

1-4-2019

Impact of Attractiveness and Influence of Information on Cascade Size Distribution

Dong Jian

National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Bin Chen

National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Liu Liang

National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Chuan Ai

National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Impact of Attractiveness and Influence of Information on Cascade Size Distribution

Abstract

Abstract: The distribution of the cascade size can capture the distribution of popularity of a social network. Numerous studies have shown that the cascade size distribution follows fat-tail distributions, including power-law distribution and bimodal distribution; The underlying characteristic of this highly skewed distribution lacks quantitative experimental analysis. Based on *the heterogeneous stochastic information dissemination model, namely the SVRF model*, this paper examines the impact of the information *attractiveness and influence* on the cascade size distribution through lots of computational experiments. We find that *when the mean value of the information influence and attractiveness is small, the cascade sizes follow a power-law distribution, and the larger the variance, the heavier the tail*. Our findings quantitatively clarify the role of information attractiveness and influence on the distribution of popularity in social networks. The attractive and influential information is more likely to spread widely in social networks.

Keywords

attractiveness, influence, cascade size distribution, information dissemination

Authors

Dong Jian, Bin Chen, Liu Liang, Chuan Ai, Zhang Fang, and Xiaogang Qiu

Recommended Citation

Dong Jian, Chen Bin, Liu Liang, Ai Chuan, Zhang Fang, Qiu Xiaogang. Impact of Attractiveness and Influence of Information on Cascade Size Distribution[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(10): 3624-3631.

信息吸引力和影响力对级联规模分布的影响

董健, 陈彬, 刘亮, 艾川, 张芳, 邱晓刚

(国防科技大学系统工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 社交网络中的级联规模分布可以刻画信息在社交网络中流行的程度。许多研究表明, 级联规模分布遵循重尾分布; 导致这种高度偏态分布的根本原因缺乏定量实验分析。基于随机异质信息传播模型(SVFR, Susceptible View Forward Removed), 进行大量计算实验, 探讨信息吸引力和影响力对社交网络信息级联规模分布的影响。结果表明信息影响力和吸引力的均值较小时, 级联规模服从幂律分布, 且方差越大, 尾部越重。该发现从仿真的角度阐明了信息吸引力和影响力对特定社交网络中信息流行程度的影响, 较高吸引力和影响力的信息更容易在社交网络中广泛传播。

关键词: 影响力; 吸引力; 级联规模分布; 信息传播

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 10-3624-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201810004

Impact of Attractiveness and Influence of Information on Cascade Size Distribution

Dong Jian, Chen Bin, Liu Liang, Ai Chuan, Zhang Fang, Qiu Xiaogang

(National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The distribution of the cascade size can capture the distribution of popularity of a social network. Numerous studies have shown that the cascade size distribution follows fat-tail distributions, including power-law distribution and bimodal distribution; The underlying characteristic of this highly skewed distribution lacks quantitative experimental analysis. Based on the heterogeneous stochastic information dissemination model, namely the SVRF model, this paper examines the impact of the information attractiveness and influence on the cascade size distribution through lots of computational experiments. We find that when the mean value of the information influence and attractiveness is small, the cascade sizes follow a power-law distribution, and the larger the variance, the heavier the tail. Our findings quantitatively clarify the role of information attractiveness and influence on the distribution of popularity in social networks. The attractive and influential information is more likely to spread widely in social networks.

Keywords: attractiveness; influence; cascade size distribution; information dissemination

引言

随着互联网、智能手机和信息技术的快速发

展, Facebook、Twitter、新浪微博、微信等在线社交网络服务蓬勃发展。这些平台不但方便了信息、观点、行为的快速传播, 而且提供了丰富数据, 如信息传播轨迹^[1-6]。每个信息的扩展轨迹可以用树状级联来描述。其根节点表示创建信息的用户, 其连边表示用户之间的信息传输路径。

级联规模指级联树包含的节点数量。级联规模



收稿日期: 2018-08-21 修回日期: 2018-09-13;
基金项目: 国家重点研发计划重点专项(2017YF C1200300), 国家自然科学基金(71673292, 71673294), 国家社会科学基金(17CGL047);
作者简介: 董健(1995-), 男, 天津宝坻, 硕士生, 研究方向为系统仿真。

<http://www.china-simulation.com>

• 3624 •

分布是社交网络的关键特征, 表征某一社交网络上传播的信息流行度的分布^[6]。大量基于实证数据的研究表明社交网络的级联规模服从幂律分布, 尽管不同社交网络、不同数据集或者不同信息内容对应的幂指数存在差异^[7]。

级联规模分布和级联模式在不同的社交平台被广泛研究, 其中包括博客^[8]、Twitter^[7,9-12]、Flickr^[13-14]、Digg^[15]、LinkedIn^[16]、微博^[17]、微信^[6]等。除此之外, 大量学者通过对信息传播过程进行建模和仿真, 试图揭示级联规模分布的原因。Leskovec 等使用级联生成模型复现了博客的级联规模幂律分布^[8]。Watts 利用阈值模型理论地分析了随机图中的级联规模分布, 发现了级联规模分布的两种模式, 幂率分布和双峰分布, 他认为这两种分布模式是网络连通性所导致的, 弱连通性导致级联大小的幂率分布^[18]。由于疾病传播和信息传播的相似性, 疾病传播模型, 比如 SIR 模型, 是研究信息级联特征应用最为广泛的一类模型^[19-22]。刘闯等人基于费米函数构建边重连策略, 并引入 SIR 模型以模拟信息传播过程, 发现初始步骤在传播过程中起着重要作用^[23]。Geol 等基于 SIR 模型一定程度上再现了 Twitter 中幂律级联规模分布以及级联规模和平均路径长度的关系^[10]。SVFR (Susceptible View Forward Removed) 模型是一种随机异质信息传播模型^[6], 可以描述信息传播过程中的用户动态行为, 可以解释用户注意力受限的情况下微信中的幂级联规模分布, 能够重现微信等实证数据的平均路径长度和级联规模关系的描述。然而, 信息级联规模的幂律分布的原因缺乏系统和定量的研究, 也鲜有对其分布特点的详细刻画。

本文基于 SVFR 模型, 在先前的工作基础上, 基于仿真定量计算的方法, 探讨信息吸引力和影响力对级联规模分布的影响。信息的吸引力和影响力是影响信息传播的重要因素。信息吸引力是指当用户接收到该信息后点击并查看该信息的意愿(概率)。信息影响力指用户查看信息后转发该信息的意愿(概率)。传播在社交网络中的信息具有多样

性, 因此不同信息的吸引力和影响力通常是不同的。为了描述这一差异性, 本文采用 beta 分布模拟信息吸引力和影响力的分布特征, 并从吸引力和影响力的尺度和离散度两个角度进行了大量的计算实验, 研究级联规模的分布特征。

1 信息传播模型

在 SVFR 模型中每个用户可能存在 4 种状态: 易感(Susceptible, S), 查看(View, V), 转发(Forward, F), 免疫(Removed, R)。这 4 种状态间的转换关系如图 1 所示。依照 SVFR 模型, 一个信息级联的形成过程可以做如下描述:

- (1) 在 $t=0$ 时刻, 随机选择一个节点作为级联的根节点, 并置它的状态为 F, 置其它的节点状态为 S;
- (2) 处于 F 状态的节点在任一时刻 t , 其邻居节点有 λ 的概率在 $t+1$ 时刻查看信息而变为 V 状态, 或者以 $1-\lambda$ 的概率忽略信息。处于 V 状态的节点有 θ 的概率在 $t+1$ 时刻转发信息而变为 F 状态, 或者以 $1-\theta$ 的概率成为 R 状态;
- (3) 在 $t+2$ 时刻, 将 t 时刻处于 F 状态的节点置为 R 状态。重复步骤(2), (3), 直到没有节点处于 V 状态和 F 状态。

基于非冗余理论^[24]以及社交网络中信息传播规律, 模型假设每个用户查看或者转发信息最多一次。

现实中很多社交网络表现出了无标度的特性^[25]。无标度网络的度分布服从 $P(d) \sim d^{-\alpha}$, 其中 d 表示节点的度, α 是一尺度参数。本文利用配置模型^[26-28]生成无标度网络, 作为信息传播的底层网络。生成的网络规模为 $N=10\ 000$ 。通常, 尺度参数取值为 2~3 之间^[28], 在生成分布的尺度参数被取为中间值 $\alpha=2.5$ 。网络的最小度被设置为 $d_{\min}=10$ ^[10]。

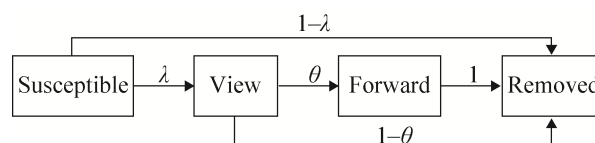


图 1 SVFR 模型状态转换图

Fig. 1 States transition diagram of the SVFR model

SVFR 模型中有 2 个传播参数 λ 和 θ ，它们分别代表了信息的吸引力和影响力。这两参数对级联规模的分布起着重要作用。在社交网络中，如微信，用户通常看到被推送的网页信息是以标题的形式，而不是信息完整的内容。因此标题的表达决定用户是否点击其链接并查看其内容。有吸引力的标题倾向于迎合大多数活跃在社交网络中的用户的兴趣，心理和情感，从而增加了用户对信息的选择性暴露^[29-30]以及网页的浏览量。这也是许多信息发布者更愿意创建一个更有吸引力的标题的原因。类似地，当用户点击信息标题并查看其中内容时，如果信息是有价值、有影响力的，那么用户更有可能转发该信息，使其更广泛地传播。

在 SVFR 模型中，吸引力和影响力是信息自身的属性，同一个信息在传播过程中，其吸引力和影响力在同质用户中是相同的。但社交网络中传播的信息通常具有多样性，并非所有信息都具有相同的吸引力和影响力。在模型中引入 beta 分布^[31-32]来模拟不同信息的 λ 和 θ 的分布，其分布函数为：

$$\lambda, \theta \sim \frac{1}{B(\alpha, \beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1},$$

式中： $B(\alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha+\beta)}$ ， α 和 β 是控制 beta 分

布的两个正的形状参数。Beta 分布的均值 μ 和方差 σ^2 可以通过下式计算：

$$\mu = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}, \quad \sigma^2 = \frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2(\alpha + \beta + 1)}。$$

Beta 分布具有一些很好的特性，使其能够成为对吸引力和影响力的描述：(1) 定义在区间[0, 1]，适合作为随机变量的概率描述；(2) 具有多种分布形状。通过调整形状参数 α 和 β ，可以得到 U 形分布，均匀分布，单峰分布和 J 形分布；(3) 是一概率密度函数，已被应用于模拟多种学科中随机变量的行为。

2 实验结果及分析

本节基于 SVFR 模型进行了两组实验。这两组实验分别研究了吸引力和影响力的尺度和离散度

对级联规模分布的影响。实验中，对于每个给定的 λ 和 θ 的分布，利用配置模型独立生成 100 个无标度网络，并根据 SVFR 模型在每个生成的网络上独立产生 100 个信息进行传播。每组实验的传播结果总共获得 10^4 个级联。

在第一组实验中， λ 和 θ 的方差为 0，所以对于每一对 λ 和 θ ，传播的信息具有相同的吸引力和影响力。对于每个给定的 λ 和 θ ，计算了产生的 10^4 个级联的规模，其级联规模分布如图 2 所示。图 2 从左至右每个子图的分别在 $\theta=0.1$ ， $\theta=0.2$ ， $\theta=0.3$ 下获得的；从上至下每个子图的分别在 $\lambda=0.1$ ， $\lambda=0.2$ ， $\lambda=0.3$ 下获得的；每个子图是通过 SVFR 模型在无标度网络上的 10 000 次独立实现。每个子图的横坐标表示级联规模，纵坐标表示规模的出现频率。黑色虚线为双峰分布两部分的分界线，红色虚线是对分界线左侧的拟合，其斜率在图中进行了标注。当 λ 和 θ 较小时(但不是太小，否则信息难以传播)，级联规模分布表现为幂律分布，如图 2(a)所示。随着 λ 和 θ 的增大，级联规模分布逐渐转变为双峰分布。双峰分布由两部分组成，级联规模较小部分的幂律分布和级联规模较大部分的单峰分布，这两部分可以由一分界线划分开来。图 2(b)和图 2(d)是幂律和双峰分布之间的过渡态。级联规模的分布变化表明，具有更大吸引力或影响力的信息使得信息更加广泛传播，尽管少量信息在其生产开始时就会消失。

为了进一步探究级联规模分布的特点及其变化，实验得到了 100 对 λ 和 θ 下生成的级联规模分布，并计算了级联规模分布的四个统计量，结果如图 3 所示。图 3(a)是在每一对 λ 和 θ 下的级联规模分布的均值，反映了级联规模的整体变化趋势。随着 λ 和 θ 的增大，级联规模分布的均值逐渐增大，这一现象表明了信息得到了更加有效的传播。图 3(b)展现了在每一对 λ 和 θ 下，低于分界线的级联规模数量与总的级联数量的比例。分界线将级联规模分布分成两部分。当 $\lambda=0.1$ ， $\theta=0.1$ 时，级联规模分布服从幂率分布，分界线位于级联规模的最

大值处, 所以比例为 1。随着 λ 和 θ 的增大, 这一比例逐渐减小为 0, 即低于分界线的级联规模为 0, 只剩下高于分界线的级联规模。在图 2 中, 高于分界线的级联规模有着明显的变化。为了反映高于分

界线的级联规模的变化趋势, 图 3(c) 给出了高于分界线的级联规模的均值。这一均值随着 λ 和 θ 的增大逐渐增加, 直到达到网络的最大规模 N 。

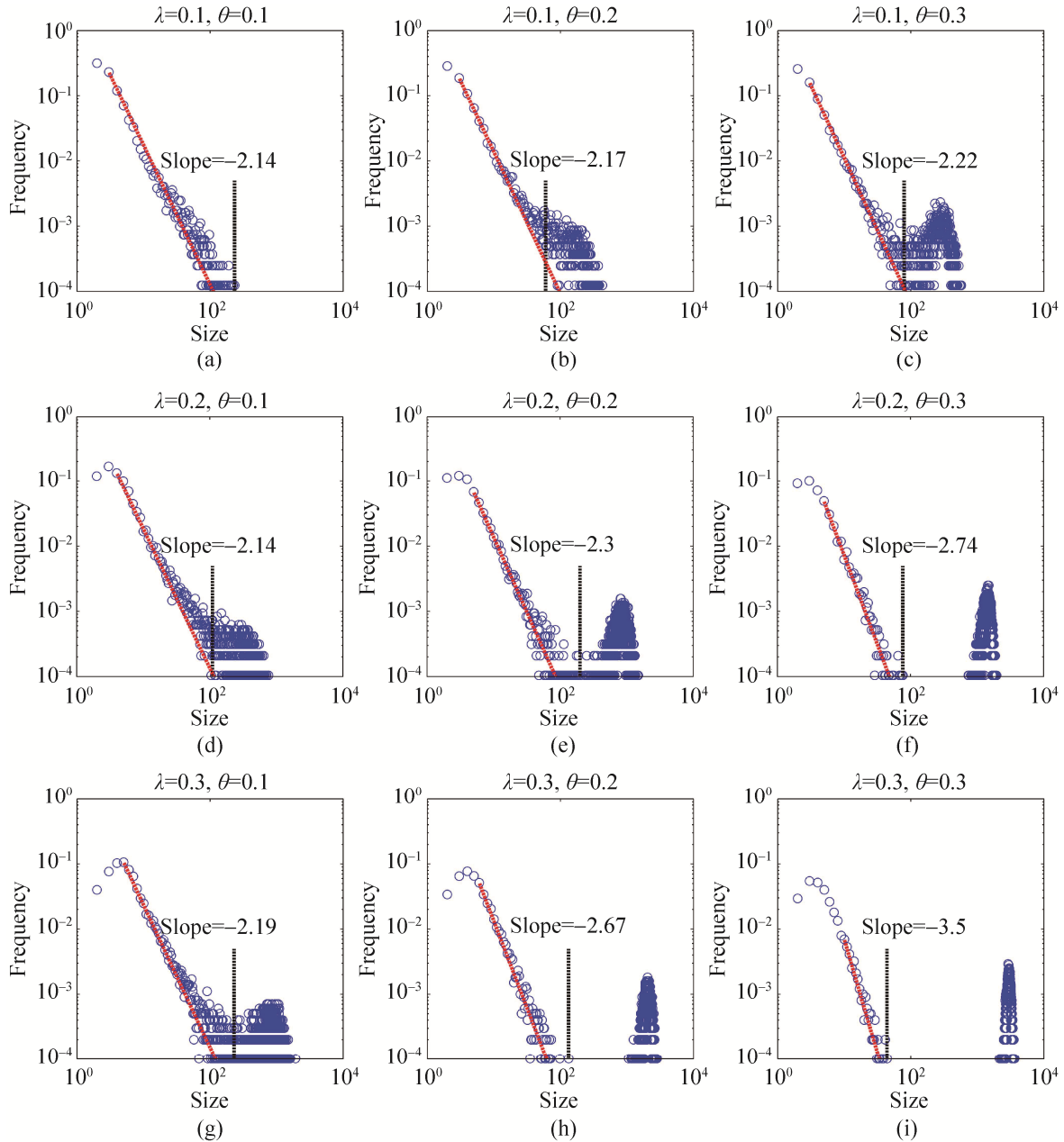


图 2 λ 和 θ 在常数情况下的级联规模分布

Fig. 2 Cascade size distribution for different constant pairs of the parameters λ and θ

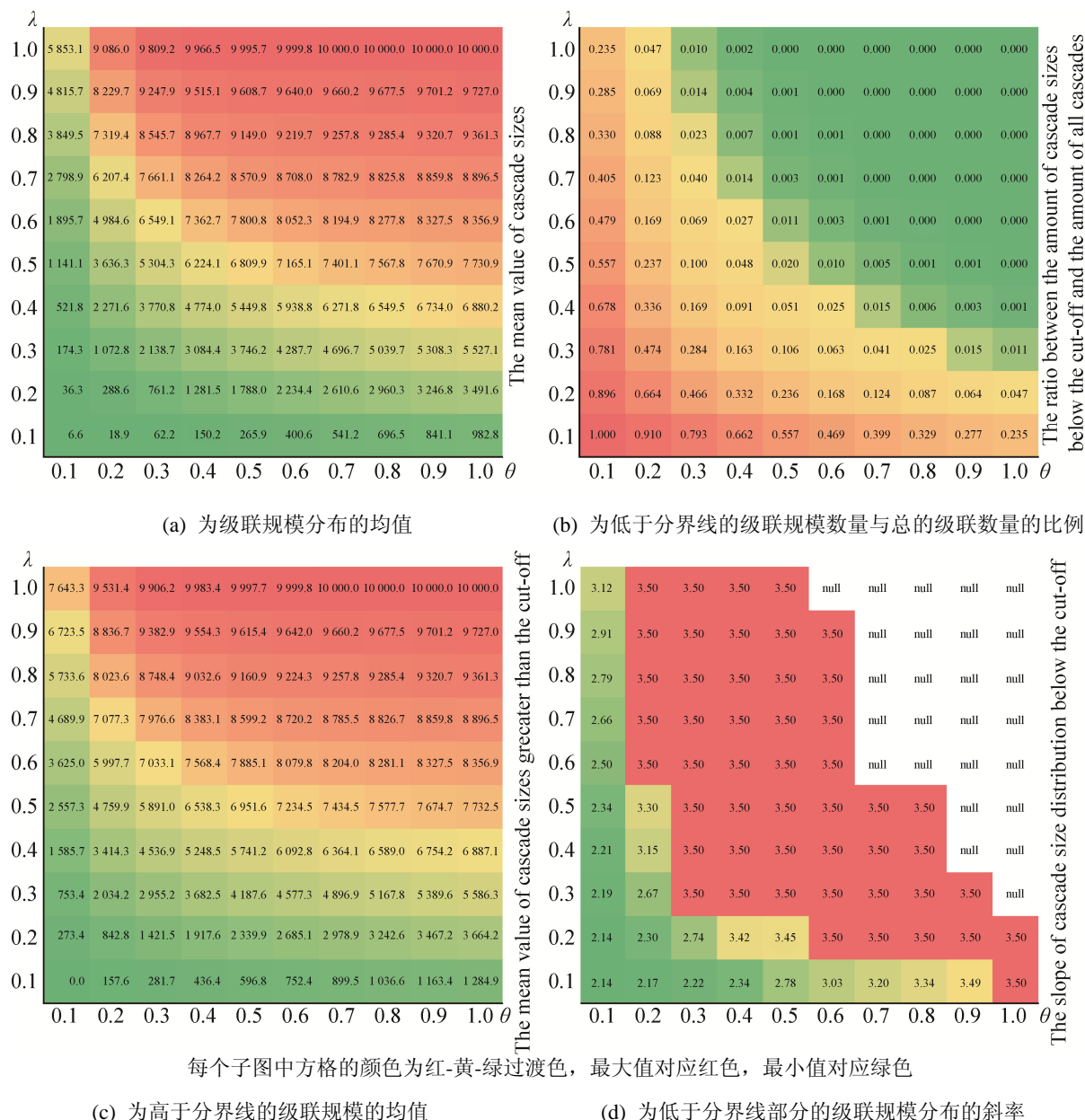


图3 100对 λ 和 θ 下的级联规模统计量.
Fig. 3 Four statistics of cascade sizes for one hundred pairs of the parameters λ and θ

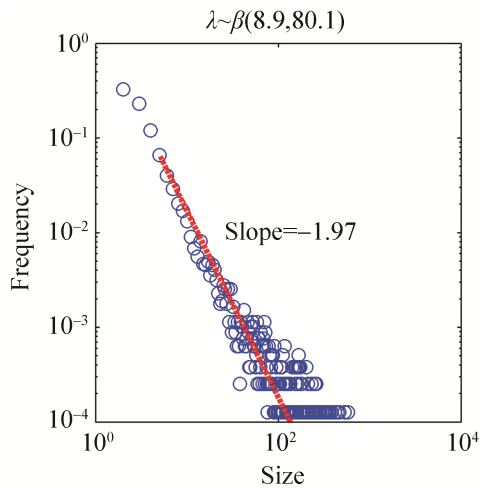
从图 3(a)(b)(c)可以总结出，任一传播参数(λ 和 θ)的增大都会导致图 3(a)和图 3(c)中统计量的增加以及图 3(b)中统计量的减少。而且当 λ 和 θ 较小时，这一变化并不明显。从图 2 和图 3(b)(c)表明当 λ 和 θ 分别从 0 至 1 的变化过程中，级联规模分布的变化经历了幂率分布，双峰分布，单峰分布，最终成为一个点(所有级联规模等于网络规模 N)。

图 3(d)为低于分界线部分的级联规模分布的斜率。利用文献[28]中的拟合方法对低于分界线部

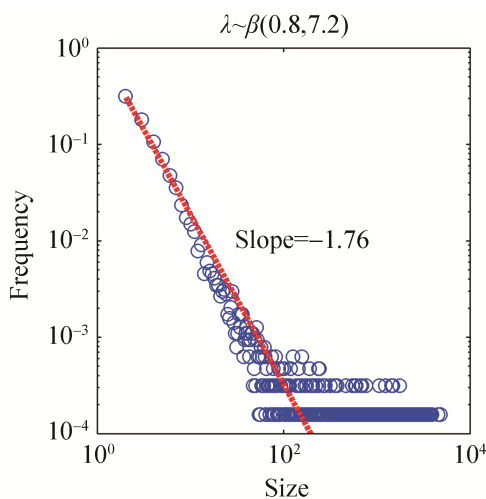
分的级联规模分布在双对数坐标系下进行了拟合，并获得了在给定参数 λ 和 θ 的级联规模分布的斜率(图中方格中的“null”表示低于分界线部分的级联规模分布不能用文献中的方法进行拟合)。从图中可以看出，拟合的最大斜率为 3.5，并且随着 λ 和 θ 的增大，级联规模分布增加到 3.5 就不再变化。

第二组实验探究了当参数 λ 和 θ 分别服从 beta 分布时的级联规模分布的变化。图 4 展现了当 λ 和 θ 其中一个参数服从 beta 分布，另一参数为常

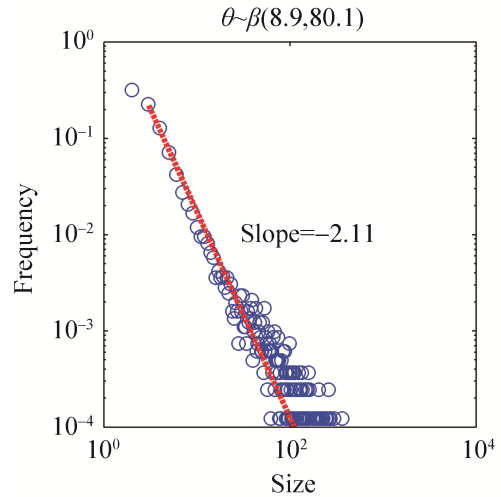
值时级联规模分布的变化。每个子图是通过 SVFR 模型在无标度网络上的 10 000 次独立实现, 每个子图的横坐标表示级联规模, 纵坐标表示规模的出现频率。红色虚线是对分界线左侧的拟合, 其斜率在图中进行了标注。从图 2 可以看出当 $\lambda = 0.1$, $\theta = 0.1$ 时级联规模分布服从幂率分布。(a)与(b), (c)与(d)之间的差别在于其方差不同。图 4 表明了 λ 和 θ 的离散度对级联规模分布的尾部有着明显的影响。与图 2(a)相比, 当 λ 和 θ 的方差增大时, 幂率分布的尾部会变长, 而且级联规模分布斜率的增大。从而解释了现实中级联规模分布的重尾现象。



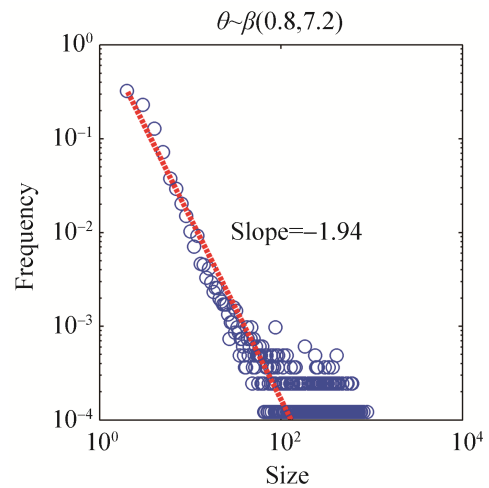
(a) 是在 $\lambda \sim \beta(8.9, 80.1)$, $\theta = 0.1$ 下获得的, λ 的均值为 0.1, 方差为 0.001



(b) 是在 $\lambda \sim \beta(0.8, 7.2)$, $\theta = 0.1$ 下获得的, λ 的均值为 0.1, 方差为 0.01



(c) 是在 $\lambda \sim \beta(8.9, 80.1)$, $\lambda = 0.1$ 下获得的, θ 的均值为 0.1, 方差为 0.001



(d) 是在 $\lambda \sim \beta(0.8, 7.2)$, $\lambda = 0.1$ 下获得的, θ 的均值为 0.1, 方差为 0.01

图 4 在 λ 和 θ 服从 beta 分布下的级联规模分布
Fig. 4 Cascade size distribution under λ and θ obeying beta distribution

3 结论

本文基于 SVFR 模型采用仿真的方法研究了信息吸引力和影响力对级联规模分布的影响。通过 beta 分布描述了信息吸引力和影响力的多样性。实验结果定量地揭示了级联规模幂律分布的因果关系, 阐明了信息吸引力和影响力对社交网络中流行度分布的影响。

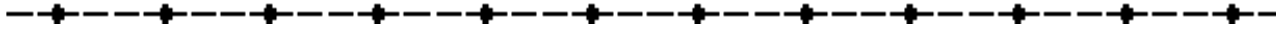
级联规模分布是社交网络中关键的特征, 揭示了社交网络中信息传播的流行度的分布。大量研究

通过对信息传播的过程进行建模和与仿真,本文试图揭示级联规模分布产生的原因。信息的吸引力和影响力对级联规模分布有重要影响。进一步,用户的异质性以及社交网络的动态性是影响信息传播的重要因素^[24],考虑更详细的影响因素将更准确地复现社交网络中信息传播的过程。

参考文献:

- [1] Boyd D M, Ellison N B. Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship[J]. *Journal of Computer-mediated Communication* (S0360-8581), 2010, 13(1): 210-230.
- [2] Zhao Laijun, Cui Hongxin, Qiu Xiaoyan, et al. SIR rumor spreading model in the new media age[J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications* (S0378-4371), 2013, 392(4): 995-1003.
- [3] Kietzmann J H, Hermkens K, Mccarthy I P, et al. Social media? Get serious! Understanding the functional building blocks of social media[J]. *Business Horizons* (S0007-6813), 2011, 54(3): 241-251.
- [4] Wasserman S, Faust K. Social network analysis: Methods and applications[J]. *Contemporary Sociology* (S0094-0496), 1994, 91(435): 219-220.
- [5] Guille A. Information diffusion in online social networks[C]// *Sigmod/pods Ph.d. Symposium*. USA: ACM, 2013: 31-36.
- [6] Liu L, Qu B, Chen B, et al. Modeling of information diffusion on social networks with applications to WeChat[J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications* (S0378-4371), 2018, 496: 318-329.
- [7] Goel S, Watts D J, Goldstein D G. The structure of online diffusion networks[C]// *ACM Conference on Electronic Commerce*. USA: ACM, 2012: 623-638.
- [8] Leskovec J. Patterns of cascading behavior in large blog graphs[C]// *Proc. 2007 SIAM International Conference on Data Mining, Minneapolis, Minnesota, USA*. USA: SIAM, 2007: 551-556.
- [9] Bakshy E, Hofman J M, Mason W A, et al. Everyone's an influencer: quantifying influence on twitter[C]// *ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. USA: ACM, 2011: 65-74.
- [10] Goel S, Anderson A, Hofman J, et al. The structural virality of online diffusion[J]. *Management Science* (S0025-1909), 2016, 62(1): 180-196.
- [11] Baños R A, Borge-Holthoefer J, Moreno Y. The role of hidden influentials in the diffusion of online information cascades[J]. *Epj Data Science* (S2193-1127), 2013, 2(1): 6.
- [12] Taxisidou I, Fischer P M. Online analysis of information diffusion in twitter[C]// *International Conference on World Wide Web*. USA: ACM, 2014: 1313-1318.
- [13] Cha M, Mislove A, Adams B, et al. Characterizing social cascades in flickr [C]// *The Workshop on Online Social Networks*. USA: ACM, 2008: 13-18.
- [14] Cha M, Mislove A, Gummadi K P. A measurement-driven analysis of information propagation in the flickr social network[C]// *Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web - WWW '09*. USA: ACM, 2009: 721-730.
- [15] Ghosh R, Lerman K. A framework for quantitative analysis of cascades on networks[C]// *ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. USA: ACM, 2011: 665-674.
- [16] Anderson A, Huttenlocher D, Kleinberg J, et al. Global Diffusion via Cascading Invitations: Structure, Growth, and Homophily[C]// *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web, Italy: WWW, 2015*: 66-76.
- [17] Bao P, Shen H W, Chen W, et al. Cumulative Effect in Information Diffusion: Empirical Study on a Microblogging Network[J]. *Plos One* (S1932-6203), 2013, 8(10): e76027.
- [18] Watts D J. A simple model of global cascades on random networks[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* (S0027-8424), 2002, 99(9): 5766-5771.
- [19] Feng L, Hu Y, Li B, et al. Competing for Attention in Social Media under Information Overload Conditions[J]. *Plos One* (S1932-6203), 2015, 10(7): e0126090.
- [20] Hethcote H W. The Mathematics of Infectious Diseases[J]. *Siam Review* (S0036-1445), 2000, 42(4): 599-653.
- [21] Pastoratorras R, Vespignani A. Epidemic spreading in scale-free networks [J]. *Physical Review Letters* (S0031-9007), 2001, 86(14): 3200-3203.
- [22] Newman M E J. Spread of epidemic disease on networks[J]. *Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics* (S1539-3755), 2002, 66(1/2): 016128.
- [23] Liu C, Zhang Z K. Information spreading on dynamic social networks[J]. *Communications in Nonlinear Science & Numerical Simulation* (S1007-5704), 2014, 19(4): 896-904.

- [24] Mcconkey K R, Brockelman W Y. Nonredundancy in the dispersal network of a generalist tropical forest tree[J]. *Ecology* (S0012-9658), 2011, 92(7):1492-1502.
- [25] Barabasi A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. *Science* (S0036-8075), 1999, 286(5439): 509-512.
- [26] Newman M. Power laws, Pareto distributions and Zipf's law[J]. *Contemporary Physics* (S0010-7514), 2005, 46(5): 323-351.
- [27] Wu F, Huberman B A. Novelty and Collective Attention[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* (S0027-8424), 2007, 104(45): 17599-17601.
- [28] Clauset A, Shalizi C R, Newman M E J. Power-Law Distributions in Empirical Data[J]. *Siam Review* (S0036-1445), 2009, 51(4): 661-703.
- [29] Frey D. Recent Research on Selective Exposure to Information[J]. *Advances in Experimental Social Psychology* (S0065-2601), 1986, 19(1): 41-80.
- [30] Hart W, Albarracín D, Eagly A H, et al. Feeling validated versus being correct: a meta-analysis of selective exposure to information[J]. *Psychological Bulletin* (S0033-2909), 2009, 135(4): 555-588.
- [31] Rahman S, Khallat M A, Salameh Z M. Characterization of insolation data for use in photovoltaic system analysis models[J]. *Energy* (S0360-5442), 1988, 13(1): 63-72.
- [32] Graham V A, Kgt H. A method to generate synthetic hourly solar radiation globally[J]. *Solar Energy* (S0038-092X), 1990, 44(6): 333-341.



(上接第 3623 页)

- [36] Doré B, Ort L, Braverman O, et al. Sadness shifts to anxiety over time and distance from the national tragedy in Newtown, Connecticut[J]. *Psychological science* (S0956-7976), 2015, 26(4): 363-373.
- [37] 赵晓航. 基于情感分析与主题分析的“后微博”时代突发事件政府信息公开研究——以新浪微博“天津爆炸”话题为例[J]. *图书情报工作*, 2016, 60(20): 104-111.
Zhao Xiaohang. The Study on Government News Release in the Era of Post-microblog Based on Sentiment Analysis and Subject Analysis: A Case Study of the “Tianjin Explosion” on Sina Microblog[J]. *Library and Information Service*, 2016, 60(20): 104-111.
- [38] 艾川, 陈彬, 刘亮, 等. 面向网络舆情仿真的人物智能体建模 [J]. *系统仿真学报*, 2017, 29(9): 2221-2226.
Ai Chuan, Chen Bin, Liu Liang, et al. Agent Modeling of Web Users Orientating Simulation of Internet Public Opinion[J]. *Journal of System Simulation* (S1004-731X), 2017, 29(9): 2221-2226.