

## 知识问答社区及其激励机制的建模与仿真分析

许子熙<sup>1,2</sup> 毛新军<sup>1,2</sup> 杨亦<sup>1</sup> 卢遥<sup>1</sup>

1 国防科技大学计算机学院 长沙 410073

2 国防科技大学复杂系统软件工程重点实验室 长沙 410073

(slightlan\_xzx@foxmail.com)

**摘要** 知识问答社区已经成为当前互联网知识共享的重要载体,它提供一系列的激励机制(如声望、徽章、特权等)来鼓励用户参与和贡献,从而提高社区的活跃度。如何对这些激励机制的有效性进行分析,并指导其改进,是目前知识问答社区研究与实践面临的一项重要挑战。针对软件开发知识问答社区,提出一种基于多 Agent 系统的社区及其激励机制的建模和仿真分析方法,将拥有大量用户的社区视为由自主 Agent 构成的多 Agent 系统,社区用户的贡献和交互视为 Agent 在激励机制驱动下的协同行为。将激励机制抽象描述为 Agent 的信念,基于自我决定理论来解释 Agent 期望的生成,并最终产生社区中 Agent 用户的行为。通过采集 Stack Overflow 社区 2016—2018 年间的数据库,基于 NetLogo 仿真平台对社区的发展演变进行了仿真分析,结果表明文中提出的模型及机理可有效地解释和揭示知识问答社区在激励机制作用下的演变过程。

**关键词:** 知识问答社区;多 Agent 系统;模拟仿真;BDI 模型;自我决定论

中图法分类号 TP391.9

## Modeling and Simulation of Q&amp;A Community and Its Incentive Mechanism

XU Zi-xi<sup>1,2</sup>, MAO Xin-jun<sup>1,2</sup>, YANG Yi<sup>1</sup> and LU Yao<sup>1</sup>

1 School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

2 Key Laboratory of Complex Systems Software Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

**Abstract** Question and Answer (Q&A) community has become an important platform of knowledge sharing over the Internet. It provides a series of incentive mechanisms (such as reputation, badge, privilege, etc.) to encourage users to participate, contribute, and improve the activities of the community. How to analyze the effectiveness of these incentive mechanisms and guide their improvement is an important challenge for the research and practice of Q&A community. This paper proposes a modeling and simulation analysis method based on multi-agent system. The community with a great amount of users is modelled as a multi-agent system consisting of autonomous agents, the contribution and interaction among community users are modelled as the cooperative behavior of agents driven by the incentive mechanism. This paper specifies the incentive mechanism as the belief of agents, examines the generation of agent desires and the behaviors of agents based on self-determination theory. This paper collects the data of Stack Overflow community from 2016 to 2018, and conducts a simulation experiments on the development and evolution of the community based on NetLogo. The results show that the proposed model and mechanism abstractions can effectively explain and reveal the evolution process of Q&A community under the influence of incentive mechanism.

**Keywords** Q&A community, Multi-agent system, Simulation, BDI model, Self-determinism theory

## 1 引言

随着知识经济的兴起,作为知识分享平台的知识问答社区得到了蓬勃发展。在这些虚拟社区中,用户可以通过提问、回答的形式共享知识与解决问题,极大地提高了社会生产力。知识分享社区的持续和稳定发展也依赖于用户的积极参与和主动贡献。因此,此类社区通常采用激励机制来奖励或惩罚用户行为,促使用户采取特定的行为模式,主动提供知识贡

献,维持社区的健康与稳定发展。然而,知识问答社区是一类自组织社区<sup>[1]</sup>,其内容是由用户独立自主地进行知识贡献形成的。由于用户加入社区的时间、能力、贡献和期望均不同,他们存在多种不同的参与动机,因而其行为具有多样性。此外,社区用户、贡献数量规模均非常庞大。因此,知识问答社区具有复杂系统的特性,为准确判断激励机制对社区可能产生的影响带来了巨大的困难。

同时,由于社区规模庞大,即使对其激励机制进行细微改

到稿日期:2019-10-15 返修日期:2020-01-06 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFB1004202);国家自然科学基金重点项目(61532004)

This work was supported by the National Key R&D Program of China (2018YFB1004202) and Key Program of the National Natural Science Foundation of China (61532004).

通信作者:毛新军(xjmiao@nudt.edu.cn)

动,也可能造成严重的后果。这对目前常用的基于经验大数据的分析方法提出了挑战,并且该类方法要求取得大量数据作为分析对象,因而必须事先将待分析的激励机制应用于社区中,在取得大量数据后再开始相关分析和评估,给社区的安全运行带来了重大风险。为应对这一挑战,学者们引入了多 Agent 系统理论。在多 Agent 系统中,每个行为实体被认为是一个 Agent,它能够感知所处环境上下文,并根据自身状态和环境状态信息自主地决策其行为<sup>[2]</sup>。基于以上特性,多 Agent 系统可通过模拟系统中个体的行为,自底向上地实现对复杂系统现象即特性的模拟,被认为是分析具有动态性、自主性等特性的复杂信息系统的有效手段。

基于以上原因,本文采用基于多 Agent 系统构建仿真模型的方式来预测激励机制可能给社区和用户带来的影响。以 Stack Overflow 社区为研究对象,对该社区中基于声望值(reputation)奖励的激励机制的作用机理开展了研究;应用多 Agent 系统理论和 BDI(Belief, Desire, Intent)模型<sup>[3]</sup>来构建社区和用户模型,并基于自我决定论<sup>[4]</sup>和 BDI 模型探索了用户行为的生成机理;最后基于 Stack Overflow 社区 2016—2018 年的真实数据,在 NetLogo 仿真平台完成了上述模型的软件实现,并通过对 Stack Overflow 及其激励机制的仿真模拟实验,验证了所提模型与方法的可行性。

## 2 相关工作

目前已有一些关于激励机制对社区和用户影响的研究成果,其中常用的方法是大数据分析。例如,Ortega 等提出了基于大数据分析的生存分析方法,并分析了激励机制对解决社区问题效率的影响<sup>[5]</sup>;Cavusoglu 等通过大数据分析,研究了游戏化激励机制中的徽章机制对问答社区用户行为产生的影响<sup>[6]</sup>。除单纯借助大数据分析的研究方法外,Easley 等结合经济学模型,从理论上探究了徽章机制的设计对社区用户行为激励作用的影响<sup>[7]</sup>,即经济学理论在解释采用游戏化激励机制的问答社区时的可行性和局限性;Liu 等通过对“潮水般的低质量贡献”现象产生机理的大数据分析研究,结合 multi-arm bandit 模型对用户行为动机的解释,对用户 in 问答社区中的贡献行为进行了分析,并提出了对设计鼓励用户进行高质量贡献的激励机制的指导意见<sup>[8]</sup>;Khodadadi 等提出了一种时间连续性的用户模型 Temporal Point Process<sup>[9]</sup>,该模型可基于形式化推理方法模拟和预测软件开发知识问答社区中用户在徽章激励机制影响下的行为,具有很高的模拟准确性,但其仍需要以基于大数据分析得到的用户行为偏好作为模拟用户行为的基础。此外,有部分研究工作从用户行为动机出发,研究了激励机制对用户行为产生的影响。其中,对用户行为动机的调查通常借助调查问卷的方式进行。Tausczik 等发现用户在回答对其行为动机的调查问卷时具有美化自身形象的倾向,因此他们采用了大数据分析和理论推导相结合的方式,发现获取声望值是驱动用户行为的重要动机,即使在调查中用户并不会体现出这一点。针对这一发现,他们探讨并提出了对问答社区激励机制设计的指导意见<sup>[10]</sup>。

这些工作为利用社区和用户数据统计和分析激励机制对社区和用户的影响提供了可借鉴的思路和结果。但其中基于经验大数据的方法是根据已经产生的激励机制的作用结果数

据进行分析的,无法开展激励机制对社区和用户作用及影响的演化分析,也无法预测和评估激励机制的变化对社区和用户的影响。因此,前期的成果没有解决激励机制变化可能对社区带来不确定性和风险的问题。虽然有一些研究使用建立模型的方法研究了激励机制对用户行为的影响,但是其仅限于对特定激励机制作用机理或改进方法的研究,没有对问答社区在激励机制影响下的发展演变进行分析。本文将利用多 Agent 系统对软件开发知识问答社区及其激励机制进行建模,通过仿真模拟激励机制影响下社区中用户的个体行为,预测和评估激励机制对整个社区发展演变过程的影响。

## 3 开源社区及其激励机制的多 Agent 系统模型

多 Agent 系统理论通过 Agent 对用户个体属性、行为进行模拟,并依靠大量 Agent 交互产生的涌现现象,自底向上地模拟整个复杂系统的演变过程<sup>[11]</sup>。通过对激励机制作用下知识问答社区这一复杂系统进行模拟仿真,评估和分析激励机制在社区演变中产生的影响。本文以 Stack Overflow 及其激励机制为仿真对象,提出一种基于多 Agent 系统的激励机制下知识问答社区仿真模型。

Stack Overflow 社区主要采用一种游戏化的声望激励机制来鼓励用户主动贡献。社区将提问和回答问题的过程游戏化,用户以游戏的方式参与社区的每项活动,并且可以获得相应的分数和荣誉,如表 1 所列。一个用户在另一个用户对他的帖子投票时获得声誉点数。例如,当一个问题被投票(点赞)时,提问者 and 回答者分别获得 5 分和 10 分;一个答案被接受时,回答者得 15 分。

表 1 Stack Overflow 社区内部分声望点的得分机制  
Table 1 Some reputation rules in Stack Overflow

动作	声望得分
问题被点赞(被踩)	+5(-2)
答案被点赞(被踩)	+10(-2)
答案被接受	+15 (+2 给接受者)
答案被打赏(被踩)	+全额奖金(-全额奖金)
踩一个答案	-1

当用户获得一定的声望点数后,他会被授予一些社区层面的特权。例如,用户拥有至少 15 点声望值就能投票(点赞或踩),以此评价一个问题或答案的质量。用户的声望值越多,获得的特权就越多,在社区中可以使用的功能也就越多。Stack Overflow 社区中部分基于声望值给予用户的特权如表 2 所列。

表 2 Stack Overflow 社区中部分特权-声望值的对应关系  
Table 2 Privilege-reputation correspondence relationship in Stack Overflow

特权等级	声望值要求
提问与回答	1
参与社区讨论	5
移除新用户限制	10
投票	15
评论他人提问、回答	50
隐藏广告	200
成为成熟用户	1000
管理他人提问、回答	10000
成为信任用户	20000
获取社区统计数据	25000

### 3.1 社区模型

根据知识问答社区的特点,社区模型可以定义为一个四

元组:  $Community-MAS = \langle Agent, Event, State, Mechanism \rangle$ 。

(1)  $Agent = \{agt_1, \dots, agt_n\}$ : 模型中的 Agent 集合, 是对知识问答社区中用户的抽象表示。

(2)  $Event = \{AskQuestion, AnswerQuestion\}$ : 社区中的事件。本模型只关心知识分享社区中的二项事件: 提问和回答。

(3)  $State = Event_1 \times \dots \times Event_n$ : 社区中的状态, 定义为社区中不同用户实施的行为。

(4)  $Mechanism = \{EnReputation, EnPrivilege\}$ : 社区中使用的激励机制, 包括给予用户声望的计算函数  $EnReputation$  和特权的计算函数  $EnPrivilege$ 。其定义了了在事件发生后, 对 Agent 个体状态的修改规则(即奖励或惩罚)。

该模型以 Agent 为活动主体, 由 Agent 模拟知识问答社区中的用户及其在社区环境和激励机制影响下的活动。如图 1 所示, Agent 的活动在社区环境中形成了大量提问-回答事件, 并对社区环境状态造成影响; 同时, 激励机制也影响 Agent 自身的状态属性, 导致社区和用户发生演变。

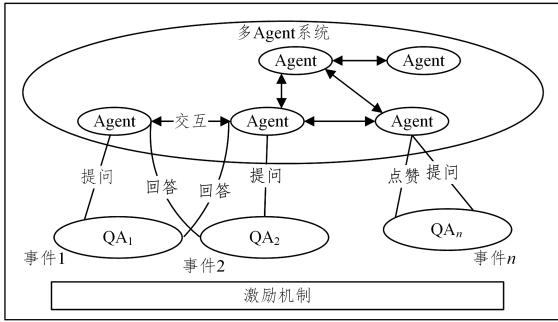


图 1 社区模型示意图

Fig. 1 Community model diagram

### 3.2 Agent 模型

Agent 作为多 Agent 系统的基本组成单元, 是独立运行的智能个体。BDI 理论认为, 一个基于 BDI 行为模式的 Agent 是一个理性的个体, 并遵从 3 个心理属性: 信念、期望、意图。其中, 信念即 Agent 所具有的自身内部属性和对外部环境的认知; 期望代表 Agent 想要达成的某种目标或状态; 意图则是 Agent 在保有信念的基础上, 为了实现自身目的而做出的行为决策<sup>[12]</sup>。

本节结合知识问答社区和 BDI 模型实现对知识问答社区用户的模拟, 该模拟由五元组  $Agent = \langle Attribute, Belief, Desire, Intention, Action \rangle$  构成。

(1)  $Attribute$  表示 Agent 的属性, 包括声望值 (Attribute\_Reputation)、能力值 (Attribute\_Ability)、活跃度 (Attribute\_Activeness)。这里, Agent 能力值是指 Agent 的提问或回答行为获取其他 Agent 投票 (vote up) 的能力; Agent 活跃度为模型时间一个月内该 Agent 的平均活跃次数。

(2)  $Belief$  表示基于激励机制形成的 Agent 的信念, 表示对活动 (Action)-收益这一映射的认知。本模型中, 激励机制作用下的 Agent 信念来自于对自身属性、外部环境、激励机制三方面的认知而综合形成的对活动-收益的认知。例如, 当 Agent 拥有的声望值越高时, 对单次活动获得声望值的期望就越高; 当社区中问题拥有的回答数量越多时, Agent 对其做出新回答获取收益的能力就越弱; 对社区中激励机制的理解, 也会影响用户对活动-收益的认知。

(3)  $Desire$  表示 Agent 实现自身需求 (Expectation) 的期望。自我决定论 (Self-determination Theory) 将人类的动机区分为内部动机和外部动机<sup>[13]</sup>。而动机在自我决定论中被认为是个体期望的反映, 并且具有持续激励和维持个体进行活动的作用<sup>[14]</sup>。在内部动机驱动下, 个体行为将具有高度的自主性, 且在活动中获得极大的心理满足; 在外部动机下, 其行为具有高度的被动性, 为获取外部奖励或避免惩罚而行动<sup>[4]</sup>。由内向外, 根据驱动强弱的不同, 可归纳出以下 5 种动机调节。

1) 外在调节 (External Regulation): 受该调节影响的用户以获取奖励或避免惩罚为目的进行活动。

2) 内摄调节 (Introjected Regulation): 受该调节影响的用户以避免产生心理上的焦虑、愧疚或以证明自身能力为目的进行活动。

3) 认同调节 (Identified Regulation): 受该调节影响的用户从心理上认同某种活动对自身的益处, 并将其作为内心追求的一部分来接受。

4) 整合调节 (Integrated Regulation): 受该调节影响的用户进行某种活动与个体的身份认同和自我信念保持高度一致<sup>[15]</sup>。

5) 内在调节 (Intrinsic Regulation): 受此调节影响的用户发自内心地进行活动, 并能够直接随着活动的产生而得到满足。

基于以上分析, 考虑到 Stack Overflow 社区中基于声望值奖励的激励机制不包含针对用户求职等现实利益的激励措施, 可以将动机调节分为 4 类: 内摄调节、认同调节、整合调节和内在调节。用户活动目的与动机调节的对应关系如表 3 所列。

表 3 用户活动目的与动机调节的对应关系

Table 3 Relationship between purposes of user activity and motivation regulation

用户活动目的	动机调节
获取声望值 $\Delta Reputation$	内摄调节
获取特权 $\Delta Privilege$	认同调节
回报社区帮助 $Return\_favor$	整合调节
帮助他人 $Help\_others$	内在调节

由于用户个体间存在差异, 会导致动机调节驱动用户活动的的能力也存在差异, 因此需要对 Stack Overflow 社区用户的动机进行调查, 以获取以下描述差异性的参数: 1) 各个动机调节驱动用户活动的的能力占总体的比例  $\mu_i$ ; 2) 用户对动机调节的总体敏感性  $\phi$ , 即动机调节驱动用户活动的的总体能力。

结合动机调节对用户活动的驱动能力参数, 可将用户活动目的即本模型中的 Agent 期望 (Expectation) 通过动机调节 (Motivation) 表示如下:

$$Expectation = \phi \times \sum_{i=1}^4 \mu_i \times Motivation_i \quad (1)$$

(4)  $Intention$  表示 Agent 根据自身信念, 为了实现期望而做出的活动决策。其中, Agent 对  $\Delta Reputation$  的信念对应于内摄调节表示的期望, 对  $\Delta Privilege$  的信念对应于认同调节表示的期望, 对  $Return\_favor$  的信念对应于整合调节表示的期望, 对  $Help\_others$  的信念对应于内在调节表示的期望。因此, 可以结合表示 Agent 信念和期望的公式, 给出生成

Agent 活动意图的公式表示:

$$P_a = \psi \times (\mu_1 \text{Motivation}_1 \times \text{Mechanism}(a, \text{votes} + \Delta \text{votes}) + \mu_2 \text{Motivation}_2 \times \text{Mechanism}(\Delta \text{reputation}, \text{privilege}) + \mu_3 \text{Motivation}_3 \times \text{Return\_favor} + \mu_4 \text{Motivation}_4 \times \text{Help\_others}) \quad (2)$$

其中,  $P_a$  为概率形式的 Agent 活动意图,表示 Agent 执行活动  $a$  的概率,  $a \in \{\text{Ask}, \text{Answer}\}$ 。

算法 1 展示了根据激励机制 (Mechanism) 和社区环境计算得到 Agent 信念,并从 Agent 期望 (Motivation) 选取与该信念有关的部分,最后将信念与有关期望作为输入,通过 *Intention* 函数计算得到 Agent 执行活动  $a$  的概率。其中,  $P_A$  表示 Agent 执行各项活动的概率的集合。

**算法 1** Agent 可能执行各项活动的概率的生成算法

Input:  $a \in \text{Action}$ , attribute, Motivation, Mechanism,  $\mu_i, \psi, i \in \{1, 2, 3, 4\}$

1. for  $a$  in  $A$  do
2.  $\text{Belief}_a = \text{Mechanism}(a, \text{state});$
3. for  $\text{Mo}_i$  in Motivation do
4. if  $\text{isRelated}(\text{Belief}_a, \text{Mo}_i)$  then
5.  $P_a.append(\psi_i \times \text{Intention}(\text{Mo}_i, \text{Belief}_a));$
6.  $P_A.append(P_a);$
7. return  $P_A$ .

(5) *Action* 表示 Agent 可执行活动的集合,包括提问 (Ask)、回答 (Answer)、投票 (Vote),即  $\text{Action} = \{\text{Ask}, \text{Answer}, \text{Vote}\}$ 。此外,以  $a$  表示 Agent 进行的一次任意种类的活动。

**3.3 激励机制**

在问答社区中,用户的贡献行为包括{提问,回答,点赞},统一定义策略集合为{贡献,不贡献}。假设社区中大多数人都是自私的,用户只希望在社区中获取自己所需要的问题和答案,而不愿意主动贡献。Stack Overflow 社区的激励机制可以定义为两元组,即  $\text{Mechanism} = \langle \text{EnReputation}, \text{EnPriviledge} \rangle$ ,包括给予用户声望的计算函数 *EnReputation* 和特权的计算函数 *EnPriviledge*。

$$\text{EnReputation} = \mathcal{F}(\text{Action}, \text{RewardA}, \text{RewardB}, \text{Bonus})$$

(1) 贡献行为  $\text{Action} = \{\text{提问}, \text{回答}, \text{点赞}\}$ ,用  $i$  表示行为序号。

(2) 行为激励值  $\text{RewardA} = \{5, -2, 10, -2, -1\}$ ,即对每种行为给予的激励值,比如被点赞或踩。用  $j$  表示行为激励值序号。

(3) 接受激励值  $\text{RewardB} = \{15, 2\}$ ,即对接受答案所给予的激励值。

(4) 悬赏激励值  $\text{Bonus} = \{+BV, -BV\}$ ,即给予答案的奖赏值。其中,  $BV$  为悬赏值。

由此,表 4 给出 Stack Overflow 社区用户  $a$  和  $b$  在激励机制下演化博弈中的贡献收益矩阵。

当社区用户  $a$  和  $b$  均主动贡献时,收益包含获取贡献本身的收益、获得对方肯定的收益、额外奖赏的收益 3 个部分。若只有一方贡献,而另一方不贡献,意味着社区只有提问,而没有回答,则贡献一方可以获得提问的收益,而另一方没有收

益。当用户  $a$  和  $b$  均不贡献时,双方均没有收益。随着演化博弈的进行,用户  $a$  和  $b$  将根据个人收益与社区状态的变化选择不同的行为策略,直至演化博弈系统达到均衡稳定状态。

用户特权的计算函数为  $\text{EnPriviledge} = \mathcal{C}(\text{Reputation})$ 。社区根据激励机制中的特权设计规则和用户的声望值 *Reputation*,自动赋予用户某些特权。

表 4 用户贡献-收益矩阵

Table 4 User contribution revenue matrix

		用户 $b$	
		贡献	不贡献
用户 $a$	贡献	$(\text{Action}_i * \text{RewardA}_j + \text{RewardB}_1 + \text{Bonus}, \text{Action}_i * \text{RewardA}_j + \text{RewardB}_2 - \text{Bonus})$ 或 $(\text{Action}_i * \text{RewardA}_j + \text{RewardB}_2 - \text{Bonus}, \text{Action}_i * \text{RewardA}_j + \text{RewardB}_1 + \text{Bonus})$	$(0, \text{Action}_i * \text{RewardA}_1)$
	不贡献	$(\text{Action}_1 * \text{RewardA}_1, 0)$	$(0, 0)$

**4 实验与分析**

**4.1 实验目的**

本节通过模拟仿真实验来验证所提基于多 Agent 系统的知识问答社区及其激励机制仿真模型的可行性和有效性。

由于用户活动是知识问答社区动态发展的促使因素,同时也是激励机制影响作用的体现,因此实验通过对现实中用户活动的模拟仿真的有效性,来验证模型对知识问答社区及其激励机制的模拟仿真的有效性。具体而言,实验以模型中不同等级用户的活动量的比例和用户回答的拥有不同回答数量的问题的比例,来评估仿真模型中用户的行为;并通过与真实社区的对比,来判断仿真模型的有效性。

**4.2 数据采集**

本文采集了 Stack Overflow 社区 2016—2017 年的数据<sup>1)</sup>作为仿真模型的初始数据,并采集了 2017—2018 年间的社区状态演变数据作为验证实验的对照数据。这一过程除了得到仿真模型中的各项组成外,还采集了具有不同回答数量的问题未被解决的概率分布,以及由于问题已有回答数量的不同而导致的  $\Delta \text{vote}$  的分布(见图 2)。

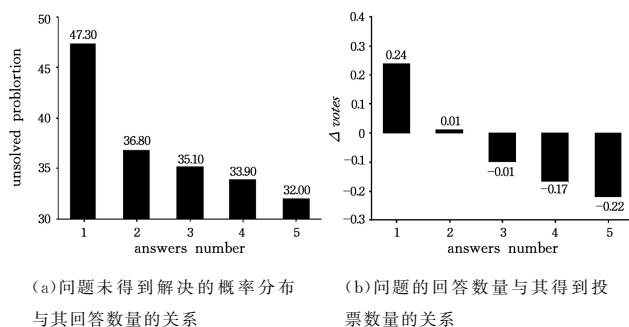


图 2 Stack Overflow 社区中问题的回答数量与其未解决概率及得到投票数量的关系

Fig. 2 Relationship between answers number of questions in stack overflow and unsolved probability and vetes number of them

其中,  $\Delta \text{vote}$  值是由用户的回答行为得到投票数量的平均值与具有不同回答数量的问题下的回答所得投票数

<sup>1)</sup> <https://data.stackexchange.com/stackoverflow/>

量的平均值之差得到。

模拟用户行为的形成需要有用户参与社区问答的动机,因此设计问卷对 Stack Overflow 社区用户的动机展开调查,得到了用户活动分别受 5 种动机约束驱动的影响力参数  $\mu$  和总的影响力参数  $\psi$  的分布。以普通用户为例,结果如图 3 所示。

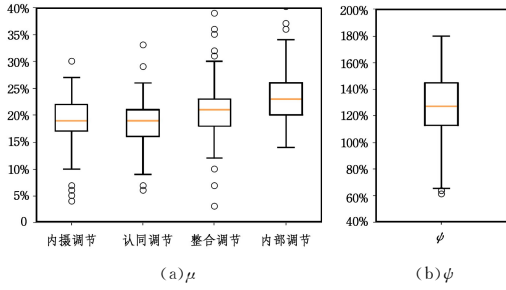


图 3 普通用户受各种动机约束的影响( $\mu$ )以及受动机约束的总影响( $\psi$ )

Fig. 3 Influence of motivational constraints on ordinary users and total impact of motivational constraints

### 4.3 模型实现

根据采集到的 Stack Overflow 社区数据,使用 NetLogo 仿真平台完成模型的软件实现。NetLogo 仿真平台将二维空间划分为网络,每个网格是一个静态的 Agent,多个动态 Agent 分布在该二维空间中进行自主行动,所有主体并行异步更新,整个仿真系统随时间(ticks)推进而动态变化。图 4 展示了仿真模型在 NetLogo 仿真平台上的实现。

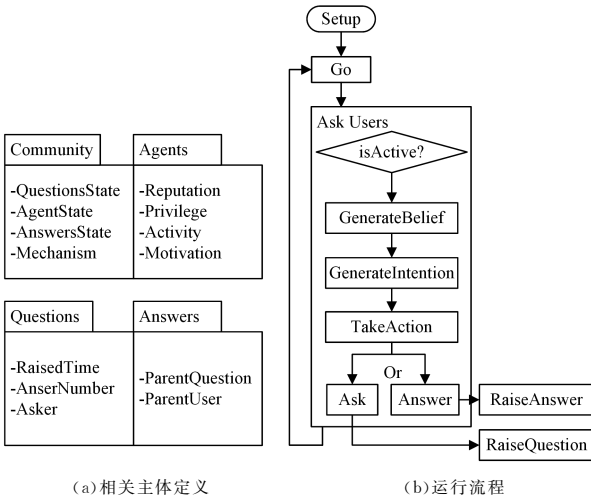


图 4 NetLogo 仿真平台上的模型实现  
Fig. 4 Model realization on NetLogo

图 5 为模型的控制界面及运行过程中的结果显示界面。

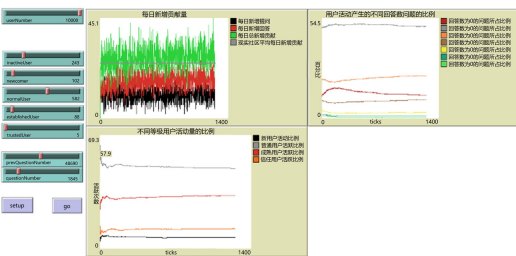
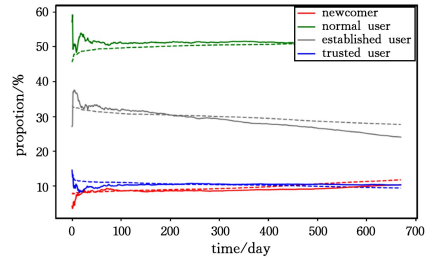


图 5 仿真模型的运行界面

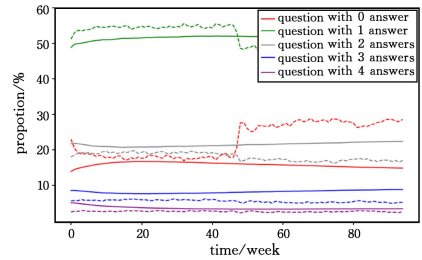
Fig. 5 Operation interface diagram of model on NetLogo

### 4.4 结果分析

根据采集到的数据,对 Stack Overflow 社区与 2016—2018 年时间段内的社区状态演变进行了 10 次模拟,并将实验结果取平均值。图 6 展示了不同等级用户活动量比例的模拟仿真结果与现实状况的对比,以及社区中拥有不同回答数量的问题比例的模拟仿真结果与现实状况的对比。



(a) 不同等级用户活动量的比例



(b) 拥有不同回答数量的问题的比例

图 6 模拟仿真结果与现实社区的对比

Fig. 6 Comparison of simulated results and real community

图 6(a)给出本模型模拟社区中不同用户活动量比例的变化趋势,其在经过短时间波动后能够较好地符合现实社区用户活动量的变化趋势。从图 6(b)中可以看出,本模型在 1~49 周的模拟过程中能够在较低误差下使得仿真结果符合现实社区的发展趋势;随即,2016 年 12 月 2 日后 Stack Overflow 社区中对回答数为 0 的问题的回答数量突然大量减少,社区状态出现非连续性变化,导致模拟仿真结果与现实社区状态的差异迅速增大。考虑到 Stack Overflow 社区当时并未对激励机制做出调整,而是开展了一项针对企业用户的问题解答服务,可认为该变化的产生是本模型中无法解释因素所导致的结果,因此仅以该变化之前的模拟仿真数据与现实社区数据进行对比,结果表明了本模型具有有效性。

上述两个模拟仿真实验结果表明,文中提出的基于多 Agent 系统的软件开发知识问答社区及其激励机制仿真模型是有效的。但是根据对实验过程的观察,可以发现模型存在模拟仿真初期数据波动过大、模型达到稳定所需时间过长的的问题,后续研究将对其进行改进和完善。

**结束语** 为了鼓励用户参与和贡献,维持社区的活跃度,知识问答社区需要使用激励机制对用户的贡献行为进行激励。然而,知识问答社区具有的复杂系统特性,导致难以直观地认识到激励机制对社区可能产生的影响。因此,知识问答社区需要一种预测性的方法来对激励机制进行评估和分析。针对该问题,文中提出了一种基于多 Agent 系统的仿真模型,通过对知识问答社区 Stack Overflow 及其激励机制进行建模,实现了对激励机制影响下用户活动以及社区发展演变的模拟仿真,进而完成对激励机制影响作用的评估和分析。

为了支持上述仿真模型使用 Agent 对社区中用户的活动进行模拟,文中还提出了基于 BDI 理论和自我决定论的用户活动生成机理。该机理首先根据激励机制、社区环境和自身属性形成 Agent 的认知;然后根据自我决定论划分的驱动 Agent 活动的动机调节,结合信念生成 Agent 的期望;最后根据 Agent 的信念即期望,生成 Agent 的活动。

为了验证以上仿真模型和用户活动生成机理的有效性,设计了对代表性软件开发知识问答社区 Stack Overflow 2016—2018 年间发展演变的仿真模拟实验。实验结果表明,所提出的模型和方法可以较为准确地模拟社区演变过程,是可行且有效的。

下一步将在现有工作的基础上进行扩展研究,包括:1)优化现有的模拟仿真过程,扩展模型可进行模拟仿真的激励机制种类;2)研究激励机制的评估机制,探讨本模型用于指导软件开发知识问答社区中激励机制设计的可行性。

### 参 考 文 献

[1] ZHU H, WANG F, WANG S. On the convergence of autonomous agent communities [J]. *Multiagent and Grid Systems*, 2010, 6(4): 315-352.

[2] MAO X J. Processing Agent Software Engineering: Status Quo, Challenges and Prospects [J]. *Computer Science*, 2011, 38(1): 1-7.

[3] COMFORT L K. Self-organization in complex systems [J]. *Journal of Public Administration Research and Theory: J-PART*, 1994, 4(3): 393-410.

[4] *Handbook of self-determination research* [M]. University Rochester Press, 2004.

[5] ORTEGA F, CONVERTINO G, ZANCANARO M, et al. Assessing the performance of question-and-answer communities using survival analysis [J]. *arXiv:1407.5903*, 2014.

[6] CAVUSOGLU H, LI Z, HUANG K W. Can gamification motivate voluntary contributions? the case of stackoverflow Q&A community [C] // *Proceedings of the 18th ACM Conference Companion on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing*. ACM, 2015: 171-174.

[7] EASLEY D, GHOSH A. Incentives, gamification, and game theory: an economic approach to badge design [J]. *ACM Transactions on Economics and Computation (TEAC)*, 2016, 4(3): 16.

[8] LIU Y, HO C J. Incentivizing high quality user contributions: new arm generation in bandit learning [C] // *Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2018.

[9] KHODADADI A, HOSSEINI S A, TAVAKOLI E, et al. Continuous-Time User Modeling in Presence of Badges: A Probabilistic Approach [J]. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD)*, 2018, 12(3): 37.

[10] TAUSCZIK Y R, PENNEBAKER J W. Participation in an online mathematics community: differentiating motivations to add [C] // *Proceedings of the ACM 2012 Conference on Computer Supported Cooperative Work*. ACM, 2012: 207-216.

[11] PARUNAK H V D, SAVIT R, RIOLO R L. Agent-based modeling vs. equation-based modeling: A case study and users' guide [C] // *International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation*. Berlin: Springer, 1998: 10-25.

[12] REN Q, BAI L, BISWAS S, et al. A BDI multi-agent approach for power restoration [C] // *2014 7th International Symposium on Resilient Control Systems (ISRCs)*. IEEE, 2014: 1-6.

[13] DECI E L, RYAN R M. Self-determination [J]. *Digital Communications*, 1985, 23(1): 470-476.

[14] DECI E L, RYAN R M. The "what" and "why" of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior [J]. *Psychological Inquiry*, 2000, 11(4): 227-268.

[15] KE W, ZHANG P. The effects of extrinsic motivations and satisfaction in open source software development [J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 2010, 11(12): 784.



**XU Zi-xi**, born in 1995, postgraduate, is a member of China Computer Federation. His main research interests include software engineering in open source community and so on.



**MAO Xin-jun**, born in 1970, Ph.D, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include software engineering and so on.