 PTP clock [C]// Proceedings of the 2011 International Conference on Electrical and Control Engineering. Piscataway: IEEE, 2011: 4602 - 4605.
- [12] WALKER J, CANTONI A. Experimental evaluation of the jitter generated in timing transfer [J]. IEEE Transactions on Communi-

cations, 2010, 58(12): 3605 - 3612.

- [13] WEI F, SUN W. Precise time stamping method for IEEE 1588 clock synchronization message [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2009, 30(1): 162 - 169. (魏丰, 孙文杰. 协议时钟同步报文的精确时间标记方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(1): 162 - 169.)
- [14] FERRARI P, FLAMMINI A, RINALDI S, et al. On the seamless interconnection of IEEE1588-based devices using a PROFINET IO infrastructure [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2010, 6(3): 381 - 392.
- [15] EXEL R. Mitigation of asymmetric link delays in IEEE 1588 clock synchronization systems [J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(3): 507 - 510.