

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2018.04.012

# 在线社交网络信息有效分类传播模型研究

杨林枫, 黄贤英, 刘小洋, 刘超, 刘万平

(重庆理工大学计算机科学与工程学院, 重庆 400054)

**摘要:** 针对在线社交网络信息传播模型在事件描述中没有对其利害分类、等待时间概率下降意义模糊, 提出了一种非线性时变信息有效分类传播方法, 并在此基础上建立了事件分类的E-C模型. 首先利用动力学的网络传播模型、传播用户之间的社会网络关系与用户行为之间的联系, 其次结合任务优先级、等待时间与概率发生函数的非线性时变关系分析了在线网络信息传播模型, 最后引入N指数函数建立E-C模型. 仿真结果表明, 传播过程中等待时间概率图遵循幂律分布, 改进后的模型对有利事件与传统模型作对比, 在等待时间概率分布图中的效果有23.1%的提升; 对于有害事件, 则有21.8%的提升; 理论仿真结果与真实数据的变化趋势一致, 证明提出的E-C模型是合理有效的.

**关键词:** 非线性动力学; 在线社交网络; 网络传播模型; 等待时间概率

**中图分类号:** TN911      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0490-6756(2018)04-0727-06

## Research on the model of effective classification and propagation online social network information

YANG Lin-Feng, HUANG Xian-Ying, LIU Xiao-Yang, LIU Chao, LIU Wan-Ping

(College of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the online social network information propagation model is not classified in the event description and the latency of the waiting time is reduced, an effective method of non-linear time-varying information propagation is proposed. On this basis, the E-C model of event classification is established. Firstly, the dynamic network propagation model is used to propagate the relationship between the social network relationship and the user behavior. Then, based on the nonlinear time-varying relationship of task priority, waiting time and probability generating function, the model of online network information propagation is analyzed. And finally the N-exponential function was introduced to establish the E-C model. The simulation results show that the probability chart of waiting time obeys the power law distribution. The improved model compares the favorable event with the traditional model. The effect of the waiting time probability distribution is 23.1%, and 21.8% for the harmful event. And the theoretical simulation results are consistent with the trend of real data. The proposed E-C model is reasonable and effective.

**Keywords:** Nonlinear dynamics; Online social networks; Network propagation model; Waiting time probability

收稿日期: 2017-04-29

基金项目: 教育部人文社科青年基金(16YJC860010, 15YJC790061); 重庆市教委任务社科一般项目(17SKG144); 国家社科基金西部项目(17XXW004); 教育部人文社会科学研究专项任务项目(16JDSZ2019)

作者简介: 杨林枫(1993-), 男, 陕西山阳人, 硕士研究生, 研究方向为为在线社交网络传播模型, 计算机应用等.

通讯作者: 黄贤英. E-mail: 376985081@qq.com

## 1 引言

在互联网快速发展以及智能终端普及的当下,在线社交网络(Online Social Networks)已经变成人们获取日常生活的新闻及信息、交友娱乐等一些重要渠道<sup>[1]</sup>. 由于在线社交网络结构的复杂性、群体的大规模性以及信息产生的海量性、快速性、难以追溯等特点,在线社交网络的用户采纳与使用、内容创建、群体互动与信息传播等行为所产生的效用,深刻影响着国家信息安全、政治、经济和社会的稳定、组织的管理模式以及人们的日常工作和生活. 所以在线社交网络的研究成为当今研究热点.

本文主要针对基于人类动力学的在线网络传播模型进行研究. 国内外对此的相关研究众多. 王伟等人<sup>[1]</sup>研究了以 SIS 和 SIR 两种经典传播模型为例,介绍了利用同步和异步更新方法模拟流行病的传播过程,加深对传播动力学的认识;刘臣等人<sup>[2]</sup>分析了基于人类动力学的经典的传播模型以及不同网络上的传播阈值以及其在结构和演化方面取得的进展;Yan Q 等人<sup>[3]</sup>研究了人类动态对在线社交网络中信息传播的影响,利用新浪微博研究人类行为性质,提出一个扩展的易感染(SI)传播模型揭示了突发性的人类行为和有限的注意如何影响在线社交网络中的信息传播;Shaw S L<sup>[4]</sup>等人综述了人类动力学在移动和大数据时代中的影响;付道明<sup>[5]</sup>通过对文献分析、模式化研究和 ISM 模型方法,对泛在学习系统的知识流模型及其传播动力学机制进行了分析. 最后发现泛在学习系统中知识流传播动力机制主要由原动力、内生动力和外生动力三部分组成;Nguyen<sup>[6]</sup>本文提出了一种用于发现之间位置和个人从 WiFi 数据的日常方法,数据源为人类动力学比 GPS 更适合数据分析;楼凤丹等人<sup>[7]</sup>将时效网络与传播动力学结合,并分析未来该领域趋势;王振飞等人<sup>[8]</sup>分析用户的行为特征,提出增加传播的个体分类和完整传播途径的微博网络传播算法(MSILR)有效可行;尚明生<sup>[9]</sup>融合社会网络模型与传播动力学模型,建立了针对应急管理的集成仿真原型的概念框架并给出仿真示例;尹兰等人<sup>[10]</sup>采用 EAGLE 重叠社团发现方法在公开数据集上评测,根据 Q 函数值显示结果明显优于当前一些重叠社团发现策略,研究对 60 万条社交数据进行了分析并可视化了分析结果. 通过以上研究可以发现在网络传播当中多基于人类动力学,且传播过程服从幂律分布,但都没有考虑到

对事件进行分类的问题.

而针对在线社交网络的研究同样有许多成果. 周东浩等人<sup>[11]</sup>从多个维度提取信息传播的特征,包括节点属性特征和信息内容特征,提出一个细粒度的在线社会网络信息传播模型. 蒋丽丽等人<sup>[12]</sup>基于混合引力搜索算法 HGSA 提出了一种任务队列管理方法. 通过数学仿真,分析了队列长度、数据包大小等对在线网络能效的影响,结果证明了该方法具有较好的适应性. 董超等人<sup>[13]</sup>提出了基于信息熵理论的免疫算法来提高任务特征提取速度,改进了 Adaboost 分类方法,可以提高免疫算法在任务特征提取方面的收敛速度,并能有效地提高入侵检测率;Savage D 等人<sup>[14]</sup>运用现有的计算技术,检测在线社交网络的异常,提出在线社交网络中的异常检测是由两个子过程和网络特征的选择计算. Xiong F 等人<sup>[15]</sup>研究了一个信任感知的选民模型,当代理人常和邻居有相似意见时,他们可能会对邻居产生信任,反之亦然. 个人信任改变意见互动,结果表明,舆论在同质网络和异质网络中都呈指数混合形式变化;Fragkiadaki K 等人<sup>[16]</sup>提出了一个反复结合前后反复层非线性编码器和解码器的神经网络,用于预测人体的姿势和动作捕捉视频;Abdollahian M 等人<sup>[17]</sup>用进化博弈方法将经济系统动力学从人类发展(HD)理论与囚徒困境的空间内部社会经济交易融合起来,利用网络分析,研究了技术扩散对通信便利性的影响;Xu X 等人<sup>[18]</sup>运用数理统计和分析的方法,对微博的情感进行了研究和理解. 提出了一个新的三步提取(ntse)算法来提取有意义的微博. 实验结果显示,在中国五所高校的学生更倾向于在社交网络表达负面情绪. 相反,一些专业人员包括,演员和作家等更容易发布积极的微博. 以上在线网络传播相关研究,以及对微博网络情感分析、网络扩散程度也都没有考虑对事件进行分类.

上述成果表明基于人类动力学的在线网络传播研究广泛且传播过程服从幂律分布特征,但都没有对事件进行分类,本文将对事件分类的非线性时变信息传播模型进行研究.

## 2 任务队列理论 T-Q 模型

任务队列理论模型. 此模型最早是 Barabasi 于 2005 年提出,优先权选择机制可能是人类动力学中观测到的重尾特征的起源,此机制认为当进行选择任务进行执行时不是随机的,而是跟任务的优

先级有关系, 个体要先执行在任务列表中高优先级的项目. 此种机制下, 将会很快执行高优先级的任务, 而低优先级的任务要长期停留在任务列表中等待比他优先级高的所有任务执行完成, 在传播过程中, 越有用的信息, 任务优先级就会越高, 就会越早传播.

当活动被添加到任务列表中时, 优先级  $x \geq 0$  被设置到每一个活动中, 并用概率密度函数  $\rho(x)$  进行表示. 设置控制参数  $p$  插入到随机选择  $p = 0$  和最高优先级选择  $p = 1$ .

令  $R(x) = \int_0^x dx\rho(x)$  作为优先级概率密度函数分布的新任务, 同时令  $R_1(x) = \int_0^x dx\rho_1(x, t)$  并作为优先级概率密度函数分布的旧任务. 他们的优先级分别用  $R(x)$  和  $R_1(x, t)$  来代表. 在选择一个任务之后, 之前的旧任务将满足式(1).

$$R_1(x, t + 1) = \int_0^x dx'\rho_1(x', t)q(x') + \int_0^x dx'\rho(x')q_1(x', t) \quad (1)$$

旧任务的优先级为  $x$ , 将他给新任务得到的概率为式(2).

$$q(x) = p[1 - R(x)] + (1 - p) \frac{1}{2} \quad (2)$$

新任务的优先级为  $x$ , 将他给旧任务得到的概率为式(3).

$$q_1(x, t) = p[1 - R(x)] + (1 - p) \frac{1}{2} \quad (3)$$

在不变的情况下  $R_1(x, t + 1) = R_1(x, t)$ , 并根据式(1)推得式(4).

$$R_1(x) = \frac{1 + p}{2p} \left[ 1 - \frac{1}{1 + \frac{2p}{1-p}R(x)} \right] \quad (4)$$

为了分析这个结果, 要考虑极限的情况, 当  $p \rightarrow 0$  时, 新旧任务的优先级不发生变化, 式(4)得到的结果为式(5).

$$\lim_{p \rightarrow 0} R_1(x) = R(x) \quad (5)$$

综上, 这个极限情况符合随机选择协议, 因此, 旧任务优先级分布等于新任务的优先级分布, 另外, 当  $p \rightarrow 1$  时, 利用式(4)得到图 1.

如图 1 所示,  $x$  轴代表作为新任务的初始优先级, 通过式(4)与控制参数  $p$  得到任务作为旧任务的优先级, 此处  $p$  值越大, 所产生的旧任务的优先级就会越大.

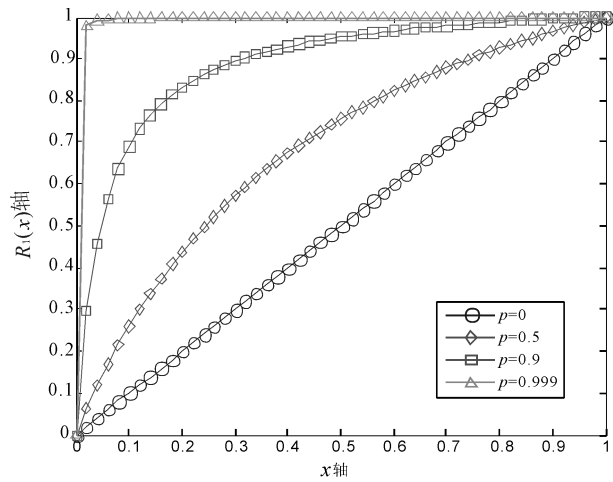


图 1 新旧任务优先级分布图  
Fig. 1 Old and new task priority profile

### 3 改进后的 E-C 模型

任务队列 T-Q 模型当中, 转向等待时间分配. 考虑刚刚添加到队列中的具有优先级  $x$  的任务. 这个任务的选择从一步到另一步是独立的. 因此, 在第一步中没有选择的概率是  $q_1(x)$ , 而在后续步骤中没有被选择的概率是  $q(x)$ . 在新任务的优先级上的整合公式得

$$p_\tau = \begin{cases} \int_0^\infty dR(x)[1 - q_1(x)], & \tau = 1 \\ \int_0^\infty dR(x)q_1(x)[1 - q(x)]q(x)^{\tau-2}, & \tau > 1 \end{cases} \quad (6)$$

进一步通过新任务与旧任务优先级分布函数中, 满足  $\rho(x) = 1$  和  $R(x) = x \{x | 0 \leq x \leq 1\}$ , 由式(4)仿真得到的曲线图 1 中, 当  $p = 0$  时, 符合随机选择协议  $R_1(x) = R(x) = x$ , 也就是新旧任务优先级相等.

$$\lim_{p \rightarrow 1} R_1(x) = \begin{cases} 0, & x = 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases} \quad (7)$$

即  $\rho(x)$  集中在  $x = 0$ , 结果说明当  $p \rightarrow 1$  时, 新任务总是会选择执行, 导致等待时间  $\tau = 1$ . 在计算等待时间分布之后要返回这个结果. 两个极限情况之间的进展是图 1 所示, 其中将  $R_1(x)$  作为  $x$  的函数来绘制  $0 \leq x \leq 1$  的均匀分布. 随着  $p$  从 0 增加  $R_1(x)$  更偏离了  $R(x)$ , 导致更高的概率获得较小的  $x$ .

$p_\tau$  与生成的任务优先权的分布  $p(x)$  独立. 当  $p \rightarrow 0$  时,  $\lim_{p \rightarrow 0} p_\tau = (1/2)^\tau$ , 对  $\tau \geq 1$  成立; 当  $p \rightarrow 1$  时

$$\lim_{p \rightarrow 1} p_\tau = \begin{cases} 1 + O\left(\frac{1-p}{2} \ln(1-p)\right), & \tau = 1 \\ O\left(\frac{1-p}{2}\right) \frac{1}{\tau-1}, & \tau > 1 \end{cases} \quad (8)$$

从上式可得,几乎所有任务等待时间都为 1,但是第一步未被选中任务的等待时间服从幂律分布.在  $p_\tau$  的表达式中取  $p$ ,规定  $\tau \rightarrow \infty$ ,则

$$p_\tau \sim \frac{1-p^2}{2} \frac{1}{\tau} \exp\left(-\frac{\tau}{\tau_0}\right) \quad (9)$$

其中,  $\tau_0 = (\ln 2 / [(1+p)])^{-1}$ . 在  $p \rightarrow 1$  时,可得  $\tau_0 \rightarrow \infty$ ,指数截断转向较大的  $\tau$  值,同时幂律行为  $p_\tau \sim 1/\tau$  变得更加明显.但对于  $\tau > 1$ ,  $p_\tau$  对  $\tau$  的曲线转向较小的值,说明这个幂律适用于正在部分结束的任务.

$$p_\tau = \begin{cases} 1 - \frac{1-p^2}{4p} \ln \frac{1+p}{1-p}, & \tau = 1 \\ \frac{1-p^2}{4p} \left[ \left(\frac{1+p}{2}\right)^{\tau-1} - \left(\frac{1-p}{2}\right)^{\tau-1} \right] \frac{1}{\tau-1}, & \tau > 1 \end{cases} \quad (10)$$

由于基于动力学的在线网络传播当中,信息传播有利和有害信息两种,为了在后续工作中更加有效地实现此模型,在传统模型中引入指数函数  $\exp(\tau/40n)$  ( $n$  依次取 1, 10, 100) 使得在等待时间概率分布图中使得有利事件相同的时间间隔后一次发生的概率大于改进前的概率,进而使有利事件传播概率更大.改进后的公式为

$$p_\tau = \begin{cases} 1 - \frac{1-p^2}{4p} \ln \frac{1+p}{1-p}, & \tau = 1 \\ \frac{1-p^2}{4p} \left[ \left(\frac{1+p}{2}\right)^{\tau-1} - \left(\frac{1-p}{2}\right)^{\tau-1} \right] \frac{1}{\tau-1} \exp\left(\frac{\tau}{40n}\right), & \tau > 1 \end{cases} \quad (11)$$

同理在有害事件当中引用相同函数  $\exp(\tau/40n)$  ( $n$  依次取 1, 10, 100) 使得在等待时间概率分布图中有利事件相同的时间间隔后一次发生的概率小于改进前的概率,进而使有害事件传播概率更小.改进后的公式为

$$p_\tau = \begin{cases} 1 - \frac{1-p^2}{4p} \ln \frac{1+p}{1-p}, & \tau = 1 \\ \frac{1-p^2}{4p} \left[ \left(\frac{1+p}{2}\right)^{\tau-1} - \left(\frac{1-p}{2}\right)^{\tau-1} \right] \frac{1}{\tau-1} \exp\left(-\frac{\tau}{40n}\right), & \tau > 1 \end{cases} \quad (12)$$

式(11)和式(12)是基于式(10)进行改进.加入新函数后得到的新公式可以使在有利事件传播发生的情况下,连续两次事件中的后一次事件发生的概率随时间增加下降得较为缓慢一些,而在有害事件传播发生的情况下,连续两次事件中的后一次事件发生概率随时间增加下降得更快一些.

关于误差,利用真实数据的平均概率值  $\bar{p}_{\text{real}}$  与理论仿真的平均概率值  $\bar{p}_{\text{simu}}$  进行计算,如式(13)所示.

$$\Delta = \frac{|\bar{p}_{\text{real}} - \bar{p}_{\text{simu}}|}{\bar{p}_{\text{real}}} \quad (13)$$

## 4 仿真分析

为了验证对改进后模型的结果是否有效,首先对式(10)进行了仿真,仿真结果如图 2 所示.此处  $p$  分别取 0.9, 0.99, 0.999,  $p$  从 0.9 开始取值的原因是,如果  $p$  的值越小,其控制的优先级就会越小,等待时间不论多大,事件发生的概率都接近于 0,故为说明问题,本文仿真实验中  $p$  值从 0.9 开始取值.其次对 E-C 模型与 T-Q 模型的仿真图进行分析比较.

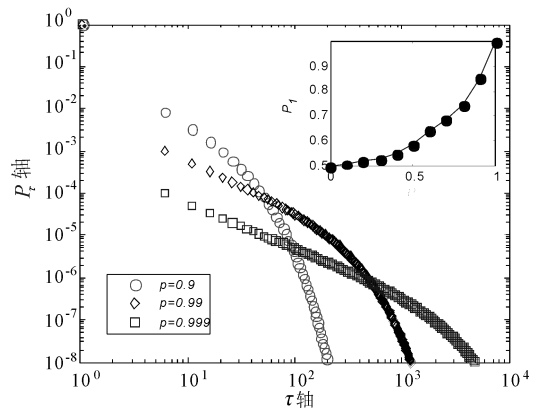


图 2 等待时间概率分布图  
Fig. 2 Wait time probability profile

图 2 中曲线描述相邻两次行为发生的时间间隔的大小会影响概率的变化趋势,可以看出无论  $p$  取多少,等待时间概率都遵循幂律分布,在  $0 \leq x \leq 1$  时,  $R(x) = x$ , 且  $p$  值越大曲线下降越平缓.

根据传统模型中三条不同  $p$  值的曲线可以看出,其遵循幂律分布,从而可以将传统模型中三条曲线的 0.9, 0.99, 0.999 三个  $p$  值进行仿真,改进后的式(11)及式(12)分别描述有利事件及有害事件的传播特性,并进行仿真测试;真实数据来自文献[3].图中星形曲线为真实数据,菱形为理论仿真

数据. 同时, 将新模型仿真图与传统模型的等待时间概率分布图作对比, 并且进行分析, 最后得出期望的仿真结果.

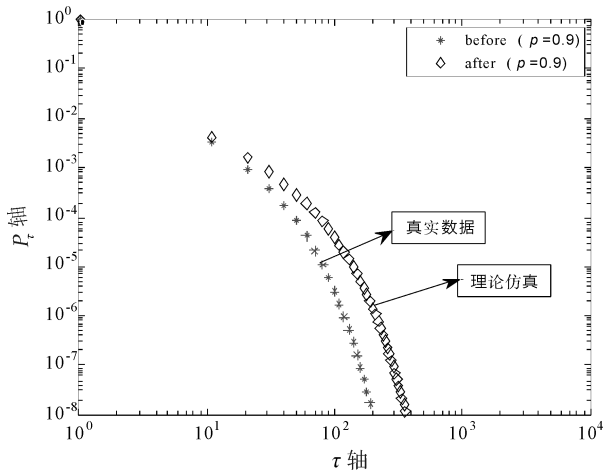


图 3 有利事件等待时间概率分布对比图 ( $p=0.9$ )  
Fig. 3 Favorable event waiting time probability distribution comparison chart ( $p=0.9$ )

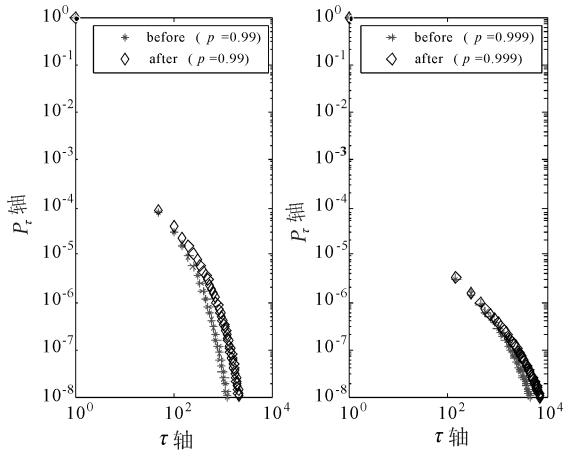


图 4 有利事件等待时间概率分布对比图 ( $p=0.99/0.999$ )  
Fig. 4 Favorable event waiting time probability distribution comparison chart ( $p=0.99/0.999$ )

从图 3 和图 4 中的三个图进行分析, 首先, 当  $p$  值从 0.9 增加到 0.99 进而增加到 0.999 时, 当等待时间  $\tau$  为初始值时, 无论  $p$  值怎么变化, 事件发生的概率都为 1, 即必然发生. 而随着等待时间增大,  $p$  值越小, 等待时间概率曲线下降的越快; 反之, 等待时间概率曲线下降的越慢. 其次, 对改进前后的曲线进行分析, 图 3 和图 4 中星形曲线为改进前等待时间概率曲线, 菱形曲线为改进后等待时间概率曲线, 针对改进后曲线, 当等待时间  $\tau$  取初始值时, 事件必然发生概率为 1, 并且随着等待时间的增加, 等待时间概率下降曲线变得更加缓慢. 对改进后的 E-C 模型的提升度进行计算可以得到改

进后的事件在随时间的变化下降幅度平均慢 23.1%. 从图中可以明显看出, 改进后的曲线有明显变化, 即在实际应用当中, 有利事件代表积极向上的信息, 其在传播过程中应该大力宣传, 通过添加一些外界因子, 使得随等待时间增加, 事件继续传播的概率增大. 综上, 针对有利事件的模型改进以及仿真得到了预期的效果, 并且结果合理有效.

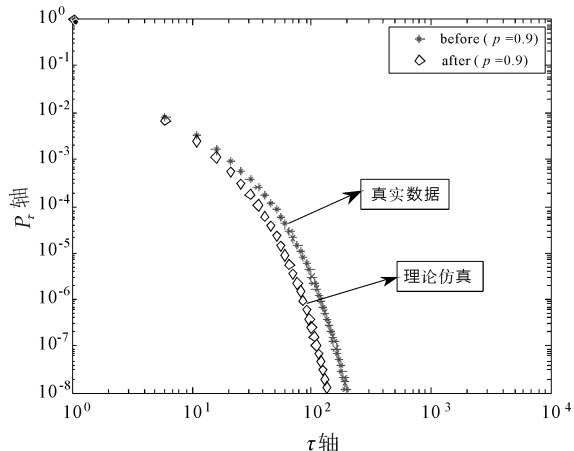


图 5 有害事件等待时间概率分布对比图 ( $p=0.9$ )  
Fig. 5 Harmful event waiting time probability distribution comparison chart ( $p=0.9$ )

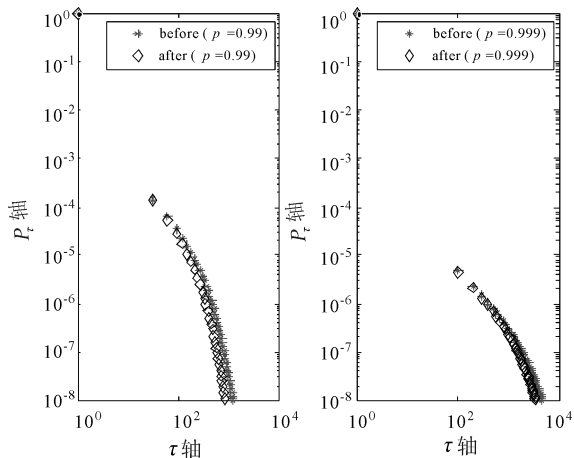


图 6 有害事件等待时间概率分布对比图 ( $p=0.99/0.999$ )  
Fig. 6 Harmful event waiting time probability distribution comparison chart ( $p=0.99/0.999$ )

从图 5 和图 6 中的三个图进行分析, 同有利事件分析. 首先, 当等待时间  $\tau$  为初始值时, 无论  $p$  值怎么变化, 事件发生的概率都为 1, 即必然发生. 而随着等待时间增大,  $p$  值越小, 等待时间概率曲线下降得越快; 反之, 等待时间概率曲线下降得越慢. 其次, 对改进前后的曲线进行分析, 图 5 和图 6 中星形曲线为改进前等待时间概率曲线, 菱形为改进后曲线, 针对改进后曲线可得当等待时间  $\tau$  取初始

值时,事件必然发生概率为 1,随着等待时间的增加,等待时间概率曲线下降变得更加迅速.并且对改进后的 E-C 模型的提升度进行计算可以得到改进后的事件在随时间的变化下降幅度平均快 21.8%.在实际应用当中,有害事件代表消极的信息或者一些不利谣言,其在传播过程中应该扼制,通过添加一些外界因子,使得随等待时间增加,事件继续传播的概率减小.综上,针对有害事件的模型改进以及仿真同样得到了预期的效果.

## 5 结 论

传统的任务队列 T-Q 理论模型存在事件描述中没有对其利害分类、且等待时间概率下降意义模糊的问题.本文针对这些问题对等待时间概率分布图相关模型及公式进行改进,将等待时间概率分布分类变得更加细致、明确,即从有利事件与有害事件两个方面进行分类.仿真结果验证了改进后的模型较传统模型更加优越,有较高的使用价值.下一步,本文将在改进基础上添加一个外界因素使得有利事件当等待时间概率下降到一个阈值时,其概率重新冲至最高点使得有利事件在生活中的传播达到最大化.

### 参考文献:

- [1] 王伟,舒盼盼,唐明,等.网络传播动力学模拟方法评述[J].电子科技大学学报,2016,45:288.
- [2] 刘臣,王育清,周立欣,等.复杂网络上的传播模型研究[J].系统科学学报,2016,28:81.
- [3] Yan Q, Wu L, Liu C, *et al.* Information propagation in online social network based on human dynamics[J]. *Abstr Appl Anal*, 2013, 44: 173.
- [4] Shaw SL, Tsou M H. Editorial: human dynamics in the mobile and big data era[J]. *Int J Geogr Inf Sci*, 2016, 30: 1687.
- [5] 付道明.泛在学习系统中知识流模型及其传播动力学机制研究[J].电化教育研究,2016,20:14.
- [6] Nguyen T B, Nguyen T, Luo W, *et al.* Unsupervised inference of significant locations from WiFi data for understanding human dynamics[C]//The In-

- ternational Conference, 2014.
- [7] 楼凤丹,周银座,庄晓丹.时效网络结构及动力学研究进展综述[J].电子科技大学学报,2017,46:109.
- [8] 王振飞,张利莹,张行进,等.面向时间感知的微博传播模型研究[J].计算机科学,2016,44:275.
- [9] 尚明生,邱晓刚.社会网络及其上的传播动力学集成研究[J].系统工程理论与实践,2015,35:2557.
- [10] 尹兰,程飞,任亚峰,等.基于复杂网络重叠社团发现的微博话题检测[J].四川大学学报:自然科学版,2016,53:1233.
- [11] 周东浩,韩文报,王勇军.基于节点和信息特征的社会网络信息传播模型[J].计算机研究与发展,2015,52:156.
- [12] 蒋丽丽,陈国彬,张广泉.一种考虑网络能效优化的队列管理方法[J].四川大学学报:自然科学版,2017,54:584.
- [13] 董超,周刚,刘玉娇,等.基于改进的 Adaboost 算法在网络入侵检测中的应用[J].四川大学学报:自然科学版,2015,52:1021.
- [14] Savage D, Zhang X, Yu X, *et al.* Anomaly detection in online social networks [J]. *Soc Netw*, 2016, 39: 62.
- [15] Xiong F, Liu Y, Cheng J. Modeling and predicting opinion formation with trust propagation in online social networks [J]. *Commun Nonlinear Sci*, 2016, 44: 513.
- [16] Fragkiadaki K, Levine S, Felsen P, *et al.* Recurrent network models for human dynamics [J]. *IEEE Int Conf Comput Vision*, 2015, 56: 4346.
- [17] Abdollahian M, Yang Z, Neal P D, *et al.* Human development dynamics: network emergence in an agent based simulation of adaptive heterogeneous games and social systems [M]//Agent Based Approaches in Economic and Social Complex Systems VIII. Japan: Springer, 2015.
- [18] Xu X, Zhao X, Xiong F, *et al.* Content-based emotion classification in online social networks for Chinese Microblogs [C]//Australasian Computer Science Week Multiconference. [s.l.]: ACM, 2017.

### 引用本文格式:

中文:杨林枫,黄贤英,刘小洋,等.在线社交网络信息有效分类传播模型研究[J].四川大学学报:自然科学版,2018,55:727.

英文:Yang L F, Huang X Y, Liu X Y, *et al.* Research on the model of effective classification and propagation online social network information [J]. *J Sichuan Univ: Nat Sci Ed*, 2018, 55: 727.