

群智项目创新潜力的影响因素研究

石丽雯^{1,2}, 郭伟^{1,2}, 张静^{1,2}, 刘金剑²

(1.天津大学 机构理论与装备设计教育部重点实验室, 天津 300350; 2.天津仁爱学院, 天津 301636)

摘要: **目的** 在群智协同设计背景下, 对自组织项目创新潜力的影响因素进行了梳理和分析。**方法** 基于创新扩散理论和信息接收模型, 从用户及项目特征的数量和质量两个维度选取参数去研究其对项目持续创新的影响。结合典型群智协同创新社区——LaunchForth 平台, 采用数据挖掘和改进 RFM 项目识别方法对项目创新潜力类型进行划分, 结合 572 项个人项目的创新成功率, 分别对高创新成功率、中创新成功率和低创新成功率 3 类项目进行创新潜力影响因素回归分析、对比及研究。**结果** 得出群智项目创新潜力影响因素回归模型和群智涌现过程中对不同项目创新成功率的影响指标。**结论** 提出激发自组织群智项目创新潜力的管理策略——用户存量为王, 量变决定质变, 对保持自组织项目创新潜力有重要参考价值。且提出一种快速识别项目创新潜力水平的方法, 对提升群智协同创新平台初期孵化项目的成功比例有一定指导意义。

关键词: 群智创新; 项目创新潜力; 类 RFM 模型分类; 回归分析

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)24-0013-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.24.002

Factors Impacting Innovation Potential in Crowd Intelligence Project

SHI Li-wen^{1,2}, GUO Wei^{1,2}, ZHANG Jing^{1,2}, LIU Jin-jian²

(1.Key Laboratory of Mechanism Theory and Equipment Design of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300350, China; 2.Tianjin Ren'ai College, Tianjin 301636, China)

ABSTRACT: Under the background of crowd intelligence collaborative design, the influencing factors of innovation potential in self-organizing projects are analyzed. Based on diffusion of innovation theory and information adoption model, parameters are chosen from the quantity and quality dimensions of users and project characteristics to study their impact on the sustainable innovation of projects. Combined with the LaunchForth platform, a typical crowd intelligence collaborative innovation community, data mining and improved RFM project identification methods are used to classify project innovation potential types. Combined with the innovation success rate of 572 individual projects, the regression analysis, comparison and research on the influencing factors of innovation potential of three kinds of projects with the high success rate, medium success rate and low success rate of innovation are conducted. The regression model of influencing factors of innovation potential of crowd intelligence projects and the index of influencing factors of innovation success rate of different projects during the emergence of crowd intelligence is obtained. This paper puts forward a management strategy to stimulate the innovation potential of self-organizing crowd intelligence projects: the quantity of users is most important, and qualitative change is determined by the quantitative change, which has important reference value for maintaining the innovation potential of self-organizing crowd intelligence projects. In addition, a method to quickly identify the innovation potential level of projects is proposed, which has certain guiding significance for improving the success ratio of initial incubation projects in the crowd intelligence collaborative innovation platform.

KEY WORDS: crowd intelligence design; project innovation potential; improved RFM model classification; regression analysis

收稿日期: 2021-07-09

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFB1700800)

作者简介: 石丽雯(1986—), 女, 河北人, 硕士, 天津大学机构理论与装备设计教育部重点实验室博士生, 天津仁爱学院讲师, 主要研究方向为群智社区协同创新。

通信作者: 刘金剑(1985—), 男, 河北人, 硕士, 天津仁爱学院讲师, 主要研究方向为互联网用户研究、产品设计。

群智创新作为在人工智能 2.0 时代提出的新兴创新范式,具有涌现性、协同性、共享性、技术性等特点^[1]。在群智协同创新社区中,跨学科群体智能的涌现呈现随机性与不确定性。用户群体在“强激励—弱约束”非契约机制下围绕特定目标自主参与复杂耦合创新设计活动^[2]。面向开放式、大规模用户交互与群体创新能力的复杂动态变化,自组织项目的创新潜力大小成为衡量社区初期群智涌现状态的重要指标。从时间维度上看,项目创新的持续时间可以反映群智涌现的可持续性,为了提升群智涌现的可能性和持续性,需要提供一个健康稳定的项目环境,且对项目的创新潜力影响因素进行研究,为分析群智涌现机制提供研究基础。本文主要对社区初期阶段的自组织个人项目进行评价筛选,从用户创新行为和项目本身特征出发,研究群智项目持续创新的影响因素,为群体智能的持续涌现和激励提供相应措施,建立方法体系。群体智能的广泛应用和普及,改变了传统劳动力创新的供给方式,引发了整个产业的颠覆性变革与发展。

1 群智创新设计

群智协同创新社区能够聚集广泛的群体智能资源,通过群体协作的方式解决创新难题,形成海量创新方案指导产品设计,社区项目几乎全部是以用户为中心发起,其有效性取决于用户的持续参与^[3]。在进行开放环境下的复杂系统决策任务时,涌现出来的超越个体智力的智能被称为群体智能^[4]。社区中大多通过“用户评论”的形式聚集信息、知识、用户智能等,并通过各种激励方式推动用户经历“用户—粉丝—设计师”角色属性的演变^[5],加强用户的参与感与荣誉感,释放群智能量。这种方式不仅能够降低创新成本,而且可以提高创新效率。国内外很多知名企业都采取了这种创新模式,例如戴尔的 IdeaStrom、海尔的 Hope、小米社区、InnoCentive 和 Local Motors 等。其中群智协同创新社区的用户创新可持续性尤为重要,亟需开展群智涌现机制方面的研究。以 Local Motors 为例,这是一家新型北美汽车制造商,通过用户参与和信息聚合成功实现了“开源”制造汽车,和传统造车方式相比缩短了近 40%的设计造车周期并极大地降低了设计成本。这种设计制造模式打破了原有的企业造车方式,作为一次群体智能的成功应用案例,为互联网造车提供了可以借鉴的新思路。

目前,针对群智协同创新社区的研究主要集中在用户的参与动机、角色分类、行为贡献以及持续性使用意向等方面,很少关注到项目本身去研究影响项目创新可持续性的因素。在研究影响企业采纳用户创新的关键因素时,文献[6]采用创新扩散理论,通过分析戴尔 IdeaStrom 社区的 21 个用户创意的采纳情况,发现了戴尔公司的吸收能力是影响创意采纳决策的主要原因。在群智用户识别和分类研究领域,文献[7]采用加权 RFM 模型来估计客户的未来价值。文献[8]基于 RFM 模型和 K-means 聚类算法并结合几种大数据分析方法来分析整合客户数据,以便提供更有效、更智能的营销策略。然而将基于 RFM 模型的识别方法应用于由群智用户群体构成的创新项目的研究还相对较少。

2 基于改进 RFM 模型的创新项目类型识别过程

2.1 RFM 改进模型构建

RFM 模型是电商领域衡量客户价值和客户创利能力的重要工具和手段,是识别客户价值的经典模型,用于在观测点对观测期(观测点之前的一段时间)内顾客消费的情况进行分析,从而识别出重要价值客户^[9]。通过分析顾客购买行为数据中的 3 个指标,最近购买时间(Recency, R)、特定时间区间的购买频率(Frequency, F)及特定时间区间的购买价格总额(Monetary, M)来区分顾客的忠诚度并采取不同营销手段个性化精准营销,提高客户的复购率。群智创新项目由大量用户群体共同参与构成,将 RFM 改进模型中的对象由用户个体转变成群智项目中的用户群体,将用户个体的购买行为转变为用户群体的群智创新行为,应用于群智项目的分类识别中,可以帮助社区平台对不同创新潜力的项目进行分类识别。

2.2 基于 RFI 的项目创新潜力识别与细分

根据群智项目的活跃程度和创新数量,对传统 RFM 模型进行改进,提出 RFI 模型。传统 RFM 模型与群智项目 RFI 模型的各指标含义对比见表 1。

R, F, I 从项目中用户群体创新活动频率和数量上反映群智创新行为的水平,对项目的创新潜力进行划分。 R 值越大,表明该项目中的用户群体的交互行为发生的日期越久,项目中参与用户群的资历越高。

表 1 传统 RFM 模型与群智项目 RFI 模型各指标含义对比

Tab.1 Comparison between traditional RFM model and crowd intelligence project RFI model

模型	R (近度)	F (频度)	M/I (值度)
RFM 模型	客户最近一次购买时间距离分析点的时间间隔	客户特定时间区间购买企业产品的次数	客户特定时间区间购买企业产品的价格总额
RFI 模型	项目中用户群体在最近一次交互行为时间距离分析点的时间间隔	项目中用户群体在特定时间区间内活动的总次数	项目中用户群体在特定时间区间内引发创新的数量

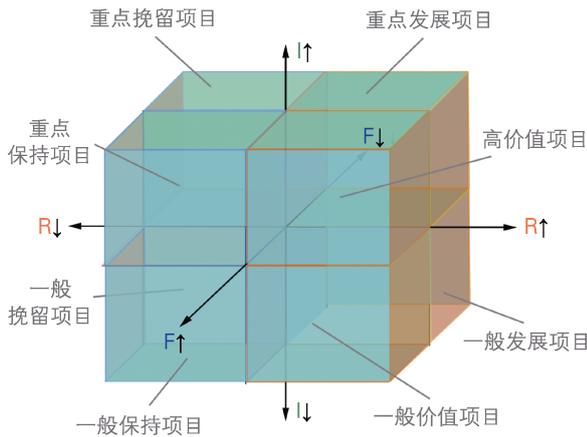


图 1 项目创新潜力 RFI 分类

Fig.1 Project innovation potential RFI classification

F 值越大，表明该项目中的用户群体的交互行为越频繁，项目热度越高。 I 值越大，表明该项目中的用户群体的创新输出能力越高。项目创新潜力 RFI 分类见图 1。

实验数据来自国外知名交通工具设计制造公司 Local Motors 旗下的 LaunchForth 平台。该平台为典型的群智协同创新设计平台，平台自 2007 年成立以来，经历多次改版。现选择 2008 年至 2016 年跟踪采集的 572 项个人项目数据作为项目创新潜力研究的对象。在 LaunchForth 平台上，根据用户参与兴趣目标、设计发展阶段和平台激励措施等不同，存在多种类型的项目。研究选择的个人项目数据集为平台发展

初期数据且平台管理者介入很少，为较为典型的自组织项目。跟平台主导的大型设计项目相比，该阶段项目更接近头脑风暴大量诞生创意阶段，平台其他激励因素干扰较少，用户的自发参与行为特征更明显，群体智能的自发涌现更纯粹，可以更好地研究在用户和项目特征下的自组织项目创新潜力影响因素。

现应用数据集包括 2008 年 6 月 11 日至 2016 年 8 月 21 日近 8 年数据，共计 18625 条用户行为数据。根据郑庆^[10]的研究结果得知，可以将参与者贡献创意且项目的结果与创建者的需求相符合的已完成项目，和截止到数据采集日期时仍存在大量参与者持续性参与并贡献内容的未完成项目，判定为项目成功创新。结合项目创新潜力 RFI 分类情况，按照创新成功率高低对项目进行进一步分类，为后续分类研究不同创新潜力项目的影响因素打下基础，通过对比分析力图发现影响因素与创新成功率高低的关联。项目 RFI 分类及创新成功率统计情况见表 2。

数据显示，572 项个人项目的总体成功比例为 23.08%，将明显高于 23.08% 的项目类别 1 和类别 5 归类为高创新成功率项目；将接近 23.08% 的项目类别 2、类别 3 和类别 6 归类为中创新成功率项目；将明显低于 23.08% 的项目类别 4、类别 7 和类别 8 归类为低创新成功率项目。项目 RFI 分类及创新成功率统计情况见表 3。

经过 RFI 分类统计得出的高创新成功率项目仅占项目总数的 18.01%，其项目创新成功率却高达

表 2 项目 RFI 分类及创新成功率统计情况

Tab.2 Project RFI classification and success rate of innovation statistics

序号	项目类别	成功数量	失败数量	项目总数	成功比例/%	失败比例/%	项目成功率/%	项目占比/%
1	高价值项目	50	11	61	81.97	18.03	37.88	10.66
2	重点保持项目	13	59	72	18.06	81.94	9.85	12.59
3	重点发展项目	22	74	96	22.92	77.08	16.67	16.78
4	重点挽留项目	4	116	120	3.33	96.67	3.03	20.98
5	一般价值项目	20	22	42	47.62	52.38	15.15	7.34
6	一般保持项目	12	43	55	21.82	78.18	9.09	9.62
7	一般发展项目	7	55	62	11.29	88.71	5.30	10.84
8	一般挽留项目	4	60	64	6.25	93.75	3.03	11.19
总计		132	440	572	23.08	76.92	100.00	100.00

表 3 项目创新成功率分类情况统计

Tab.3 Project innovation success rate classification statistics

成功率分类	序号	项目类别	成功数量	失败数量	项目总数	项目成功率/%	项目占比/%
高创新成功率项目	1+5	高价值项目、一般价值项目	70	33	103	53.03	18.01
中创新成功率项目	2+3+6	重点保持项目、重点发展项目、一般保持项目	47	176	223	35.61	38.99
低创新成功率项目	4+7+8	重点挽留项目、一般发展项目、一般挽留项目	15	231	246	11.36	43.01
总计			132	440	572	100.00	100.00

53.03%，而占项目总数的 43.01%的低创新成功率项目，其中仅有 11.36%比例的项目成功创新。对此 3 类不同创新成功率项目进行创新潜力影响力因素分析与对比，可以更好解释因素对项目创新潜力的作用。

3 群智项目创新潜力影响因素模型构建

本研究中群智项目的创新潜力由项目中团队持续创新能力来度量。借鉴余义勇^[11]提出的跨界多样性资源对团队创造力有显著正向影响，研究群智项目创新可持续性。结合经典的创新扩散模型中的时间因素，将项目的时间跨度作为度量项目创新可持续性的指标。随着创新扩散过程的不断推进，时间成为影响用户感知并接受创新的重要因素，信息接受者数量和创新扩散速度都不断变化。在自组织项目初期，用户的数量是持续增加的，一开始只有小部分用户感兴趣并参与其中，随着时间的推移以及项目影响力的增加，更多的用户加入项目建设。因此，创新项目存续时间越长，就会有越多的用户参与到团队并贡献自己的知识、能力，进而提升项目创新成功的可能性，保持群体智能的持续输出。研究模型见图 2。

3.1 用户创新行为层面

在群智协同创新社区中，根据创新扩散理论，创新代理人的推广力度对创新的扩散有积极正向的影响作用^[12]。互联网创新社区中，用户通过提交创意、需求信息、设计问题、详细方案等不同方式参与设计过程。已经参与的用户作为创新代理人，通过自己的参与行为不断影响其他用户，其影响力主要体现在两个方面：参与的用户数量及参与程度。参与的用户数量越多，提交更多的创意和方案，会促进项目不断

前进；用户参与的次数越多，提交的内容越多，体现出他们对项目的参与程度越高。因此，本文提出如下假设：

H_{1a}：参与的用户数量能够积极地影响项目持续创新能力。

H_{1b}：用户的行为数量能够积极地影响项目持续创新能力。

H_{1c}：用户的创意和方案提交数量能够积极地影响项目持续创新能力。

H_{1d}：用户的参与程度能够积极地影响项目持续创新能力。

此外，用户的历史项目成功率是指用户在社区中曾经创建项目的成功比例。从历史项目成功率中可以总结归纳出项目创建者的多方面信息。历史项目成功率高的创建者能更好地发挥自己的作用，利用或调动他人贡献的力量，他们自身或有较强的设计能力，或有吸引其他用户参与并贡献的能力。除此之外，他们创建并发布的项目本身会有更强的可操作性，也更符合社区用户的兴趣。根据信息接受模型的观点，项目成功率高的用户创建的项目具有更高质量和可靠性，更容易被其他用户接受。因此，本文提出如下假设：

H_{1e}：用户的历史项目成功率能够积极地影响其新发布项目持续创新能力。

3.2 项目特征层面

现有的研究成果显示，项目中信息活跃度、受欢迎程度和影响力与项目的创新扩散能力相关。活跃度、受用户欢迎程度和影响力较高的项目，被企业采纳的可能性也较高^[13]。活跃度、受欢迎程度和影响力较高的项目对用户的感知有用性也更强^[14]，它吸引顾客持续参与的能力也更强^[15]。因此在群智创新社区中，项目的活跃度、受欢迎程度和影响力与项目持续创新有积极正向的关系，提出如下假设：

H_{2a}：项目的活跃度能够积极地影响项目持续创新能力。

H_{2b}：项目的受欢迎程度能够积极地影响项目持续创新能力。

H_{2c}：项目的影响力能够积极地影响项目持续创新能力。

基于信息接受模型中用户需要对信息进行感知和理解，在团体协作创新中，项目中的知识输出能否被其他用户快速获取并感知就会影响到整个团队的创新活动的顺利开展与创新的效率。因此提出如下假设：

H_{2d}：项目的显性知识输出能够积极地影响项目持续创新能力。

3.3 研究方法

在已分成 3 类的 572 项个人设计项目中，高创新成功率项目 103 个，中创新成功率项目 223 个，低创

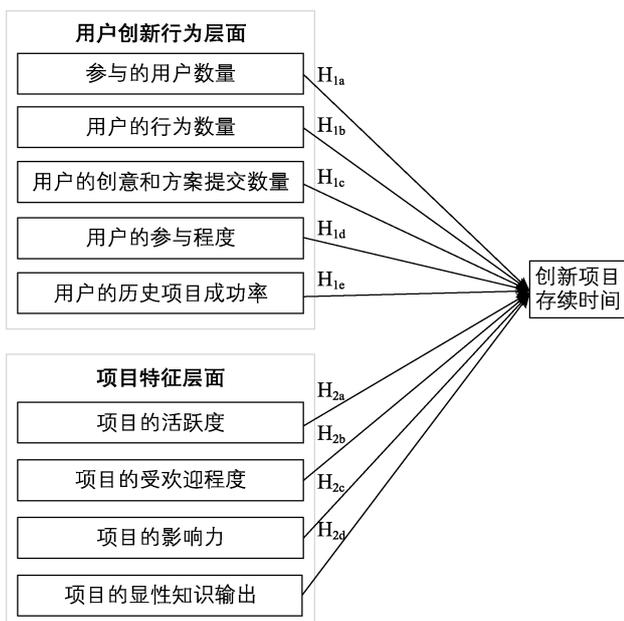


图 2 研究模型
Fig.2 Research model

表 4 不同创新成功率项目的变量数据
Tab.4 Description of variables in different innovation success rate projects

序号	变量名称	变量简称	高创新成功率项目					中创新成功率项目					低创新成功率项目				
			观测数	均值	标准差	最小值	最大值	观测数	均值	标准差	最小值	最大值	观测数	均值	标准差	最小值	最大值
1	参与的用户数量	Users	103	9.83	5.19	3.00	35.00	223	5.00	4.64	1.00	55.00	246	3.37	1.95	1.00	11.00
2	用户的行为数量	Activities	103	79.44	84.27	18.00	535.00	223	22.66	45.06	3.00	631.00	246	7.25	5.58	1.00	25.00
3	用户的创意和方案提交数量	Innovations	103	16.03	25.69	0.00	155.00	223	8.87	16.22	0.00	89.00	246	5.59	14.61	0.00	105.00
4	用户的参与程度	ParDegree	103	51.45	29.21	9.20	149.38	223	51.31	60.06	0.00	431.00	246	27.54	34.22	0.00	193.82
5	用户的历史项目成功率	SucRate	103	0.20	0.36	0.00	1.00	223	0.09	0.26	0.00	1.00	246	0.07	0.23	0.00	1.00
6	项目的活跃度	Activeness	103	3.87	13.22	0.04	99.90	223	4.76	13.34	0.00	93.55	246	6.92	18.06	0.00	155.15
7	项目的受欢迎程度	Popularity	103	7.63	11.39	0.00	84.00	223	2.50	5.57	0.00	62.00	246	1.72	4.36	0.00	32.00
8	项目的影响力	Influence	103	33.87	58.87	0.00	432.00	223	7.80	30.48	0.00	436.00	246	2.46	3.43	0.00	17.00
9	项目的显性知识输出	Knowledge	103	2.66	1.53	0.44	7.50	223	2.70	4.09	0.00	51.00	246	1.66	2.21	0.00	16.50

新成功率项目 246 个。结合图 2 的研究模型，探索不同创新成功率下的群体智能涌现过程中各因素对项目创新可持续性的影响，对自变量和因变量的测量以及各变量解释如下：

自变量包括从用户创新行为层面和项目特征两个层面选取。用户创新行为的度量方式包括参与的用户数量、用户的行为数量、用户的创意和方案提交数量，用户的参与程度，即用户参与的单次平均文字数量，以及用户的历史项目成功率，即在同一社区中，该项目创建者在此之前的成功的项目数量与总的项目数量的比值。在项目特征层面，度量方式包括：项目的活跃度，即该项目用户行为数量与总行为数量的比值；项目的受欢迎程度，即用户查看该项目的次数总和；项目的影响力，即参与过项目的老用户发布新帖子的次数总和；项目的显性知识输出，即评论关键词数量与项目评论数量的比值。

因变量为项目持续创新能力，选择使用创新项目存续时间来度量。由于对项目创新成功的定义中项目持续时间是自组织项目持续创新的先决条件，所以可以认为创新项目的存续时间越长，也就是项目的持续创新时间越长，意味着项目持续创新能力越强。根据以上的变量度量方法，得到所有项目的相关数据，分析数据的统计学特征，不同创新成功率项目的变量数据见表 4。

4 研究结果

本文利用 SPSS 25.0 进行线性回归分析，并检验

假设模型。

对数据进行统一量纲后，得出变量相关性系数见表 5。通过相关性分析检验群体智能涌现过程中各因素对项目持续创新时间的相关性。变量之间的相关性可以接受。

回归模型比较分析。根据研究需要，采用层次回归分析法检验项目持续创新时间与群智涌现过程中用户持续创新行为层面及项目特征层面各变量之间的因果关系。572 个项目层次回归分析结果见表 6，3 类项目层次回归分析结果见表 7。模型 1 只包含 Users、Activities 和 Innovations 3 个数量维度的自变量，为了验证 H_{1a}、H_{1b}、H_{1c}；模型 2 加入了 ParDegree 和 SucRate 两个行为质量维度的自变量，为了验证 H_{1d} 和 H_{1e}；模型 3 依次加入了 Activeness、Popularity、Influence 和 Knowledge 4 个反映群智涌现项目特征的自变量，旨在验证 H_{2a}、H_{2b}、H_{2c}、H_{2d}。

表 6 中研究模型对于不分类 572 项个人项目的创新持续时间的解释力达到了 36.9%（调整 R²），所提出的假设除了 H_{1d}、H_{2d} 之外，其余全部都得到有力支持。表 7 中研究模型对于 3 种创新成功率项目创新持续时间的解释力也分别达到了 28.2%、25% 和 16.5%。

为了验证层次回归分析结果的正确性，本文做了两个验证分析。多重共线性分析结果显示，9 个自变量的公差值都大于 0.1，方差膨胀因子（Variance Inflation Factor, VIF）都小于 10，因此变量之间不存在多重共线性问题。德宾—沃森检验结果显示，项目不分类时 d 统计量取值为 1.824，在高创新成功率项

目中, d 统计量取值为 2.060; 在中创新成功率项目中, d 统计量取值为 1.912; 在低创新成功率项目中, d 统计量取值为 1.839 都比较接近 2, 因此变量无自相关问题。

表 6 中的模型 1 显示, 3 个自变量共解释了总体方差的 32.3%, 说明在用户创新行为数量层面上的参数对项目创新的持续时间有显著影响, 其中参与的用户数量: Users ($\beta=0.439$, $p<0.001$)、用户的创意和

表 5 变量相关性系数
Tab.5 Correlations of variables

分类	变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
个人项目	(1) DUR (N=572)	1									
	(2) Users	0.546**	1								
	(3) Activities	0.458**	0.741**	1							
	(4) Innovations	0.277**	0.251**	0.252**	1						
	(5) ParDegree	0.102*	0.088*	0.152**	0.149**	1					
	(6) SucRate	0.05	0.164**	0.167**	0.427**	0.076	1				
	(7) Activeness	-0.169**	-0.074	-0.083*	-0.04	0.018	-0.002	1			
	(8) Popularity	0.167**	0.178**	0.146**	0.128**	0.054	0.183**	0.189**	1		
	(9) Influence	0.349**	0.714**	0.837**	0.233**	0.057	0.161**	-0.053	0.124**	1	
	(10) Knowledge	0.056	0.057	0.085*	0.075	0.748**	0.04	0.04	0.07	0.035	1
高创新成功率项目	(1) DUR (N=103)	1									
	(2) Users	0.360**	1								
	(3) Activities	0.246*	0.593**	1							
	(4) Innovations	0.302**	0.197*	0.113	1						
	(5) ParDegree	0.081	0.07	0.215*	-0.036	1					
	(6) SucRate	-0.171	0.035	-0.019	0.374**	0.084	1				
	(7) Activeness	-0.266**	-0.226*	-0.147	-0.113	-0.118	-0.092	1			
	(8) Popularity	0.007	0.048	-0.013	0.108	-0.041	0.147	0.051	1		
	(9) Influence	0.16	0.659**	0.757**	0.205*	0.1	0.029	-0.107	0.025	1	
	(10) Knowledge	0.058	0.044	0.210*	-0.035	0.948**	0.048	-0.03	-0.036	0.08	1
中创新成功率项目	(1) DUR (N=223)	1									
	(2) Users	0.474**	1								
	(3) Activities	0.396**	0.798**	1							
	(4) Innovations	0.208**	0.207**	0.323**	1						
	(5) ParDegree	-0.008	-0.072	0.048	0.251**	1					
	(6) SucRate	0.046	0.141*	0.247**	0.322**	0.089	1				
	(7) Activeness	-0.176**	-0.037	-0.086	-0.001	0.006	0.05	1			
	(8) Popularity	0.02	-0.022	-0.031	0.079	0.034	0.185**	0.401**	1		
	(9) Influence	0.346**	0.787**	0.924**	0.228**	-0.037	0.256**	-0.024	0.003	1	
	(10) Knowledge	-0.017	-0.049	-0.012	0.113	0.687**	0.045	0.047	0.122	-0.025	1
低创新成功率项目	(1) DUR (N=246)	1									
	(2) Users	0.300**	1								
	(3) Activities	0.309**	0.662**	1							
	(4) Innovations	0.031	0.082	0.201**	1						
	(5) ParDegree	0.079	0.205**	0.378**	0.017	1					
	(6) SucRate	0.042	0.039	0.094	0.541**	-0.029	1				
	(7) Activeness	-0.11	0.062	0.186**	-0.002	0.127*	0.028	1			
	(8) Popularity	0.157*	0.088	0.253**	-0.006	0.025	0.06	0.279**	1		
	(9) Influence	0.361**	0.571**	0.562**	-0.019	0.089	-0.044	0.084	0.161*	1	
	(10) Knowledge	0.034	0.163*	0.284**	0.007	0.849**	-0.024	0.096	-0.014	0.064	1

注: **表示在 0.01 级别 (双尾), 相关性显著; *表示在 0.05 级别 (双尾), 相关性显著

表 6 572 个项目层次回归分析结果
Tab.6 Results of Hierarchical regression analysis

序号	自变量	个人平台项目 (N=572)		
		M1	M2	M3
0	Constant	0.000	0.000	0.000
1	Users	0.439***	0.445***	0.480***
2	Activities	0.097	0.097	0.264***
3	Innovations	0.142***	0.188***	0.184***
4	ParDegree		0.029	0.023
5	SucRate		-0.122***	-0.130***
6	Activeness			-0.137***
7	Popularity			0.101**
8	Influence			-0.257***
9	Knowledge			-0.012
	R^2	0.323	0.336	0.379
模型	调整 R^2	0.320	0.330	0.369
统计量	ΔR^2	0.323	0.013	0.043
	F	90.505***	57.361***	38.178***

注：***表示在 0.001 级别（双尾），相关性显著；**表示在 0.01 级别（双尾），相关性显著；*表示在 0.05 级别（双尾），相关性显著

表 7 3 类项目层次回归分析结果
Tab.7 Results of Hierarchical regression analysis-three types of projects

序号	自变量	高创新成功率项目 (N=103)			中创新成功率项目 (N=223)			低创新成功率项目 (N=246)		
		M1	M2	M3	M1	M2	M3	M1	M2	M3
0	Constant	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1	Users	0.282*	0.288**	0.336**	0.451***	0.443***	0.480***	0.168*	0.165*	0.083
2	Activities	0.052	0.005	0.180	-0.002	0.015	0.154	0.202*	0.219*	0.104
3	Innovations	0.240*	0.371***	0.385***	0.115	0.133*	0.115	-0.024	-0.048	-0.020
4	ParDegree		0.101	0.209		-0.004	-0.010		-0.035	0.095
5	SucRate		-0.328***	-0.344***		-0.062	-0.058		0.041	0.049
6	Activeness			-0.164			-0.193**			-0.198***
7	Popularity			0.021			0.116			0.132*
8	Influence			-0.294*			-0.192			0.249***
9	Knowledge			-0.144			-0.006			-0.083
模型	R^2	0.187	0.281	0.346	0.237	0.240	0.280	0.112	0.114	0.196
统计量	调整 R^2	0.162	0.244	0.282	0.227	0.223	0.250	0.101	0.096	0.165
	ΔR^2	0.187	0.094	0.065	0.237	0.003	0.040	0.112	0.002	0.082
	F	7.571***	7.587***	5.459***	22.686***	13.739***	9.212***	10.184***	6.200***	6.386***

注：***表示在 0.001 级别（双尾），相关性显著；**表示在 0.01 级别（双尾），相关性显著；*表示在 0.05 级别（双尾），相关性显著

方案提交数量：Innovations ($\beta=0.142, p<0.001$) 均为显著正向影响。模型 2 加入 2 个用户创新行为质量层面的变量后， R^2 值由 0.323 上升到了 0.336，变化了 0.013 ($p<0.001$)，说明新加入的影响因素也对项目创新的持续时间有显著影响，其中，用户的历史项目成功率：SucRate ($\beta=-0.122, p<0.001$)，对项目创新持续时间存在显著负向影响。模型 3 又加入了 4 个

项目特征层面的参数， R^2 值由 0.336 上升到了 0.379，变化了 0.043 ($p<0.001$)，数据说明回归模型得到了进一步优化，而模型 3 也为本文的最终模型，研究结果—572 个项目见图 3。

模型 3 的分析结果如图 3，根据本文提出的假设，在群智项目中，用户创新行为特征从数量层面和质量层面都能够积极地影响项目持续创新能力，然而

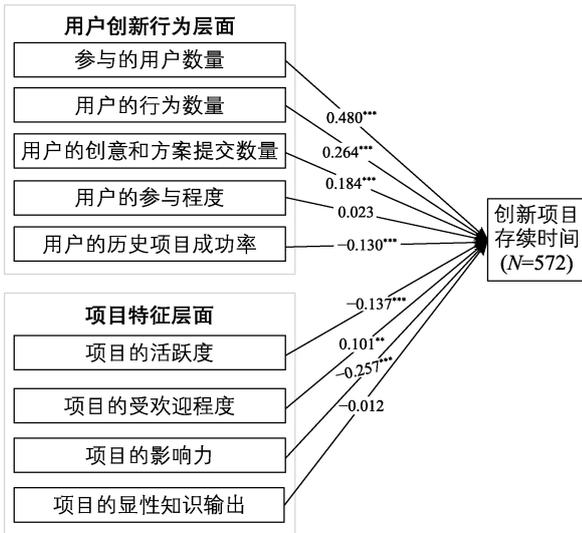


图3 研究结果—572个项目
Fig.3 Research results-572 projects

分析结果显示，只有用户创新行为数量层面上的 H_{1a} 、 H_{1b} 、 H_{1c} 成立，且三者均对项目创新的持续时间有显著正向影响。其中，Users 假设 H_{1a} 的 $\beta=0.480$ ， $p<0.001$ ；Activities 假设 H_{1b} 的 $\beta=0.264$ ， $p<0.001$ 和 Innovations 假设 H_{1c} 的 $\beta=0.184$ ， $p<0.001$ 。即增加一个单位的参与的用户数量、用户的行为数量和用户的创意和方案提交数量，项目创新的持续时间分别提高 48%，26.4%和 18.4%。

在用户创新行为质量层面上， H_{1d} 的假设不成立， H_{1e} 的假设影响方向相反。其中，用户参与程度假设 H_{1d} 的 $\beta =0.023$ ， $p>0.01$ ，因此该假设不成立，即用户的参与程度不会影响项目的持续创新能力。用户的历史项目成功率假设 H_{1e} 的 $\beta =-0.130$ ， $p<0.001$ ，该假设成立，但会存在显著负向影响。即增加一个单位的用户历史项目成功率（或经验值），项目创新的持续时间下降 13%。

对于项目特征层面，假设 H_{2b} 认为项目的受欢迎程度能够显著影响项目创新的持续时间， H_{2b} 的 $\beta=0.101$ ， $p<0.01$ ，该假设成立，即项目的受欢迎程度增加一个单位，项目创新的持续时间提高 10.1%。假设 H_{2a} 、 H_{2c} 认为项目的活跃度和项目的影响力能够显著影响项目创新的持续时间。从分析结果可知，这两个假设都得到验证，但影响方向相反。其中，项目的活跃度假设 H_{2a} 的 $\beta=-0.137$ ， $p<0.001$ ；项目的影响力假设 H_{2c} 的 $\beta=-0.257$ ， $p<0.001$ 。即增加一个单位的项目活跃度和项目影响力，项目创新的持续时间分别下降 13.7%和 25.7%。而假设 H_{2d} 认为项目的显性知识输出能够显著影响项目创新的持续时间，不成立。其中，项目的显性知识输出假设 H_{2d} 的 $\beta=-0.012$ ， $p>0.05$ 。即项目的显性知识输出不会影响项目的持续创新能力。

结合表 7 数据，进一步对高创新成功率、中创新成功率和低创新成功率 3 类项目进行创新潜力影响

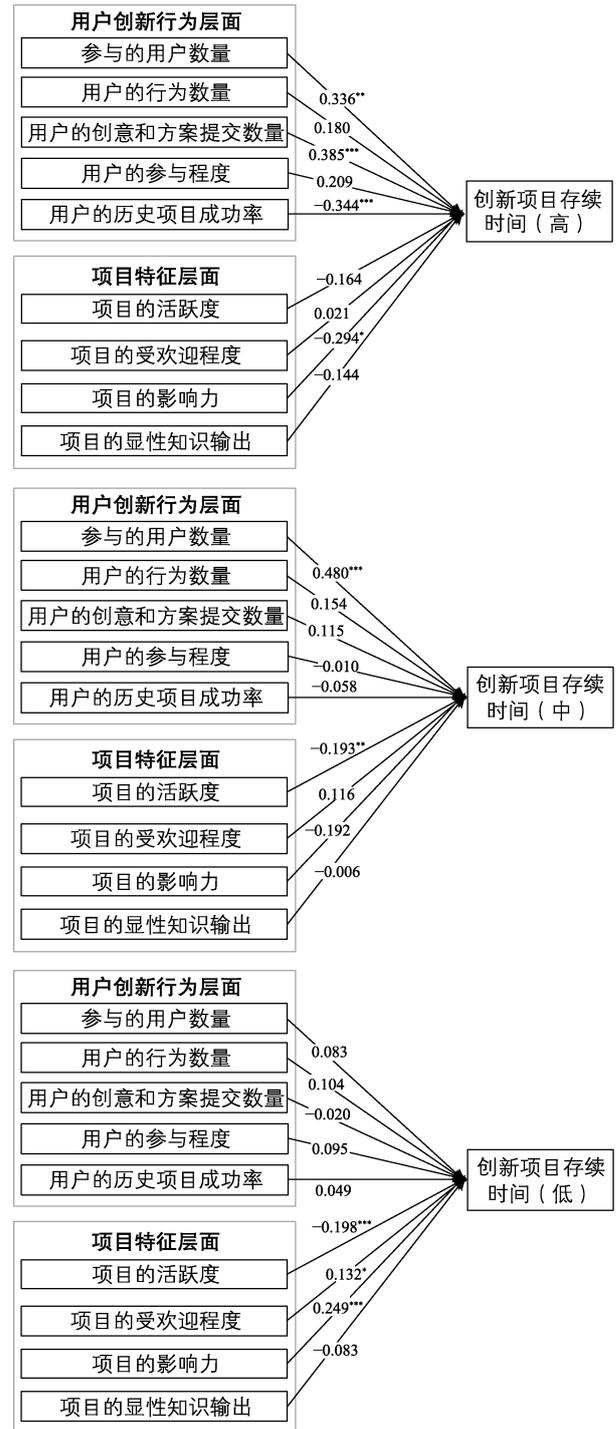


图4 研究结果—创新成功率分类对比
Fig.4 Research results-innovation success rate classification and comparison

因素回归对比分析，研究结果—创新成功率分类对比见图 4。

在用户创新行为数量层面上，参与的用户数量在高创新成功率和中创新成功率项目中都有显著正向影响，每增加一个单位的参与的用户数量，项目创新的持续时间分别提高 33.6%和 48%；用户的创意和方案提交数量仅对高创新成功率项目有显著正向影响，每增加一个单位的用户的创意和方案提交数量，

项目创新的持续时间提高 38.5%。在用户创新行为质量层面上,用户的历史项目成功率仅对高创新成功率项目有显著负向影响,每增加一个单位的用户历史项目成功率(或经验值),项目创新的持续时间下降 34.4%。在项目特征层面上,项目的影响力对高创新成功率项目有负向影响,每增加一个单位的项目的影响力,项目创新的持续时间下降 29.4%。项目的活跃度对中创新成功率和低创新成功率项目都有显著负向影响,每增加一个单位的项目的活跃度,项目创新的持续时间分别下降 19.3%和 19.8%。项目的受欢迎程度和项目的影响力对低创新成功率项目具有显著的正向影响,每增加一个单位的项目的受欢迎程度和项目的影响力,项目创新的持续时间分别提高 13.2%和 24.9%。

结果表明,用户的创新行为对高创新成功率的项目影响更大,即参与用户数量多,提交创意和方案数量多且项目影响力低(参与过项目的老用户发布新帖子的次数总量少)的项目在同等时间范围内容易取得成功。而项目的本身特征会对低创新成功率项目影响更大,即项目活跃度高(该项目用户行为数量与总行为数量的比值)、项目受欢迎度低(用户查看该项目的次数总和)、项目影响力低(参与过项目的老用户发布新帖子的次数总量少)的项目在同等时间范围内更容易失败。

5 结语

根据以上的数据分析结果,群智涌现过程中的用户创新行为数量和质量、项目特征都是影响项目持续创新能力的关键因素,其中用户的参与程度和知识输出并不起到影响自组织项目创新潜力的作用。在同等时间范围内,较容易创新成功的项目,呈现出以下特点:参与项目的老用户留存率高且有新用户持续加入;在项目发展过程中,参与用户的提交物数量较多且老用户之后参与其他项目活动较少。此类项目的创新潜力也比较大,在项目孵化过程中可以重点关注。而呈现出较高用户行为活跃度、较少被新老用户关注且老用户参与其他项目活动少的项目往往在同等时间范围内不易取得创新成功,在项目孵化过程中可以暂时搁置。结合用户参与行为质量和知识输出并不对项目创新成功率高高低产生影响,如何保持项目中用户粘性,让老用户更专注于项目,并不断吸引新用户加入,提升用户群贡献创意的数量成为提高项目创新成功率的关键,在一定程度上符合量变决定质变的规律,但与现有研究群智涌现阶段流量为王、用户协同过程中会促进产生顿悟、不用通过演化积累而形成突破性的新想法^[1]认知有一定差别,还需要深入研究。

由于本文仅选取了 LaunchForth 平台早期个人项目数据进行实证研究,具有一定局限性,现存的开放式创新互联网社区有很多,未来将在多个类似的开放

式创新平台上进行验证性研究,以使研究结论更有说服力。另外本研究中群智涌现过程中项目的持续创新能力影响因素的测量指标体系还不够完善,没有加入项目复杂性度量指标,未来将探索更多影响因素,并针对这些因素提出更合理的测量指标体系,以深化对项目持续创新能力的研究。

参考文献:

- [1] 罗仕鉴. 群智创新: 人工智能 2.0 时的新兴创新范式[J]. 包装工程, 2020, 41(6): 50-56.
LUO Shi-jian. Crowd Intelligence Innovation: a New Innovation Paradigm in the AI 2.0 Era[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(6): 50-56.
- [2] ZHANG J, GUO W, ZHAO N, et al. New Product Information Diffusion in Firm-Hosted Online Communities Based on User Influence[J]. Information Technology and Control, 2020, 49(2): 348-377.
- [3] GUO W, LIANG R Y, WANG L, et al. Exploring Sustained Participation in Firm-hosted Communities in China: the Effects of Social Capital and Active Degree[J]. Behaviour & Information Technology, 2017, 36(3): 223-242.
- [4] LI W, WU W J, WANG H M, et al. Crowd Intelligence in AI 2.0 Era[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18: 15-43.
- [5] ZHANG J, WANG L, SHI L W, et al. Study on Crowd Intelligence Design Pattern of the Open Innovation Community[C]. Tokyo: 2018 IEEE International Conference on Applied System Innovation (ICASI), 2018.
- [6] Di Gangi P M, Wasko M. Steal my idea! Organizational Adoption of User Innovations from a User Innovation Community: a Case Study of Dell IdeaStorm[J]. Decision Support Systems, 2009, 48(1): 303-312.
- [7] M KHAJVAND and M J TAROKH. Estimating Customer Future Value of Different Customer Segments Based on Adapted RFM Model in Retail Banking Context[J]. Procedia Comput. Sci., 2011, 3: 1327-1332.
- [8] WANG S C, TSAI Y T, CIOU Y S. A Hybrid Big Data Analytical Approach for Analyzing Customer Patterns Through an Integrated Supply Chain Network[J]. Journal of Industrial Information Integration, 2020, 20: 100177.
- [9] 王渊. 基于 RFM 模型的协同过滤方法及其在个性化推荐中的应用[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2014.
WANG Yuan. Collaborative Filtering Method Based on RFM Model and Its Application in Personalized Recommendation[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2014.
- [10] ZHENG Q, GUO W, AN W J, et al. Factors Facilitating User Projects Success in Co-innovation Communities[J]. Kybernetes, 2018, 47(4): 656-671.

(下转第 72 页)