

基于复杂系统仿真的微博客虚假信息扩散模型研究

王树义,刁海伦

(天津师范大学 管理学院,天津 300387)

摘要: 虚假信息在微博客平台的扩散会比以往带来更为严重的后果。微博客信息甄别的相关研究受限于道德风险等因素,研究者无法采用现实世界的实验方法来验证其解决方案的有效性。本研究尝试引入基于多主体建模的计算机仿真方法建立模型,从而在规避道德风险的基础上,为本领域的研究建立一个符合真实世界场景的研究基础。

关键词: 微博客;虚假信息;复杂系统仿真;信息扩散

中图分类号: G250.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-7634(2014)11-133-06

Research on Complex Adaptive System Modeling of Fake Information Filtering on Micro-blog Networks

WANG Shu-yi, DIAO Hai-lun

(School of Management, Tianjin Normal University, Tianjin 300387, China)

Abstract: In this study, an attempt has been made to introduce complex adaptive system simulation method to establish micro-blog fake information spreading model. The model needs to meet the real-world scenario, establish a research base for follow-up studies and avoid moral hazard. An improvement of the BA scale-free network algorithm has been realized to characterize the fractal hierarchy of real micro-blog social network. This model includes a user model, which utilizes two probabilities of believing and transmitting based on Gauss distribution, to implement the simulation of fake-information spreading logic. With visual presentations of users' trust and cover rates of fake information by multiple simulations on NetLogo platform, a surging effect of fake information spreading has been discovered and the rate of trust and rate of coverage both obey a non-linear curve as the believing chance increases, but further differ when transmitting chance grows. This model provides a foundation for later researches, performance and experiment strategy optimization will further reveal more underlying details and countermeasures of fake information.

Key words: micro-blog; fake information; complex adaptive system simulation; information filtering

1 引言

以 Twitter 和新浪微博等为代表的各类微博客平台具有庞大的用户群体和用户活跃程度。自 2010 年起,美国国会图书馆便全面收录 Twitter 数据

作为重要的数字化档案进行保存,至 2013 年初收录的数据已超过 133TB,而且平均每天以 4 亿条的速度激增^[1]。

特别是近年来,大数据的研究方兴未艾,将愈发影响人们的工作、生活乃至机构与政府的重大决策。快速积累的微博客数据成为大数据研究与应

收稿日期:2014-01-04

基金项目:教育部人文社会科学研究青年基金项目(12YJC870025);天津市高等学校人文社会科学研究项目(20112148)

作者简介:王树义(1982-),男,天津人,讲师,博士,主要从事信息管理与信息系统、企业竞争情报研究。

用的重要组成部分。有学者通过对 Twitter 数据进行情感分析,对影院票房^[2]、股市指数^[3-4]等经济指标进行了准确率很高的预测。微博客数据的质量,尤其是其表述事实的真实性程度变得日渐重要,否则基于其上的一切数据分析便会失去意义。但令人遗憾的是,微博客早已成为公认的虚假信息扩散平台^[5],以这些不真实数据为基础进行的各种分析都将成为无用功。

不仅如此,微博客平台的虚假信息扩散还会令社会秩序和人们的正常生活环境遭到破坏。例如日本海啸之后,在微博上广为流传的“吃碘盐可以防辐射”便造成了中国许多城市的抢盐风潮^[6]。

学术界对于互联网虚假信息扩散的研究由来已久,但是目前微博客环境下的虚假信息扩散依然没有因这些研究成果的应用而受到有效遏制。究其原因,目前学术界和业界提出的微博客虚假信息甄别与防控对策多流于“纸上谈兵”。微博客平台提供商需要研究者提供新方法实证检验的依据,否则不可能轻易采纳;但是未被采纳过的方法又不可能有机会被实践证实有效。

通过文献梳理,我们发现实验方法不适用于微博客信息可信度甄别的研究。而单纯的理论推导方式又无法反映虚假信息扩散的各参与者主体的复杂性与相互关联。

在其他社会科学领域,类似困境的解决途径往往是采用复杂系统仿真方法(Complex Adaptive System Simulation, CAS)的方法^[7]。本文的研究目的即使用这一方法建立微博客虚假信息扩散仿真模型(Micro-blog Fake Information Spread Model, MFISM),以便为微博客等大规模社交媒体虚假信息扩散的研究提供新的模型与研究手段。具体而言,本研究主要探讨以下问题:

1. 微博客虚假信息扩散模型的基本要素与流程有哪些?
2. 如何设计与实现微博客虚假信息扩散模型?
3. 仿真模型能否准确刻画真实世界的情况?

2 文献回顾

互联网的发展催生了一系列新的传播媒介,从电子邮件和论坛到以微博客和社交网络代表的社交媒体。传播媒介的不同导致了传播特性的差异,许多在 Web 1.0 时代行之有效的网络虚假信息应对策略(如追踪邮件发送源头、删帖等)在微博这样的

无尺度复杂网络上却无法获得预期的效果^[8]。目前研究者大多只提出了诸如“监管部门适度引导”、“提高防范意识”、“增加信息的透明度”等呼吁式的应对方法^[9-11]。

大多数研究者受到研究方法的局限。根据我们目前掌握的资料,网络虚假信息扩散问题的研究多采用理论分析方式,实证方法应用相对较少。国内为数不多的网络虚假信息扩散实验要么规模太小(有的实验参与者甚至只有个位数),无法反映现实世界网络虚假信息扩散的规模特征;要么可控性差,在实验中已有虚假信息流出实验室,可能造成不良社会影响,从而触及研究的道德底线^[12]。实验法并不适用于研究微博客这样的大规模社交媒体上虚假信息的扩散。

由于受到微博客代表的无尺度网络所具有的小世界特性等吸引,有的学者专注于微博客这一复杂网络上虚假信息扩散数学模型的研究^[13-15]。但是正如 Kazumi Saito 和 Masahiro Kimura 指出的,以微博客为代表的新型社交网络研究中数学模型选择是个十分具有挑战性的工作^[16]。虽然目前已有该方向上的若干成果^[17-18],但是研究者同样也发现了在微博客为代表的社交媒体上,虚假信息的扩散是异常迅速的^[19-20]。当虚假信息扩散的明显特性趋势形成之时,其影响已然甚嚣尘上。国内也已有学者对社交媒体虚假信息扩散进行了数学建模,并且采用 Matlab 进行了仿真。但是由于在其模型中,没有能够充分体现出用户个体之间的偏好等差异,特别是没有反映出不同拓扑结构对于仿真结果的影响,因而只能得出较为笼统的对策与建议^[21]。田占伟等人的研究利用真实世界数据采集的方法对新浪微博进行实证分析,其研究结果不仅揭示了信息在微博客平台的传播效率高于其他社会网络,同时发现了节点在信息扩散中作用差异很大,易于形成意见领袖。因此在建立模型时,必须考虑用户之间的特性与偏好区别^[22]。

根据对上述国内外相关文献梳理的结果,我们拟提出基于 CAS 仿真的微博客虚假信息扩散模型。根据我们掌握的资料,目前同类研究要么只是专注于网络虚假信息扩散的复杂网络结构,而没有在仿真中体现参与主体的偏好与行为特性^[23];要么就是在复杂智能体模型初步构造完成后浅尝辄止,不仅没有对参数的设定进行合理化调整,更没有进一步研究对虚假信息的甄别与防控方法^[24]。因而,本研究具有较高的必要性。

3 模型分析

本研究以普遍的微博客发布与转发规则为原型,对微博中虚假信息的扩散过程进行分析与建模。

每个微博客用户可以收听其他用户的微博,也可以被其他人收听。用户既可以评论也可以转发微博。当某个用户发布的信息被证实为虚假的时候,大部分收听者并不会立即取消关注,而是继续观察,保持收听关系。因此本研究中的模型采用静态的网络拓扑结构。

微博客网络是由用户节点和用户间的收听关系组成的有向图。微博的传播具有自反性、反对称性与传递性等性质。而在现实生活中,存在着很多不同偏好的用户。为了避免基础模型过度复杂,本研究暂时只考虑节点间的双向连接。

本研究中的微博客虚假信息扩散模型(MFISM)模型中以节点表示用户。用户有3种不同状态,即received(已接收到该微博,记为R),believed(已相信该微博,记为B)和transmitted(已转发该微博,记为T),并且这些状态具备递进逻辑关联,即:

$$B \rightarrow R, T \rightarrow B.$$

本研究以单次微博客信息的扩散过程作为研究对象,假设用户不具备对虚假信息的免疫功能,只能通过自己的判断决定是否延续该信息的传播。

不同微博客用户对微博客信息可信度的甄别能力有着显著区别。因此每个用户节点都含有属性“相信概率”(believe-chance, 记为 BC), 即每次接收到微博, 依照该概率判断是否相信它, 该属性取值区间是 $[0, 1]$, 值越大表明用户对于微博客信息相信的概率越大。另外, 根据信息级联效应, 从多消息渠道获取相同的信息可以交互印证, 因此这一概率随着邻接节点转发数量的增高而相应提高。值得注意的是, 有的用户并不喜欢主动转发信息。即便他们相信了某一微博客的内容, 也不会转发。因此, 用户还应具有属性“转发概率”(transmit-chance, 记为 TC), 即在相信某一微博的情况下对其进行转发的可能性, 此属性取值区间也是 $[0, 1]$, 值越大代表着该用户越可能转发自己相信的微博客内容。

统计规律表明,智商等决定判断力的因素满足

正态分布,而个性等决定转发欲望的因素也满足正态分布。因此,本模型中我们将用户的相信概率和转发概率设为符合正态分布的随机变量,并使用随机数生成器对用户的这两个属性进行初始化。

在 MFISM 模型中,用户在每次收到邻接节点转发的信息时进行判断。如果不相信则保持状态不变。但是会对接收到信息数量进行计数。用户再次接收相同信息则会以新的 believe-chance 取值进行随机博弈判断。如果用户相信该信息,再以 transmit-chance 进行随机博弈,以决定是否进行转发。当模型运行到规定时间长度,或者状态达到均衡,则仿真进程结束。具体流程如图 1 所示。

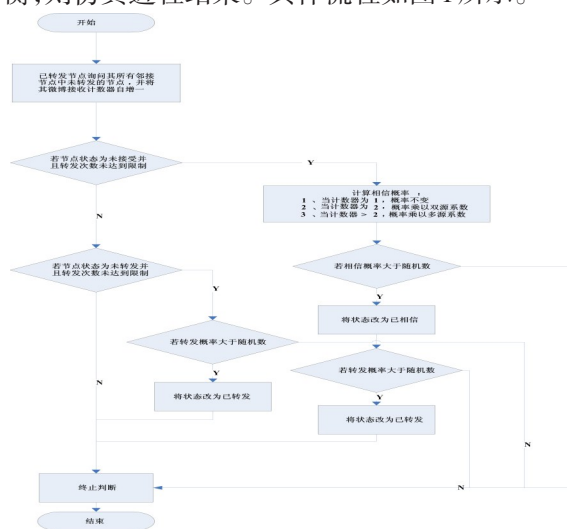


图 1 微博客用户个体对信息真实度判断流程图

4 模型设计

本研究采用 NetLogo 作为仿真平台的实现环境。NetLogo 是由美国西北大学网络学习和计算机建模中心(CCL)的 Uri Wilensky 等学者开发的一款基于 Java 编程语言实现的计算机建模和仿真软件包,是对自然和社会现象进行仿真的可编程建模环境^[25]。该仿真工具现有的模型库涉及自然和社会科学的多个领域,涵盖生物、医学、物理、化学、数学和计算机科学等自然科学领域,以及经济学和社会心理学等社会科学领域。



图 2 仿真系统的控制面板

NetLogo 中的每个主体都是一个可视化且具有

自我行为的执行者。通过众多主体相互沟通,模型从整体上形成一个得以运转的复杂系统。NetLogo将现实生活中的时间离散化为单个时间片。每个接收到新信息的用户都必须在该时间段内完成一次判断,以决定状态是否发生变化。

我们采用了SIR网络病毒传播模型作为基础进行设计,并依照微博客虚假信息扩散与病毒传播的差别进行了大幅度的修改^[26]。

研究者可以在仿真工具控制面板上调节仿真的各项参数。图2所示的样例中我们设定了节点数量为1000个,节点间平均连接度数为6,最初虚假信息源的个数为3个。节点相信概率的初始均值设定为了0.25,相信某条信息后转发的概率设定在了0.5。节点接到2个不同信息来源的同一信息后,相信概率增长为原先的1.5倍;而当节点接到3个以上信息源传来同一信息后,相信的概率增长为初始值的3倍。为了让不同节点有不同的初始值,我们设定节点相信概率和转发概率都服从标准差为0.2的正态分布。

节点的不同状态分别用四种不同颜色来标识。其中绿色代表未接收到微博客虚假信息;蓝色代表已接收到但未相信;黄色代表已相信但并未转发;红色代表已转发该信息。

当研究者设定如图2所示的参数之后,NetLogo即可生成如图3所示的初始网络状态图。其中只有3个红色节点,为最初的虚假信息来源。其余节点都处于尚未接收到信息的状态,因此都是绿色。

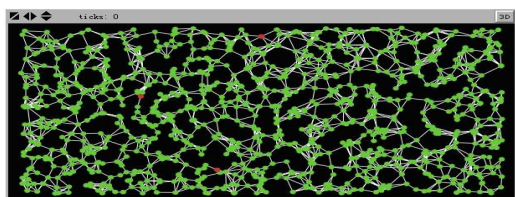


图3 MFISM模型的初始化网络

5 仿真结果分析

每一次运行NetLogo执行此仿真模型,我们都可以得到如图4所示的仿真执行结果图。图4中,我们可以看到大部分的节点都保持了绿色,即微博客虚假信息根本就没有传递到这些节点。位于图4右上方的节点影响了多个周围节点,其中有4个节点相信了该信息,但是都未作转发,因而信息在此停止扩散。位于图左侧中部的两个虚假信息源头距离较近,因而它们共同作用形成了一个相对较大

的虚假信息覆盖子网络。这一网络的边缘大部分都是接收但并未转发信息的节点。这说明当BC值较低的情况下,更多的节点是因为不相信虚假信息而使得扩散发生了终止。

图5描述了另外一种完全不同的情况。我们保持了原微博网络的拓扑结构和其他全部参数不变,只是调整了BC到0.75,这是一个比较大的概率取值,即节点更有可能相信虚假信息。由图5我们可以看到,网络中大多数的节点都接收到了虚假信息(除绿色以外),并且其中绝大多数节点都已相信(除蓝色外),且相信的节点中,大多数选择了转发(红色)。

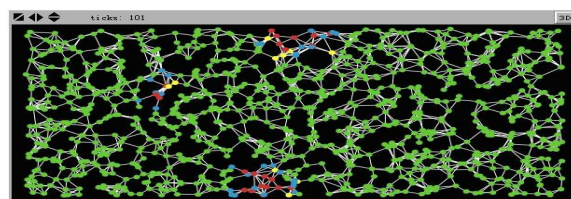


图4 TC为0.5,BC为0.25时的仿真结果图

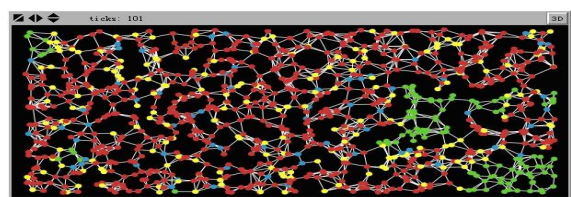


图5 TC为0.5,BC为0.75时的仿真结果图

对比图4和图5,我们可以看到当其他参数一致的时候,BC取值变化对于仿真结果有着非常显著的影响。但这只是个例。进一步地,我们利用NetLogo提供的随机种子变化方法对于相同的网络规模与拓扑结构,改变其中的参数进行了多轮仿真循环,以说明不同参数对仿真结果的影响。

我们将TC分别进行3种不同取值,分别为0.2(较小),0.5(中等)和0.8(较高),锁定TC之后,我们令BC从0到1以0.05为间隔进行变化,测量仿真结果。其中对于每个BC取值,我们选用的不同的随机种子进行50次仿真,然后采用均值作为结果数据。节点数N设定为1000,平均度数为6,初始虚假信息来源数量为3个。

TC取值为0.2时,运行结果列于表1中。此处定义覆盖率 P_{cover} 为接收到虚假信息的节点与节点总数比例,即:
$$P_{cover} = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{N}$$

其中 X_1 对应模型中的蓝色节点数量均值, X_2 对应模型中的黄色节点数量均值, X_3 对应模型中的红色节点数量均值。三者相加即为所有接收到虚假信息的节点数。

类似地,定义相信率 P_{trust} 为相信虚假信息的节点与总节点数比例,即: $P_{\text{trust}} = \frac{X_2 + X_3}{N}$ 。

从表1中,我们可以发现,当设定了比较低的转发率($TC=0.2$)时,即便每个节点都会轻信虚假信息(BC 取值为1),覆盖率(0.13316)和相信率(0.13124)也会低于15%。这说明了如果用户不对无法辨别真伪的信息进行转发,虚假信息并不会太大的生存空间。

表1 TC 为 0.2, BC 从 0 到 1 (精度 0.05) 的运行结果数据均值

BC 均值	蓝色节点数 X_1	黄色节点数 X_2	红色节点数 X_3	覆盖率 P_{cover}	相信率 P_{trust}
0	19.9	4.76	5.4	0.03006	0.01016
0.05	20.2	5.64	6.08	0.03192	0.01172
0.1	20.08	6.14	5.98	0.0322	0.01212
0.15	19.8	7.42	6.86	0.03408	0.01428
0.2	19.9	8.88	7.66	0.03644	0.01654
0.25	18.22	10.44	8.36	0.03702	0.0188
0.3	18.14	13.04	10.28	0.04146	0.02332
0.35	18.28	15.46	11.1	0.04484	0.02656
0.4	18.98	20.46	15.88	0.05532	0.03634
0.45	16.5	22.64	15.68	0.05482	0.03832
0.5	16.12	28.08	20.52	0.06472	0.0486
0.55	14.56	32.94	23.7	0.0712	0.05664
0.6	13.62	39.38	27.84	0.08084	0.06722
0.65	13.06	47.52	34.12	0.0947	0.08164
0.7	10.54	52.94	38.36	0.10184	0.0913
0.75	8.02	50.82	34.04	0.09288	0.08486
0.8	7.48	60.3	45.1	0.11288	0.1054
0.85	6.36	71.56	53.94	0.13186	0.1255
0.9	4.96	83.36	66.12	0.15444	0.14948
0.95	3.42	75.72	55.94	0.13508	0.13166
1	1.92	75.56	55.68	0.13316	0.13124

覆盖率 P_{cover} 和相信率 P_{trust} 相对于 BC 变化取值的曲线如图6所示。可以看到,二者的总体趋势是随着 BC 的增长都有提高。但是其变化趋势并非单增曲线。这确实不合乎人们的常规认知,但是由于每一次仿真都重新生成了不同的拓扑结构,因此有可能某些拓扑结构的特殊性会对结果造成较大的影响。另外随机种子的取值对结果也有一定影响。

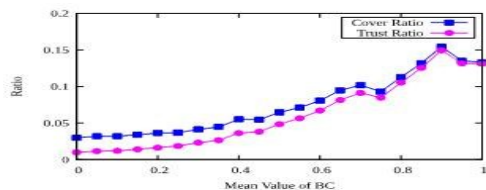


图6 TC 为 0.2 时,覆盖率和相信率对应不同 BC 的变化曲线图

TC 取值为 0.5 和 0.8 时的情况如图7和图8所示。图7展示了当转发率达到中等取值的时候($TC=0.5$), P_{cover} 和 P_{trust} 可能达到的范围获得了显著提升。图7中曲线的拐点分别出现在 BC 均值取值为 0.45 和 0.75 处,这一范围内 P_{cover} 和 P_{trust} 呈现指数增长

形态,之后增长又变得和缓。即当用户对于相信的信息转发偏好一般的时候,半信半疑的态度便可以推动虚假信息覆盖超过总节点数 60% 的范围。

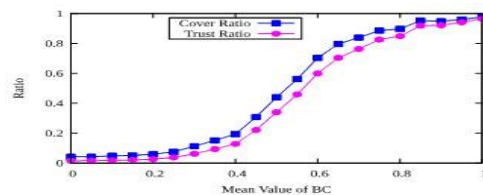


图7 TC 为 0.5 时,覆盖率和相信率对应不同 BC 的变化曲线图

如果人们相信了一条微博中包含的信息后进行转发的概率较大($TC=0.8$)的话,那么即便相信虚假信息的概率只有 0.4,该信息依然可以覆盖超过 80% 的微博客网络节点,如图8所示。而当用户只是对该信息半信半疑($BC=0.5$)的时候,该信息便覆盖了几近 100% 的网络节点,相信该信息的节点数量会超过 80%。显然,微博客用户群体的相互作用构成了一个复杂的社会网络,用户群体的行为模式无法单独依靠用户个体的行为来描述(即形成了“涌现”效应)。

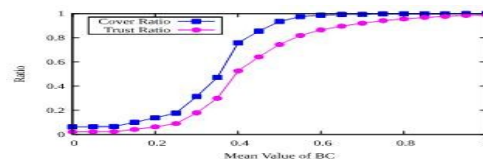


图8 TC 为 0.8 时,覆盖率和相信率对应不同 BC 的变化曲线图

对比图6、图7和图8,我们可以发现 MFISM 模型对于 TC 和 BC 等初始参数的差异具有良好的敏感度,而并不依赖初始虚假信息来源节点的连接度数与中心度。这一结果符合我们对该模型的预期。

6 结 论

本研究利用仿真软件 NetLogo 建立了微博客虚假信息扩散模型 MFISM。仿真模型的优势在于基于 CAS 的仿真模型能够模拟每个用户的微观行为,而模型总体可以自发地涌现出贴近真实的复杂网络效果。这使得我们可以模拟真实世界的微博客虚假信息扩散,同时避免实验法可能带来的违背科研道德问题。

仿真数据分析结果表明,微博用户的相信概率和转发概率对虚假信息的传播速度有着决定性的作用。传播过程中,用户相信概率越高,则传播范围越广;用户愿意转发的概率越高,则虚假信息的

传播速度越快,发现并及时控制的难度越大。应针对经常转发虚假信息用户加强监管力度。本研究结果的意义在于,在后续研究中提出某种虚假信息控制方法并在此仿真平台上验证有效时,可以令研究者、社交媒体运营商和监管机构都能有较强的信心将其推广到实际平台,以取得预期的收效。

目前的模型主要的局限性在于网络的规模相对于实际微博客网络数量级偏低。这是由于目前模型参数的设定尚在探讨与摸索阶段,而大规模网络的采用过度消耗仿真时间资源,不适用于多轮次仿真。在今后的研究中,我们会逐步解决上述问题。提高网络节点数量规模到更高层级,采用更好的硬件设备和运行环境,在可承受时间范围内遍历行为空间,获得多维分析结果,从而为微博客信息甄别研究提供更为符合真实世界情况的模型基础。

参考文献

- Gross D. Library of Congress digs into 170 billion tweets - CNN.com[EB/OL]. <http://edition.cnn.com/2013/01/07/tech/social-media/library-congress-twitter>, 2013-02-28.
- Oghina A, Breuss M, Tsagkias M, et al. Predicting IMDb movie ratings using social media[J]. *Advances in Information Retrieval*, 2012,(7): 503-507.
- Bollen J, Mao H, Zeng X. Twitter mood predicts the stock market[J]. *Journal of Computational Science*, 2011, 2(1): 1-8.
- Zhang X, Fuehres H, Gloor P A. Predicting Stock Market Indicators Through Twitter "I hope it is not as bad as I fear"[J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2011, (26): 55-62.
- Doerr B, Fouz M, Friedrich T. Experimental Analysis of Rumor Spreading in Social Networks[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2012,(7):159-173.
- ZHANG X. Internet Rumors and Intercultural Ethics--A Case Study of Panic-stricken Rush for Salt in China and Iodine Pill in America After Japanese Earthquake and Tsunami[J]. *Studies in Literature and Language*, 2012, 4(2): 13-16.
- Gilbert N, Troitzsch K. Simulation for the social scientist[M]. USA:Open university press, 2005:130-133.
- 郭小安, 王国华. 谣言定性与定量的再思考[J]. *情报杂志*, 2012, (10): 59-64.
- 巢乃鹏, 黄 嫔. 网络传播中的“谣言”现象研究[J]. *情报理论与实践*, 2004, (6): 586-589.
- 陈 强, 方付建, 徐晓林. 网络谣言扩散动力及消解——以地震谣言为例[J]. *图书情报工作*, 2010, (22): 29-33.
- 任一奇, 王雅蕾, 王国华, 等. 微博谣言的演化机理研究[J]. *情报杂志*, 2012, (5): 50-54.
- 周裕琼. 当代中国社会的网络谣言研究[M]. 北京:商务印书馆, 2012:1-227.
- Chierichetti F, Lattanzi S, Panconesi A. Rumor Spreading in Social Networks[J]. *Theoretical Computer Science*, 2011, 412(24):2602-2610.
- Gupta S, Slawski B, Xin D, et al. The Twitter Rumor Network: Subject and Sentiment Cascades in a Massive Online Social Network[EB/OL]. <http://courses.cms.caltech.edu/cs145/2011/twitter.pdf>, 2011-07-23.
- Tripathy R M, Bagchi A, Mehta S. A study of rumor control strategies on social networks [C]. *Proceedings of the 19th ACM international conference on Information and knowledge management (CIKM '10)*. Toronto, Canada:ACM, 2010: 1817-1820.
- Saito K, Kimura M, Ohara K, et al. Selecting Information Diffusion Models over Social Networks for Behavioral Analysis: Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases [C]. Barcelona, Spain:Springer, 2010:180-195.
- Barabási A, Albert R. Statistical mechanics of complex networks[J]. *REVIEWS OF MODERN PHYSICS*, 2002, 74(1): 47-97.
- Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. *Science*, 1999, 286(5439): 509-512.
- Doerr B, Fouz M, Friedrich T. Social networks spread rumors in sublogarithmic time: Proceedings of the 43rd annual ACM symposium on Theory of computing [C]. USA:ACM, 2011.
- Fountoulakis N, Panagiotou K, Sauerwald T. Ultra-fast rumor spreading in social networks: Proceedings of the Twenty-Third Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms [C]. USA:SIAM, 2012: 1642 - 1660.
- 兰月新. 突发事件网络谣言传播规律模型研究[J]. *图书情报工作*, 2012, (14): 57-61.
- 田占伟, 隋 珏. 基于复杂网络理论的微博信息传播实证分析[J]. *图书情报工作*, 2012, (8): 42-46.
- 许晓东, 肖银涛, 朱士瑞. 微博社区的谣言传播仿真研究[J]. *计算机工程*, 2011, (10): 272-274.
- Liu D, Chen X. Rumor Propagation in Online Social Networks Like Twitter--A Simulation Study: Multimedia Information Networking and Security (MINES), 2011 Third International Conference on [C]. Nanjing:IEEE, 2011:278-282.
- Tisue S. NetLogo: Design and implementation of a multi-agent modeling environment: In *Proceedings of Agent 2004* [C]. Chicago:Illinois, 2004.
- Stonedahl F, Wilensky U. NetLogo virus on a network model [CP/OL]. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/VirusonaNetwork>, 2008-07-11.

(责任编辑:赵红颖)