

基于区块链技术的社交网络中舆情传播模型研究^{*}

孙更新¹, 宾 晟¹, 崔树娟¹,

¹(青岛大学 数据科学与软件工程学院, 山东 青岛 266071)

通讯作者: 孙更新, E-mail: sungengxin@qdu.edu.cn

摘 要: 随着区块链技术的产生和发展,出现了利用区块链技术的去中心化共识方式为用户产生的内容进行贡献定价的新型社交网络,其中的优质内容创作者、筛选者和传播者都能得到合理的激励.由于区块链技术所带来的透明性及可追踪性,使得该类社交网络中的舆情传播呈现出新的传播特征和规律.基于网络传播和区块链理论,提出针对这种基于区块链技术的社交网络的舆情传播模型,该模型考虑该类社交网络中由合理量化价值贡献而产生的激励机制对于用户传播信息产生的影响,构建在不同传播行为下的收益-风险矩阵,进而界定传播模型中各状态间的转换过程和转移概率.该模型有助于利用区块链技术打破网络舆情管理瓶颈,遏制虚假网络舆情传播,实现生态良好的网络舆情传播环境.

关键词: 区块链;社交网络;舆情传播模型;激励机制

中图法分类号: TP311

中文引用格式: 孙更新,宾晟,崔树娟. 基于区块链技术的社交网络中舆情传播模型研究. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/0000.htm>

英文引用格式: Sun GX, Bin S, Cui SJ. Research on public opinion propagation model in social network based on blockchain. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2016 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/0000.htm>

Research on Public Opinion Propagation Model in Social Network Based on Blockchain

SUN Geng-Xin¹, BiN Sheng¹, CUI Shu-Juan¹

¹(School of Data Science and Software Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

Abstract: With the emergence and development of blockchain technology, a new type of social networks based on blockchain had emerged. In these social networks high quality content creators, filters and disseminators can all be reasonably motivated. Due to the transparency and traceability brought by blockchain technology, the public opinion propagation in such social networks presents new characteristics and laws. Based on the theory of network propagation and blockchain, a new public opinion propagation model for the kind of social network based on blockchain technology is proposed in this paper. The model considers the effect of incentive mechanism produced by reasonably quantifying value contribution on the propagation of information in such social networks, and the income-risk matrix under different propagation behaviors is constructed. Furthermore, the transformation process and transfer probability among different states in the propagation model are defined on the basis of income-risk matrix. The model is helpful to break the bottleneck of network public opinion management by using blockchain technology. The propagation of false network public opinion can be contained, and a good ecological environment of network public opinion propagation would be realized.

Key words: blockchain; social network; public opinion propagation model; incentive mechanism

* 基金项目: 教育部人文社会科学研究青年项目(15YJC860001); 山东省自然科学基金面上项目(ZR2017MG011); 山东省社会科学规划项目(17CHLJ16); 青岛市社会科学规划项目(QDSKL1701074)

Foundation item: Humanities and Social Sciences Foundation of Ministry of Education in China(15YJC860001); Natural Science Foundation of Shandong Province(ZR2017MG011); Humanities and Social Sciences Foundation of Shandong Province(17CHLJ16); Humanities and Social Sciences Foundation of Qingdao(QDSKL1701074)

收稿时间: 0000-00-00; 修改时间: 0000-00-00; 采用时间: 0000-00-00; jos 在线出版时间: 0000-00-00

CNKI 在线出版时间: 0000-00-00

近年来, 社交网络(Social Network Service)大量涌现, 已经成为大众获取和传播信息、交流观点的主要平台. 在社交网络中, 用户不再是被动地接受信息, 而是主动地提供信息、传播信息, 通过这种主动的、强交互的方式, 完成观点的交换和信息的传播. 社交网络因其信息传播的便捷性、主体的跨平台性等特点, 使得信息的传播范围和影响程度很容易被瞬间放大, 涌现形成网络舆情. 在合理抽象网络舆情传播过程的基础上, 构建网络舆情传播模型, 有助于更好地认知网络舆情的传播规律. 因而, 社交网络舆情传播模型一直是社交网络舆情监控和预防研究的热点问题.

随着区块链技术的出现和应用, 以 Steemit(steemit.com)^[1]为代表的基于区块链技术的社交网络媒体平台应运而生, 该类社交网络具有由区块链技术带来的信息传播去中心化及信息产生不可逆等特点, 在信息传播过程中采取分布式账本建立信息发布和传播追踪机制, 并且对信息的发布者和传播者提供了合理的激励机制, 从而构建了新型网络舆情传播生态系统. 基于区块链技术的社交网络中, 信息转发成本更高、舆情传播过程公开透明, 这将使得用户发布和转发信息更加理性, 能够在一定程度上限制虚假信息的传播.

尽管基于区块链技术的社交网络能够创造一种更加透明的数据交互和传播环境, 颠覆现有的网络舆情传播规律, 但基于区块链技术的网络舆情传播模型研究仍处于起步阶段. Swan 等人^[2]最早对区块链中的信息传播进行了研究, 并指出了其在社交网络中的应用前景. 袁勇等人^[3]阐述了区块链技术在社交网络领域的发展前景与展望. Ersoy 等人^[4]对基于区块链的信息传播中的激励机制进行了研究, 提出一种基于路由机制的激励机制, 大幅提高了区块链信息传播效率. 陈志东等人^[5]在基于众筹业务的私有区块链研究中, 提出了面向舆情的社交媒体文本倾向性分析方法. 赵丹等人^[6]则从实证分析的角度, 利用社会网络分析方法对区块链网络舆情信息传播特征及规律进行了分析研究. 李泰安^[7]通过研究指出区块链技术可以使得社交网络中的优质内容突出显现, 将构建新型的网络舆论生态圈. 通过国内外相关研究分析可以看出, 基于区块链技术的社交网络舆情传播研究尚未形成系统的理论体系, 深入研究基于区块链技术的网络舆情传播模型的相关成果则更少. 因而, 本文根据区块链技术对于社交网络舆情传播的实际影响, 提出了一种适用于基于区块链技术的社交网络的舆情传播模型.

1 基于区块链技术的社交网络舆情传播

舆情研究始于社会科学领域, 是社会传播学的主要研究内容之一. 在当前网络与现实社会相互交织的环境下, 网络舆情已经深刻介入现实生活, 改变了社会舆论的生态环境, 形成了崭新的网络舆论场. 作为网络舆情传播主要媒介的社交网络涵盖以人类社交为核心的所有网络服务形式, 形成了藉由互联网进行沟通, 具备共同兴趣爱好, 发表和讨论共同兴趣话题的海量用户群体^[8]. 这就导致了网络舆情传播范围更加宽泛, 影响受众更多, 舆情的发酵时间也更加短暂, 从而使得网络舆情的控制变的更加困难.

由于社交网络带有很强的匿名性和多元性, 用户可以在社交网络中随意的发布和转发信息, 这就导致了在网络信息传播过程中时刻伴随着信息的失准, 甚至是谣言. 因此, 如何使得社交网络中信息的传播更加透明、信息转发行为更为规范, 是目前社交网络舆情传播亟需解决的核心问题. 而区块链技术所具有的去中心化、不可变更、不可伪造、可追溯的特性^[9], 可以较好的解决这一问题.

Steemit 是一个典型的基于区块链技术的社交网络, 其功能类似于简书(www.jianshu.com), 是一个优质的内容创作和分享社区, 它鼓励用户在社交网络中创作自己的作品(一篇短文、一张照片、一个视频等), 互相交流, 并通过 Steem 代币来奖励社交网络的参与者. 在该社交网络中, 用户生产的网络传播信息以不可修改的方式存储于公有区块链 steem 中, 并设计了一套激励机制来促进信息的生产和传播.

Steemit 社交网络的首页面如图 1 所示. 其中红色框的区域, 左边的数字 \$653.42, 代表这个作品价值多少 Steem 代币, 中间的数字 506 代表有多少人对这个作品点赞, 右边的数字 155 表示这个作品的回复数量.

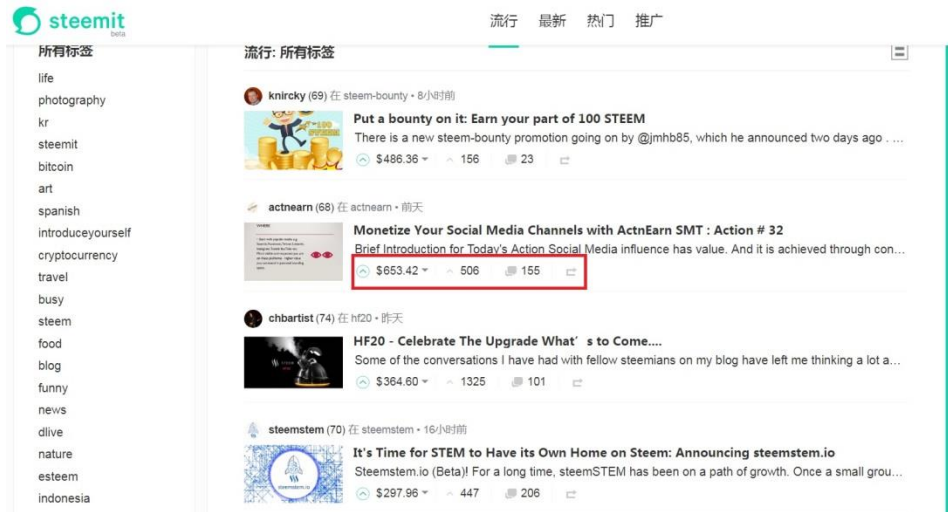


Fig.1 Home page of Steemit

图 1 Steemit 社交网络首页面

在该社交网络中可以通过以下几种方式来获得 Steem 代币:

1. 发表优质作品: 作品质量越高、收到的赞数越多, 创作者得到的 Steem 代币奖励就越高;
2. 传播优质作品: 优质作品刚发表的时候越早通过点赞、留言、转发来表示支持, 传播者获得的 Steem 代币奖励就越高;
3. 持有 Steem Power: 类似股权分红, 可以利用“赞同/反对”来决定每个作品的收益;
4. 通过外部交易所购买 Steem 代币.

其中前 3 种方式, 都与社交网络中信息传播有直接的关系, 用户为了获得较高的代币奖励, 在发布和转发相关信息时, 都会尽量选择优质资源.此外, 每个用户都有信誉值, 这个值必须通过发帖、评论、点赞等操作日积月累才能逐步提升的, 而且如果用户转发或者支持的作品被证实是不良资源, 不仅发布者会被扣除相应的代币和信誉值, 参与转发和点赞的用户也会被核减相应的信誉值. 因为信誉值低的用户对信誉值高的用户的反对票是不起作用的, 所以 Steemit 社交网络中的用户对于舆情信息的发布和转发将会更加谨慎, 较少出现随意转发未经核实的舆情信息的情况.

由于 Steemit 社交网络基于公有区块链 steem, 而区块链特征之一是内容不可篡改, 这就使得社交网络中被发布出来的信息不能随意修改.另外, 社交网络中传播的信息由分布式账本记录, 通过追踪账本, 传播者在进行信息传播之前, 就可以对信息的可信度有基本的判断.通过分布式账本, 还能追溯信息在社交网络中的整个传播过程, 从而实现了信息传播链的可追踪性.

通过对 Steemit 社交网络中区块链技术对信息传播方式的影响进行分析, 可以发现基于区块链技术的社交网络与传统社交网络在舆情传播方面主要存在以下不同:

1. 基于区块链技术的社交网络中的用户的舆情传播行为较传统社交网络中的用户更为理性, 其仅仅对认为具有切实可信性的舆情信息做出回应;
2. 由于基于区块链技术的社交网络中引入了创新的激励机制, 相较传统社交网络中的用户, 基于区块链技术的社交网络中的用户对舆情信息的转发普遍热情较高;
3. 在区块链中需要矿工为区块链网络提供算力保障, 完成区块信息的存储, 这就使得基于区块链技术的社交网络中用户的类型以及用户在舆情信息传播过程中所处的可能传播状态与传统社交网络完全不同.

因此, 现有的社交网络舆情传播模型无法真实的描述基于区块链技术的社交网络中舆情传播的过程和规

律,这就需要构建一种与区块链社交网络更为符合的网络舆情传播模型.

2 模型建立

2.1 基于区块链技术的社交网络舆情信息传播模式

在基于区块链技术的社交网络信息传播过程中,用户同时会具有“传播者”和“接受者”两种角色.而用户间的传播关系必须首先经过双方的认证才能够建立起来,因此,社交网络可以看作是一个以用户为节点,用户间的某种关系(好友关系、关注关系等)为边的复杂网络^[10-12].“转发”是指当用户接受到不确定真伪的信息时,通过自身客观分析,将信息沿着节点间的边传播给网络中的邻居节点,使得邻居节点获取该消息,如图2所示.

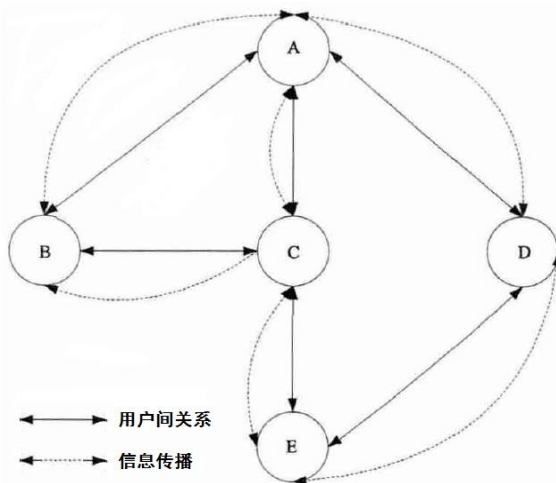


Fig.2 The mode of information propagation in social networks

图2 社交网络中的信息传播模式

图2中的用户间关系假设为好友关系,则当用户A发布一条舆情信息后,用户A就成为舆情信息的传播者,其好友B、C和D都可以获得这条舆情信息,他们都成为舆情信息的接受者.假设用户B和D经过客观分析没有对该舆情信息进行转发,则B和D就成为了舆情的暂时免疫者;用户C对该舆情信息经过客观分析后进行了转发,则C也就成为了舆情的传播者;并且作为C的好友的B和E将获得这条舆情信息,这时用户B是第二次接受到该舆情信息,其将会再次根据自己的分析决定是否转发该条舆情信息,而用户E由于C的转发也将成为该条舆情信息的接受者.

因为区块链自身的技术特点,基于区块链技术的社交网络中的用户对于信息的传播的热情普遍较高,并且能够较为客观的对接受到的信息进行分析,进而做出自身的传播策略:转发或不转发.此外,由于基于区块链技术的社交网络中引入了鼓励用户传播优质信息的激励机制,这将使得用户转发优质信息时能够获得更多的收益(获得代币和增加信誉值),而当传播的信息被确认为失真时,该用户也将承受更重的惩罚(损失信誉值).

此外,在社交网络中普遍存在着有限理性人群^[13],该类人群在作出自身转发决策时容易受到周围人群的影响.基于区块链技术的社交网络所采用的信息传播激励机制往往对于支持或转发优质资源信息的用户分配更多的收益,因此同一用户对于同一个舆情信息的传播策略可能会随着时间而发生改变.例如,对于一个某用户之前接受但并未转发的舆情信息,随着时间的推移,由社交网络中投票、点赞、评论、转发等行为证明该信息为优质资源时,当该用户再次接受到该舆情信息时,出于收益方面的考虑以及周围人群的影响,该用户可能就会转发该舆情信息.因此,基于区块链技术的社交网络中,优质资源得到更多支持和转发的富者愈富

现象^[14]是普遍存在的。

最后, 由于区块链技术的不可篡改性, 一旦某个用户转发了舆情信息, 转发信息及相关操作已经被存储在分布式账本中, 不可删除。因此, 即使该用户已不再传播此舆情信息, 其所有的邻居节点仍可以接受到其转发的舆情信息。

2.2 仓室模型

由于舆情信息在社交网络中的传播在某种程度上类似于传染病在人群中的扩散, 借鉴传染病传播模型的思想和方法进行舆情信息传播模型的构建是目前最常用的方法^[15-16]。而在传染病传播模型中仓室模型^[17] (compartment model) 是应用最为广泛的模型之一。仓室模型对传染病传播过程进行抽象描述, 把传染病流行范围内的人群分成三类: S 类, 易感者 (Susceptible), 指未得病者, 但缺乏免疫能力, 与感病者接触后容易受到感染; I 类, 感病者 (Infective), 指染上传染病的人, 它可以传播给 S 类成员; R 类, 移出者 (Removed), 指被隔离, 或因病愈而具有免疫力的人。由此提出了 SIR (Susceptible-Infective-Removed) 仓室模型^[18]。

SIR 模型假设在单位时间内染病个体 (记作 I) 以平均概率 β 和随机选取的所有状态的个体进行接触, 其中易感个体 (记作 S) 会转化为染病个体; 染病个体以平均概率 γ 恢复并获得免疫能力, 免疫后记作 R。其感染机制如下式所述:

$$\begin{cases} S(i) + I(j) \xrightarrow{\beta} I(i) + I(j) \\ I(i) \xrightarrow{\gamma} R(i) \end{cases}$$

假设 t 时刻网络中处于易感状态、感染状态和移除状态的个体比重分别为 $S(t)$, $I(t)$ 和 $R(t)$ 。则当易感个体和感染个体充分混合时, 感染个体的增长率为 $\beta I(t)S(t) - \gamma I(t)$, 易感个体的下降率为 $\beta I(t)S(t)$, 恢复个体的增长率为 $\gamma I(t)$ 。因此, SIR 模型的动力学行为可以利用如下微分方程组描述:

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = -\beta I(t)S(t) \\ \frac{dI(t)}{dt} = \beta I(t)S(t) - \gamma I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t) \end{cases}$$

2.3 基于区块链技术的社交网络舆情传播模型

本文基于 SIR 模型, 结合区块链技术自身特点, 考虑由合理量化价值贡献而产生的激励机制对于用户传播信息产生的影响, 提出了在不同传播行为下的收益-风险矩阵, 并根据该矩阵运用演化博弈理论, 在 SIR 模型的基础上添加新的状态和重定义转移概率, 构建了基于区块链技术的社交网络舆情传播模型。

针对基于区块链技术的社交网络中舆情传播的真实情况, 将社交网络中的节点分成以下四种状态: 非知情状态(S)、知情状态(E)、转发状态(I)和免疫状态(R)。非知情状态是指用户从未接受到目标舆情信息, 即对该舆情信息处于未知的状态; 知情状态表示用户已经通过网络中其他用户的转发而获知了目标舆情信息, 但还未做出自身的传播策略决定时所处的状态; 转发状态是指用户已将目标舆情信息转发后所处的状态; 免疫状态是指用户已经决定永远不会对目标舆情信息进行转发时所处的状态。这 4 种状态间的转换过程如图 3 所示。

从图 3 中可以看出, 处于非知情状态的个体受到转发状态个体的影响, 会以一定的概率转移到知情状态或者转发状态; 处于知情状态的个体受到转发个体的影响, 可能以一定的概率向转发状态转移, 也有可能以一定概率直接转移到免疫状态; 此外, 处于转发状态的个体也会以一定的概率向免疫状态转移。个体是否发生状态转移与基于区块链技术的社交网络中所采用的激励机制密切相关。

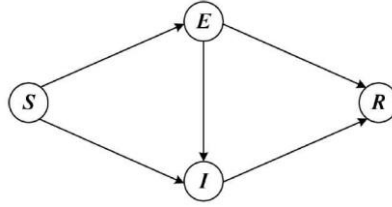


Fig.3 State transition process

图3 状态转换过程

各状态间的转换规则具体描述如下:

1. 设 $N(k,t)$ 为 t 时刻网络中度为 k 的节点总数, $S(k,t)$ 、 $E(k,t)$ 、 $I(k,t)$ 及 $R(k,t)$ 分别表示 t 时刻网络中度为 k 的非知情节点、知情节点、转发节点及免疫节点的密度, 即上述 4 类节点的数量分别在 $N(k,t)$ 中所占的比例, 并有 $S(k,t)+E(k,t)+I(k,t)+R(k,t)=1$;
2. 当非知情节点 S 接触到一个转发节点 I , 则该非知情节点将以概率 p_{se} 转变为知情节点 E , p_{se} 称为感染概率;
3. 知情节点 E 以概率 p_{ei} 转变为转发节点 I , 则 p_{ei} 称为知情节点 E 对目标舆情信息的转发概率;
4. 知情节点 E 以概率 p_{er} 转变为免疫节点 R , 则 p_{er} 称为知情节点 E 对目标舆情信息的直接免疫概率;
5. 转发节点 I 以概率 p_{ir} 转变为免疫节点 R , 则 p_{ir} 称为转发节点 I 对目标舆情信息的免疫概率;
6. 免疫状态为网络中的最终状态, 即进入免疫状态的节点, 其状态不再发生改变。

根据上述状态转换规则, 基于区块链技术的社交网络舆情传播模型可用如下微分方程组描述:

$$\begin{cases} \frac{dS(k,t)}{dt} = -p_{se}k\theta(t)S(k,t) \\ \frac{dE(k,t)}{dt} = p_{se}k\theta(t)S(k,t) - p_{ei}E(k,t) - p_{er}E(k,t) \\ \frac{dI(k,t)}{dt} = p_{ei}E(k,t) - p_{ir}I(k,t) \\ \frac{dR(k,t)}{dt} = p_{er}E(k,t) + p_{ir}I(k,t) \end{cases}$$

其中 $\theta(t)$ 表示 t 时刻网络中任意一条随机边与转发个体相连接的概率。

该模型中各状态间的转移概率 p_{se} , p_{ei} , p_{er} 和 p_{ir} 都是由社交网络所采用的激励机制决定的. 为了更好的阐述基于区块链技术的社交网络中所采用的激励机制, 本文通过构建收益-风险矩阵来形式化定义某个节点在做出自身的传播策略时所受到与之有连接关系的其它节点的影响. 在构建收益-风险矩阵之前, 首先假设社交网络中存在理性群体 A 与 B , 以及有限理性转发者群体 C , 它受 A 与 B 群体的影响. 群体 A 与 B 必须保证存在信息转发渠道, 即 $A \cap B = S \neq \emptyset$, 同时 $C \subset S$.

根据上述假设, 定义收益-风险矩阵如表 1 所示:

Table 1 Income-risk matrix

表 1 收益-风险矩阵

		群体 B	
		转发(y)	不转发(1-y)
群体 A	转发 x	$(I + (q+1)\Delta I - [R + (q+1)\Delta R],$ $I + (q+1)\Delta I - [R + (q+1)\Delta R])$	$(I + (q+1)k\Delta I - [R + (q+1)k\Delta R], k\Delta I)$
	不转发 1-x	$(k\Delta I, I + (q+1)k\Delta I - [R + (q+1)k\Delta R])$	$(0,0)$

收益-风险矩阵中的各参数定义如表 2 所示.

Table 2 Parameters of Income-risk matrix**表 2** 收益-风险矩阵中参数定义

参数	含义
I	转发所获基本收益
ΔI	转发所获额外收益
R	转发所带来的基本风险
ΔR	转发所带来的额外风险
q	C 群体中选择转发的用户比例
k	转发的收益增加比例
x	群体 A 转发舆情信息的概率
y	群体 B 转发舆情信息的概率

当理性人群转发舆情信息时,其邻居节点能够接受到该消息,若其也能转发消息,则扩大了传播的范围,若该消息最终确认为优质资源时,转发者将会得到基本收益 I . 但此条消息可能为失真消息,则转发者将会受到惩罚,这就是基本风险 R . 因为群体 A 和群体 B 之间存在连接用户,若 A 和 B 均选择转发舆情信息,此时对于 A 与 B 而言均会扩大消息传播范围,这将会增加一部分额外的收益 ΔI , 额外风险 ΔR 是指由于在转发之前未知舆情信息的真伪,因此当传播范围扩大后,若最终确认该舆情信息失真时,承受的惩罚损失则会比基本收益更大.

利用演化博弈理论可以方便计算该矩阵的稳定策略,可以设

$$\alpha = I - R + (\Delta I - \Delta R)k(q + 1)$$

$$\alpha - \beta = (\Delta I - \Delta R)(1 - k)(q + 1)$$

$$\alpha - \gamma = (\Delta I - \Delta R)(q + 1) + I - R - k\Delta I$$

由此可以得到如图 3 所示的不同转发情况下的收益稳定结果.

Table 3 Stability income results under different conditions**表 3** 不同转发情况下的收益稳定结果

参数	条件
$\alpha > \beta > \gamma$	群体 A 与 B 均选择转发
$\alpha > \gamma > \beta$	群体 A 与 B 均选择转发
$\beta > \alpha > \gamma$	群体 A 选择转发, 群体 B 选择不转发
$\beta > \gamma > \alpha$	群体 A 和 B 有一方选择转发, 另一方选择不转发
$\gamma > \alpha > \beta$	群体 B 选择转发, 群体 A 选择不转发
$\gamma > \beta > \alpha$	群体 A 和 B 有一方选择转发, 另一方选择不转发

3 实验分析

3.1 实验数据集

为了获取典型的基于区块链的社交网络舆情传播样本数据,本文利用爬虫工具对 Steemit 社交网络中 life、food、bitcoin 等 16 个热门标签下的作品资源进行采集,共采集原始数据 1257 条.将其作为初始舆情信息,接着基于初始舆情信息采集其转发人、点赞人等舆情传播信息进一步采集相关转发人的数据,最后爬取每一个原创舆情信息中的标题、作者、时间、赏金、转发数量、点赞数量、评论内容、用户声誉等属性信息,形成最终的实验数据集.

将实验数据集通过社交网络中的转发、评论、点赞关系构建成复杂网络,网络的拓扑结构如图 4 所示.

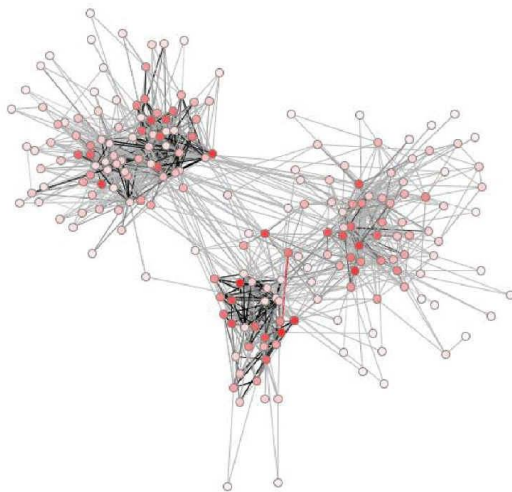


Fig.4 Steemit public opinion information propagation network

图4 Steemit 舆情信息传播网络

图4中节点的颜色深浅代表了用户信誉值的高低,颜色越深的用户其信誉值越高.图4中可见,根据不同的兴趣爱好标签,用户在传播舆情信息的过程中形成了较为明显的社团结构.单独选取 bitcoin 标签下的数据集进行分析,得到的网络拓扑结构如图5所示.

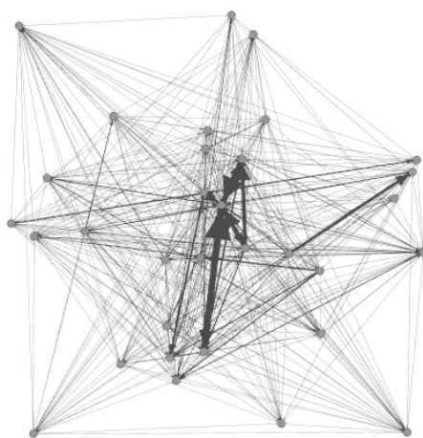


Fig.5 Public opinion information propagation network of bitcoin tag

图5 bitcoin 标签下的舆情信息传播网络

图5中边的粗细程度代表了舆情信息传播的频繁程度.图5中可见,没有度很大的节点,节点间连线差异也不大,这说明参与区块链舆情传播的用户相互间的舆情信息传播比较平均,核心用户较少.

为进一步探究基于区块链技术的社交网络与传统社交网络在舆情传播方面的差异,借助于 Gephi 软件对区块链舆情传播网络的拓扑特征进行分析,结果显示网络聚类系数 0.001,平均路径长度 2.267,说明该网络不具有明显的小世界特性^[19].此外对用户度分布进行分析,发现用户度分布拟合幂律分布,说明该网络具有明显的无标度特性^[20].

3.2 实验仿真与分析

本文对构建的基于区块链技术的社交网络舆情传播模型进行计算机仿真实验,并对仿真结果进行了分析.与传统社交网络舆情传播模型相比,基于区块链技术的社交网络舆情传播模型最大的不同是用户在确定自身传播策略时,受区块链社交网络中的激励机制以及周围人群的影响较大,具体体现为从知情节点 E 转变为转发节点 I 的转发概率 p_{ei} .

图 6 显示了转发概率 p_{ei} 取不同值时,转发节点数量和免疫节点数量随时间的变化趋势情况。

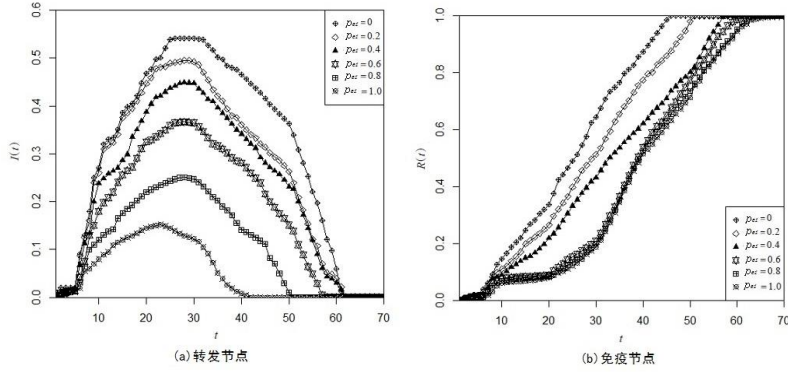


Fig.6 The influence of forwarding probability on the number of propagation node and immune node

图 6 转发概率对传播节点及免疫节点数量的影响

从图 6 的曲线变化可见,在网络达到稳态状态之前, p_{ei} 取值越大,则 $I(t)$ 的值也会越大,而 $R(t)$ 的值会越小。这是因为 p_{ei} 表示知情节点转变为转发节点的概率, p_{ei} 值的增大,表明处于知情状态的节点,由于受到激励机制和周边人群的影响,而导致转发舆情信息的概率的增加。此外, $I(t)$ 的值趋近于 0 的时间,会随着 p_{ei} 的值的增大而增长,这是因为随着 p_{ei} 的值的增大,网络中转发节点的数量也将随之增多,这就将导致需要更长的时间才能使传播过程达到最终的稳定状态。

收益-风险矩阵的稳定策略对于转发概率 p_{ei} 具有决定性的影响,因此需要研究稳定策略参数 α 、 β 及 γ 的取值与转发概率 p_{ei} 之间的关系。

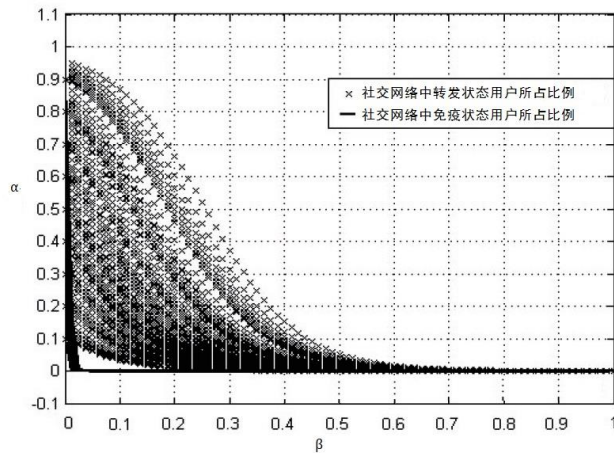


Fig.7 The influence of parameter α and β on forwarding probability

图7 参数 α 、 β 的取值对转发概率的影响

图7中可见,随着 α 值的增大,社交网络中转发状态用户所占比例也不断增加,而随着 β 值的增大,社交网络中转发状态用户所占比例呈现平稳下降趋势,社交网络中免疫状态用户所占比例迅速下降.

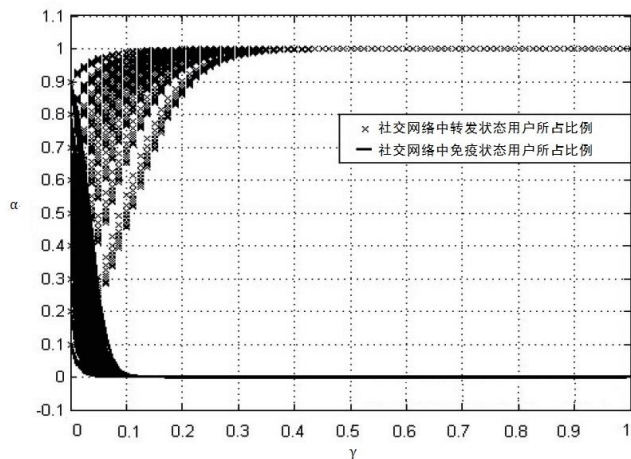
Fig.8 The influence of parameter α and γ on forwarding probability图8 参数 α 、 γ 的取值对转发概率的影响

图8中可见,随着 γ 值的增大,社交网络中转发状态用户所占比例呈现缓慢上升趋势,而社交网络中免疫状态用户所占比例则呈现迅速下降趋势.

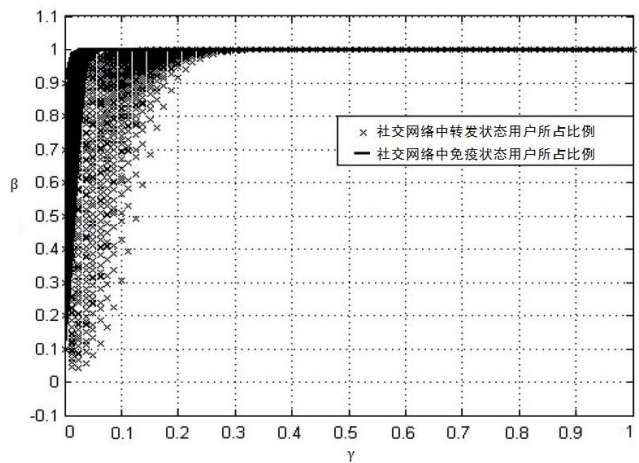
Fig.9 The influence of parameter β and γ on forwarding probability图9 参数 β 、 γ 的取值对转发概率的影响

图9中可见,在参数 β 取值较大,参数 γ 取值较小时,社交网络中转发状态和免疫状态用户所占比都较大,但随着 γ 值的增大,社交网络中转发状态用户所占比例呈现先小幅下降后缓慢上升的趋势,而社交网络中免疫状态用户所占比则呈现一直上升的趋势.

4 结论

本文以基于区块链技术的社交网络中舆情传播模型为研究对象,在深入剖析区块链技术为社交网络所带来的新特性的基础上,构建基于区块链技术的社交网络中舆情传播模型.该模型以 SIR 传染病模型为基础,通过引入新的节点状态,并根据区块链社交网络所独有的激励机制对用户舆情信息传播产生的影响,重新定义了传播模型中各状态的转移概率,从而使得本模型能够真实反映区块链社交网络中舆情传播的规律.本模型与现有舆情传播模型最大的区别在于为了体现区块链社交网络中的激励机制,引入了收益-风险矩阵,并通过演化博弈理论计算该矩阵的稳定策略,从而对模型中从知情状态转移到转发状态的转发概率进行了重新定义.本文对提出的舆情传播模型进行了实验仿真,并重点分析了收益-风险矩阵的稳定策略中的参数对于转发概率,以及转发概率对于整个区块链社交网络中舆情传播趋势的影响.仿真实验结果表明区块链社交网络用户受激励机制驱动对舆情信息的传播热情普遍较高,区块链社交网络将使得优质资源凸显,失真舆情信息的传播将得以遏制.

References:

- [1] Kolonin A. Assessment of personal environments in social networks. In: Proc. of the SSDSE Congress. 2017. 61–64.
- [2] Swan M. Blockchain Consensus Models Increase the Information Resolution of the Universe. *Journal of Geodynamics*, 2005,39(5):512–526.
- [3] Yuan Y, Wang YF. Blockchain: the state of the art and future trends. *Acta Automatica Sinica*, 2016,42(4):481–494.
- [4] Ersoy O, Ren Z, Erkin Z. Transaction Propagation on Permissionless Blockchains: Incentive and Routing Mechanisms. In: Proc. of CRYPTO Valley Conference on Blockchain Technology. 2018.
- [5] Chen ZD, Dong AQ, Sun H. Research on private blockchain based on crowdfunding. *Journal of Information Security Research*, 2017,3(3):227–236.
- [6] Zhao D, Wang XW, Han JP. Research on the propagation characteristics and rules of network public opinion information in block chain environment. *Journal of Intelligence*, 2018,37(9):127–133.
- [7] Li TA. Block chain refactoring network public opinion environment. *Media*, 2017(21):87–90.
- [8] Boyd DM, Ellison NB. Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 2007,13(1):16–31.
- [9] Tapscott D, Tapscott A. How blockchain will change organizations. *MIT Sloan Management Review*, 2017,58(2): 10–13.
- [10] Boccaletti S, Latora V, Moreno Y. Complex networks: Structure and dynamics. *Physics reports*, 2006,424(4-5): 175–308.
- [11] López-Pintado D. Diffusion in complex social networks. *Games & Economic Behavior*, 2008,62(2):573–590.
- [12] Kitsak M, Gallos LK, Havlin S. Identification of influential spreaders in complex networks. *Nature physics*, 2010,6(11):888–893.
- [13] Feng MN, Zhu G, Yang JY. Research on privacy protection for social network based on evolution game theory. *Journal of Intelligence*, 2017,36(9):127–132.
- [14] Guo JL. Emergence of scaling in non-uniform hypernetworks—does “the rich get richer” lead to a power-law distribution?. *Acta Automatica Sinica*, 2014,63(20):398–403.
- [15] Wang Y, Chen SS, Fu XC. Review and prospect of propagation dynamics models. *Communication on Applied Mathematics and Computation*, 2018,32(2):267–294.
- [16] Zhao D, Sun J, Tan Y. An extended SEIR model considering homepage effect for the information propagation of online social networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018,512: 1019–1031.
- [17] Wang W, Zhao XQ. Threshold Dynamics for Compartmental Epidemic Models in Periodic Environments. *Journal of Dynamics & Differential Equations*, 2008,20(3):699–717.
- [18] Altmann M. Susceptible-infected-removed epidemic models with dynamic partnerships. *Journal of Mathematical Biology*, 1995,33(6):661–675.
- [19] Watts DJ, Strogatz SH. Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 1998,393(6684):440–442.
- [20] Albert R, Barabási AL. Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of modern physics*, 2002,74(1):47–97.