

游戏化竞争对在线学习用户行为的影响研究^①

陈国青, 李纪琛, 邓泓舒语, 郭迅华*

(清华大学经济管理学院, 清华大学现代管理研究中心, 北京 100084)

摘要: 为了吸引和激励用户, 各种游戏设计元素被广泛应用于在线学习环境中. 然而, 这些游戏化设计对于用户行为的影响仍然有待系统性的理论解释, 其实际作用也有待于深入的实证研究加以检验. 本文基于“需求-可供性-功能特征”的视角, 从自我决定理论和心理占有理论出发, 分析游戏化竞争元素, 包括间接竞争(如排行榜)和直接竞争(如一对一的对抗性竞赛, 或称 PK), 对在线学习用户行为的影响. 利用大规模客观数据, 本文构建了一个面板数据集, 通过倾向得分匹配加双重差分的计量估计, 结果表明, 游戏化间接竞争和游戏化直接竞争对于用户的在线学习行为均有正面影响. 本文的研究从竞争元素的角度, 揭示了自愿参与的在线学习场景中游戏化设计的作用机制, 对于相关研究与实践具有多方面的参考意义.

关键词: 在线学习; 游戏化竞争; 动机可供性; 排行榜; PK

中图分类号: TP399; G43 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2020)02-0088-16

0 引 言

得益于信息技术的快速发展与渗透, 在线学习(亦称“在线教育”)日益普及, 其用户数量与市场规模持续高速增长. 据美国研究与市场公司的统计和预测, 全球在线教育的市场规模在 2017 年已经达到 1 595.2 亿美元, 而这一数字到 2023 年将增长至 2 866.2 亿美元^[1]. 而根据 2019 年 2 月发布的第 43 次《中国互联网络发展状况统计报告》, 我国在线教育用户规模截至 2018 年 12 月已经达到 2.01 亿, 年增长率高达 29.7%, 其中手机在线教育用户达到 1.94 亿^[2].

尽管发展势头迅猛, 在线教育产业依然面临着许多挑战, 其中最为严峻的问题在于用户退出率(drop-out rate)居高不下^[3-5]. 造成高退出率问题的原因有很多. 首先, 在线学习情境相比于传统的线下学习要更独立、宽松, 其中缺乏能够激励学习者的社会因素与环境因素^[6]; 其次, 很大比例

的在线学习是用户的自发行为, 因此一旦热情退却, 用户可以随时中止甚至终止学习^[6]. 在线学习产业蓬勃发展的背后是从业者面临的竞争日益激烈——截至 2018 年 7 月, 仅在苹果应用商店(App store)中就有超过 20 万个教育类应用可供下载^[7]. 因此, 想要从如此激烈的竞争中脱颖而出, 在线学习应用的设计者必须尽一切可能吸引并留住用户.

在此背景下, 游戏化(gamification)的理念受到了在线学习研究者和从业者的高度重视. 游戏化理念的诞生源于电子游戏在全球的风靡, 它是指将游戏设计元素应用于非游戏场景中^[8], 以实现为用户创造更好的沉浸感并激发用户使用行为的目的, 它被认为可以改变各种传统行业的形态^[9]. 许多研究者希望利用游戏化来改善学习的被动、枯燥等问题, 他们将积分(point)、徽章(badge)和排行榜(leaderboard)等常见的游戏元素引入在线学习环境中试图提高学习者的沉浸感

① 收稿日期: 2019-05-31; 修订日期: 2019-12-17.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71490721; 71490724; 71572092); 教育部人文社会科学重点研究基地基金项目(17JJD630006).

通讯作者: 郭迅华(1976—), 男, 福建厦门人, 博士, 副教授. Email: guoxh@sem.tsinghua.edu.cn

(engagement)、学习动机(motivation)和学习表现(performance)^[10-13]。

然而,对于在线学习情境中的游戏化机制的作用,现有文献中的研究结论莫衷一是。以排行榜的研究为例,Hanus和Fox^[14]发现,排行榜的引入降低了学生的学习动机、满意度和赋能感;而Burgillo^[15]和Cagiltay等^[16]却发现在有排行榜的情景中学生的学习动机和测试得分均有所提高。造成这一状况的重要原因在于,以往文献多采用实验室实验、实地试验或问卷调查的方式,对学习者的游戏化使用进行了不同程度的干预和要求。例如在实地实验中明确要求学生需关注排行榜信息^[14],从而可能引发焦虑和抗拒,得出游戏化机制对学习产生负面影响的结论。然而在互联网情境下,在线学习者对游戏化机制的使用往往是不被外界(如研究人员,老师)要求的。因此,在更贴合实际场景且干扰用户使用游戏化机制的条件下,充分利用在线学习平台积累的真实数据^[17-20],将能更有效地回答游戏化机制对用户行为有何影响的问题^[20, 21]。

基于此,本文使用大规模客观数据分析了自愿参与的在线学习场景中游戏化设计的作用。基于“需求-可供性-功能特征”的视角(needs-affordances-features perspective, NAF perspective)^[22],从自我决定理论(self-determination theory, SDT)^[23]和心理占有理论(psychological ownership theory, POT)^[24]出发,分析不同的游戏化竞争提供怎样的可供性,满足用户的何种心理需求,从而影响用户的使用行为。基于以往文献,游戏化竞争可以区分为游戏化间接竞争和游戏化直接竞争。本文选取了排行榜和PK(一对一的对抗性竞赛,“player killing”)作为这两类游戏化功能的典型实例。基于某下载量超过3 500万次的语言类在线学习应用中的实际用户数据,通过倾向得分匹配(propensity score matching, PSM)加双重差分(difference in difference, DID)的计量经济学方法来检验使用这些功能对于用户行为的影响。分析结果表明,游戏化间接竞争(排行榜)和游戏化直接竞争(PK)对于用户的在线学习行为均有正面影响。本文为自愿发生的在线学习场景中游戏化设计的正面作用提供了实证证据,并从理论上解释了这种作用的内在

机理,对于游戏化在线学习的研究者与实践者均具有多方面的指导意义。

1 文献综述

相比于传统课堂学习,在线学习具有学习时间、地点灵活,可以自定义学习进度和无限次获取学习材料等明显优势,却也始终面临着如何激励用户保持学习热情、持续参与学习的严峻挑战^[25, 26]。因此,游戏化自诞生伊始就被一些从业者引入了在线学习情境中以实现吸引和激励用户的目的,许多研究者也陆续开始关注在线学习中游戏化的作用。

在相关文献中,研究者主要关注的因变量包括学习者的心理变量和行为变量,其中心理变量主要有享受度(enjoyment)^[27-29]、沉浸度(engagement)^[27, 28]、自我效能^[27, 28]和学习动机^[14]等,而行为变量则包括学习参与和学习成绩^[10, 28, 30]等。在线学习最严峻的挑战是高退出率(high drop-out rate)。虽然以往研究所关注的心理和行为变量在一定程度上降低退出率,但直接针对退出行为的讨论,迄今仍十分鲜见。

文献中讨论较多的游戏设计元素包括得分、徽章、竞争、合作等。本文主要关注游戏化竞争。根据游戏参与者是否对其他参与者的结果造成直接影响,游戏化竞争可分为直接竞争(direct competition)和间接竞争(indirect competition)^[31]。

1.1 游戏化间接竞争的作用

游戏化间接竞争的典型代表之一为排行榜^[31]。排行榜以展示用户成绩排行的形式实现多用户之间的社会比较(social comparison)^[32]。Anderson等^[33-34]认为,因为排行榜是对整个社群公开显示的,所以榜上的排名高低实际上代表了一种地位(status),而同辈中的地位是非常有效的激励因素,即使象征这种地位的符号看起来微不足道,人们也还是会很关注它。

游戏化间接竞争通过激发用户之间比较促进或抑制用户在线学习行为。排行榜使用户为追求较高排名的目标而表现出某些预期的行为。例如,Goes等^[35]在引入了激励层级(incentive hierarchies)的用户生成内容社区(user-generated con-

tent sites) 中发现, 尽管较高的层级仅仅只是一种光荣的象征而不带来任何物质回报, 用户还是会为了追求到达更高的层级而显著地贡献更多的内容; 而 Landers 和 Landers^[36] 也发现在有排行榜的情况下, 学生用了更多的时间来完成线上维基页面编辑的课程项目作业。

但是, 也有一些研究者发现了相反的实证结果。Domínguez 等^[10] 发现引入排行榜后学生在书面作业上成绩更差, 且对课堂活动参与明显减少。Christy 和 Fox^[37] 在线上实验中发现在有排行榜且排行榜上的多数高排名用户是其他女性时, 女性被试的数学测试成绩会显著降低, 由此他们提出在学习情境中引入排行榜可能会有难以预期的负面效果。Jia 等^[38] 认为用户的性格倾向和排名高低, 以及排行榜的应用情境都会影响用户对排行榜的感知。

总的来说, 现有研究对于在线学习中游戏化间接竞争, 特别是排行榜的作用, 仍然缺乏必要的共识。

1.2 游戏化直接竞争的作用

游戏化直接竞争的典型代表是一对一的对抗性竞赛(PK), 它是指至少两个对手围绕某个中心任务来争夺优势或胜利^[27], 它被视为游戏中的通用(universal)原则^[39]。直接竞争不仅在游戏中被视为挑战和参与感的重要来源^[31,40,41], 在学习情境中也被视为提高学生努力的动力来源^[42]。然而, 在现有文献中, 直接竞争对学习者的影响作用机制及效果均不明确。

一方面, 直接竞争会引发负面情绪(如焦虑)从而对学习产生负向影响。Anderman 和 Murdock^[43] 发现直接竞争破坏了学习者的内在动机(intrinsic motivation)和学业自信。另一方面, 直接竞争会引发好胜心, 激发学习者的学习动机, 从而产生正面的影响。Cagiltay 等^[16] 发现学生在引入了直接竞争的情况下, 学习动机和成绩都显著提升。除此之外, 也有学者认为直接竞争的影响取决于个体及情境的特征。Reeve 和 Deci^[44] 认为直接竞争对参与者的影响取决于竞争的结果, 他们发现在竞争中获胜会增强参与者的内在动机, 而失败则会伤害这种动机。Santhanam 等^[28] 发现直接竞争对学习者的参与度和学习成绩的影响取决于对手的相对水平。

1.3 文献小结

现有文献对于在线学习情境中游戏化竞争竞争机制的研究尚无清晰结论, 究其原因与研究情境和研究设计有关。在研究情境, 以往大多数研究都聚焦学校教育^[10,14-16,36-38] 这类强制学习场景, 而缺少对自愿投入的在线学习的关注。而从研究方法上看, 绝大多数研究采用了小规模实验和/或问卷调查的方法^[10,14-16,36-38], 对学习者的游戏化使用进行了不同程度的干预。而游戏化竞争本身可能引发焦虑的负面情感, 如果干预过度甚至强制要求使用游戏化竞争, 可能会引发被试烦躁和抗拒情绪, 从而会得出游戏化竞争产生负面影响的结论。因此, 要有效地揭示游戏化机制对用户在线学习行为的影响, 需要在不干扰用户使用游戏化机制的情况下, 充分利用在线学习平台积累的真实且大规模的用户数据进行分析。

2 理论发展与研究假设

从根本上讲, 用户对某种信息系统或技术的使用由他们的动机所决定^[45]。在线学习应用本质上也是一种信息系统, 想要促进用户对这一系统的使用, 就必须加强其动机可供性(motivational affordance)^[46,47]。可供性是指一种系统或技术提供给用户的行动或操作的可能, 它决定了用户通过使用这一系统或技术能够做什么^[22]; 而动机可供性则是指系统是否能够满足以及如何满足用户动机需求的属性^[22]。

Zhang^[45] 提出用户有4种动机需求与信息通信技术的设计和使用最为相关, 即心理需求(自主性与自我)、社会需求(关联性、影响他人和接受影响)、认知需求(胜任力与成就)及情感需求(感动与感情)。在此基础上, Zhang^[45] 认为好的技术设计应当要力图满足用户的这些需求, 他所提出的10条设计原则都围绕技术的动机可供性展开。Jung 等^[46] 将这些设计原则应用到线上团体协作环境的设计中, 并发现该环境的人机交互界面设计中应当重视提供实时绩效反馈并且在目标设定中追求最优挑战(optimal challenge)。Karahanna

等^[22]则提出了一个理解社交媒体使用的全面框架——“需求-可供性-功能特征的视角”

(needs-affordances-features perspective, 以下简称“NAF 视角”), 这一框架的内在逻辑如图 1 所示。



图 1 需求-可供性-功能特征的视角的内在逻辑^[22]

Fig. 1 The internal logic of needs-affordances-features perspective^[22]

根据 NAF 视角,用户对是否使用某种社交媒体应用以及使用到什么程度,取决于这一应用能否满足用户的心理需求以及满足到什么程度。在结合自我决定理论和心理占有理论的基础上, Karahanna 等^[22]提出用户有自主性、胜任力、关联度、有一席之地(having a place)和自我认同(self-identity)等 5 种突出的心理需求。基于对这些心理需求的厘清,他们进一步归纳了自我表达、内容分享、实时交互、在场声明(presence signaling)、浏览他人内容、交流、竞争及合作等 12 种典型的社交媒体可供性,并将这些可供性映射到常见的社交媒体功能特征上去,以此说明,任何一种社交媒体能够被用户使用实际上都是因为它们具有满足用户相关心理需求的可供性的功能特征。

尽管 NAF 视角最早提出于社交媒体的研究情境中,但它实际上是将社交媒体应用作为一种用户自愿使用的信息系统,进而通过分析这种信息系统具有的功能特征能够提供怎样的可供性,进而如何满足用户需求,从而分析用户对这类系统的使用将受到怎样的激发。因此,NAF 视角具有被迁移到分析其他相似的信息系统或信息交流技术的场景中的潜力;尤其值得注意的是,本文所研究的用户自愿参与的在线学习行为与绝大多数社交媒体应用的使用行为均是用户的自主行为,这种内在的相通之处为本文应用 NAF 视角来分析在线学习平台中的游戏化设计功能奠定了基础。下文即在结合在线学习应用特点的基础上,应用 NAF 视角,来分析特定的游戏化设计可以提供怎样的动机可供性,进而提出研究假设。

2.1 游戏化间接竞争

在线学习应用中的游戏化间接竞争的典型实例是排行榜。排行榜通常根据用户的学习表现从高到低进行展示,根据不同的设计目的与理念,可以有不同的指标来衡量用户的学习表现,比如学

习时长、测试成绩、综合评分等等。目前,除了传统的排行榜设计外,还有两种常见的排行榜,即无障碍排行榜(the no-disincentive leaderboard)和无限排行榜(the infinite leaderboard)^[48]。在无障碍排行榜中,前者围绕用户自己的状态而组织,无论该用户在总榜中排名高低,都会采用“掐头去尾”的方式将他的状态显示在排行榜的正中间,这种设计可以有效防止“落榜”给用户带来的负面激励。无限排行榜既能避免用户永远难以排入靠前位置的窘境,也允许用户选择不同的比较范围而显示不同的榜单,比如除了在平台全局排名之外还可以仅在好友之间排名,也可以限定在某个地域或某个等级(level)的用户中排名。

排行榜赋予了在线学习平台两大方面的可供性。首先,排行榜提供了用户自身的学习反馈信息,展示了当前用户的学习情况,排名的变化也反映了用户个人学习状态的变化。其次,排行榜使在线学习平台具有用户交互和对比的能力。排行榜实时更新,不仅使得用户能查看其他用户信息,也能实时获取自身相对于他人的学习状况。用户出现在排行榜上,则提供了在场声明的作用;排行榜展示了用户相对于其他用户的排名,帮助用户进行社会比较。

排行榜所赋予在线学习平台的可供性,为满足用户的多种动机需求创造了可能。第一,用户可自由选择是否查看(即使用)排行榜功能,即对排行榜的使用完全是自愿、自主的,因此可以满足用户对自主性的需求;第二,排行榜提供的实时反馈和社会比较可以满足用户对胜任力和成就感的需求,尤其对于改进后的无障碍排行榜与无限排行榜而言,这种需求满足更为便捷;第三,实时交互和在场声明可以满足用户对关联度和影响与被影响的需求;此外,结合心理占有理论,拥有排行榜这样一个个性化的功能板块以记录自己在应用中

的行为,还可以满足用户对占有一席之地与自我认同的需求. 尽管以往研究表明排行榜在班级学习中的引入可能会引发用户焦虑甚至降低学习动机的负面效应^[14],但在在线学习的情景中,用户之间往往是陌生人,这种负面效应可能会被减弱.

此外,基于对用户需求的满足,排行榜有助于促进用户对在线学习应用的持续使用.

综上,利用 NAF 视角,可以对在线学习应用中排行榜带来的可供性与对用户需求的满足情况概括如图 2 所示.

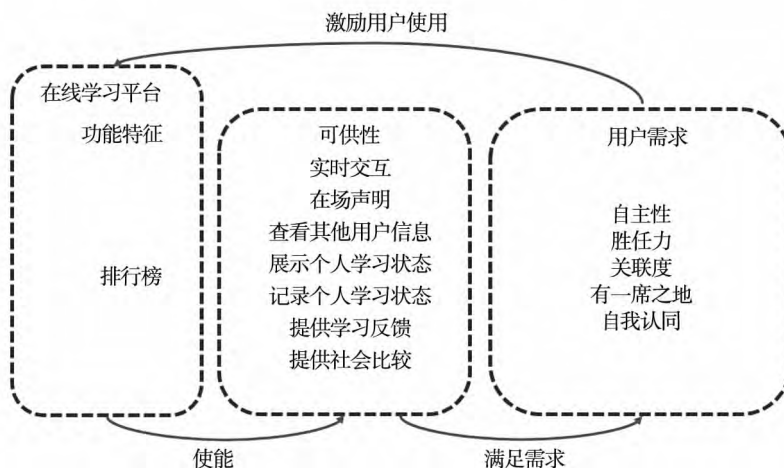


图2 NAF 视角下在线学习中游戏化间接竞争(排行榜)的作用机制

Fig. 2 The influence mechanism of gamified indirect competition (leaderboard) in online learning under the NAF perspective

基于以上分析,使用游戏化间接竞争(排行榜)对用户的在线学习应用使用行为有正面影响,因此本文提出如下假设:

假设1 使用游戏化间接竞争对用户的在线学习应用使用行为有正面影响.

2.2 游戏化直接竞争

游戏化直接竞争的典型代表是用户之间的PK,即两个用户之间围绕某个特定任务而展开比赛,最终决出胜负结果^[28].

PK功能的引入为在线学习应用增加了四方面的可供性. 第一,PK强调实时对战,因此赋予了实时交互的能力;第二,PK提供了认识其他用户并向其他用户学习的机会^②,构建平台中的社交关系;第三,PK结果可以作为对用户学习水平的一种反馈,记录用户学习状态. 第四,PK使用户之间一对一的对抗,不仅使用户在比赛结束后查看对方的成绩和具体答题结果进行社会比较,还能在PK中感受到竞争的感觉.

PK带来的可供性满足了用户四方面的动机

需求. 第一,由于是否参与、何时参与、参与多少场PK都是完全出于用户的自愿,因此用户自主性需求可以得到满足. 第二,尽管用户在PK中可能会失败,但是可供性重点强调的是一种可能,即用户通过PK有可能战胜其他用户,从而满足其对胜任力的需求. 第三,与其他用户实现交互,并有机会构建平台上的好友关系也有助于满足用户对关联度的需求. 第四,PK结果的反馈可以帮助用户真实地认知自我和记录其学习状态和水平的变化,因此有助于满足用户对自我认同的需求. 尽管在PK中输掉对手可能造成用户失落和灰心的情感,或者在PK中战胜对手可能造成骄傲自满的情感. 但在在线学习平台中大多数用户与对手之间都是陌生人的关系,输掉后的丢脸和失落感,以及获胜后的得意和自负感都不会过于强烈. 因此,相比于以往在好友或同学之间PK,在线学习情境中PK所带来的负面影响更小. 相反,由于PK满足了用户的四方面需求,能对用户在线学习行为起到正面

② 许多在线学习平台上都提供了添加好友的功能,因此,用户可以向竞争对手发出添加好友的申请.

的作用.

综上,利用 NAF 视角,可以对在线学习应用

中 PK 带来的可供性与对用户需求的满足情况概括如图 3 所示.

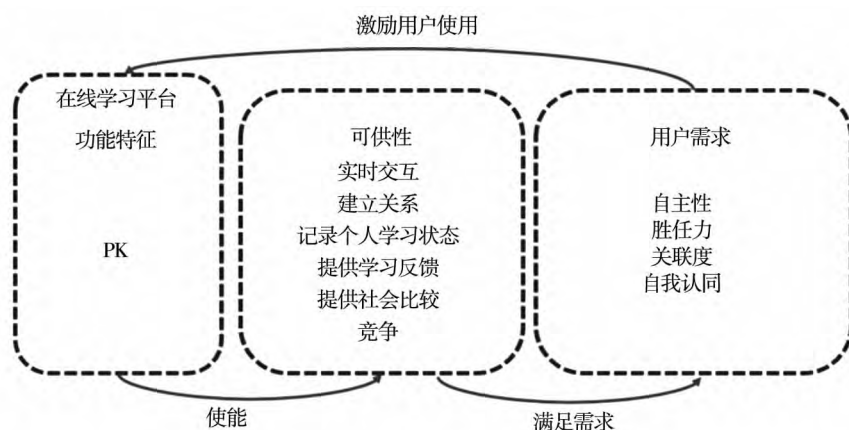


Fig. 3 The influence mechanism of gamified direct competition (PK) in online learning under the NAF perspective

基于以上分析,本文认为使用游戏化直接竞争 (PK) 对用户的在线学习应用使用行为有正面影响,因此提出如下假设:

假设 2 使用游戏化直接竞争对用户的在线学习应用使用行为有正面影响.

3 研究情境与研究方法

3.1 研究情境

本文研究的数据来自于国内一家大型在线教育公司所开发运营的一款语言学习移动应用程序 WF. 截止 2017 年 2 月,该应用在华为应用商店等应用市场上的累计下载量超过 3 500 万次. 用户使用这一应用学习的第一步是选择他们的目标外语语种和目前的学习水平,挑选一本适当的词书 (比如托福考试词汇). 接下来的学习围绕该词书中的词汇展开,包括词汇的发音、释义、拼写和例句等等.

虽然竞争非常激烈,但近年来 WF 在行业中一直处于领先地位,可能的原因在于它率先引入了游戏化竞争设计,即利用游戏化间接竞争 (排行榜)、游戏化直接竞争 (PK) 以吸引和激励用户. 从移动应用市场中的评论可以看出用户对这种设计的欢迎,如有用户评论道“WF 让我的背单词不再那么枯燥啦”. WF 平台上各项功能的使用皆为

自愿的,即不存平台激励 (如,积分奖励,金钱补贴) 或外部强迫使用 (如,学校或老师要求使用) 作用. 因此,该平台不仅为本文研究自愿使用游戏化竞争特性所带来的在线学习行为影响提供了合适的研究场景,也排除掉了无法观测的外在激励因素对用户使用行为的影响.

自发布以来,WF 中一直搭载着排行榜模块,其中可以展示好友排行 (仅在用户添加的好友范围内排名) 和总排行 (在所有背同一本词书的用户中排名). 2015 年 10 月,WF 引入了名为“PK 竞技场”的 PK 功能模块,并将入口放在主页醒目位置. 在 WF 的 PK 竞技场中,用户将与一位由平台为其自动匹配的对手或者用户自己的好友一起参与一组测试,测试一般由 18 道问题组成,每答对一道问题用户将获得一定分数,而回答错误则不得分,最终得分较高的用户获胜,而得分较低的用户失败. 获胜的用户将被奖励游戏中的“一颗星”. 图 4 (a) 和图 4 (b) 分别展示了 WF 应用中的游戏化间接竞争 (排行榜) 和游戏化直接竞争 (PK) 的界面.

本文构建了一个涵盖了 WF 中 213 400 名用户在 12 周内的几乎所有用户行为的数据集,并按照每用户 - 周的层次 (user-week level) 整合为面板数据. 接下来,将利用这一数据集来检验理论假设.

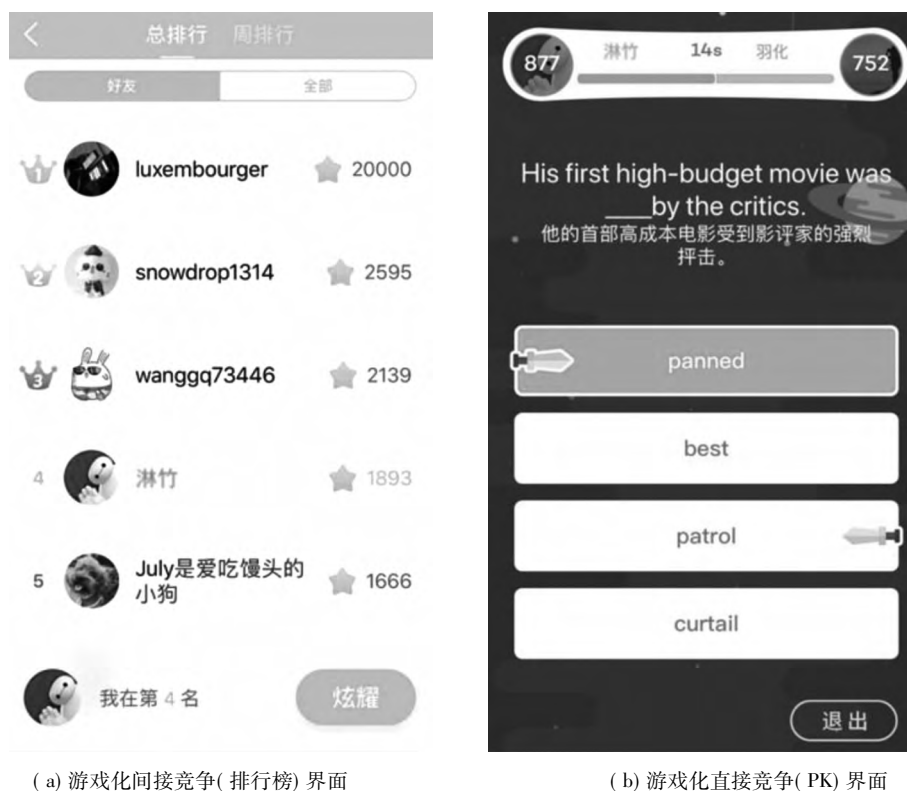


图4 WF 中的游戏化竞争界面

Fig. 4 Screenshots of gamified competition in WF

3.2 研究变量及其测度

1) 因变量

本文感兴趣的变量在于用户对在线学习应用的使用,为了测量这一构念,本文使用用户背词量和登录次数作为代理变量. 用户背词量代表了用户在该平台上的学习行为,即背词量越多则学习越积极. 登录次数则代表了用户使用该平台的行为,登录次数越多则越活跃.

2) 自变量

本研究中关键的自变量是用户是否使用排行榜和竞争功能,因此,本文将用两个 0-1 变量分别刻画用户在当周是否使用过这两个功能.

3) 控制变量

为能够准确地估计使用排行榜和竞争功能对用户行为的影响,本文控制了用户在 WF 平台中发生的其他活动以防止潜在的混淆. 这些其他活

动包括用户在每一周登录该平台的次数、完成单词量测试^③的次数、点击查看个人学习信息页面的次数、平台中好友人数等.

3.3 分析方法

由于是否使用排行榜/竞争功能是由用户自愿选择的,所以可能存在自选择偏差带来的内生性问题. 为了控制这一偏差,降低估计的偏误,本文采用倾向得分匹配(propensity score matching, PSM)加双重差分(difference in difference, DID)的方法来进行估计.

首先利用可能影响用户是否使用游戏化功能的变量做 Logit 回归,得到不同用户选择使用这些功能的倾向得分(propensity score, PS),然后基于用户的倾向得分进行匹配,匹配上的用户得分相近,但是一组实际上使用了游戏化功能,另一组却没有使用,接下来对这两组用户做双重差分,就可

③ 单词量测试不同于完成每组单词后的测验,它不依托于用户已学过的英语单词,而是由平台开发的英语水平测试单词组成. 选用单词量测试次数而非单词量测试结果,是因为测试次数代表用户对自身英语水平的关心程度,用户对自身英语水平越关注,其使用行为(即背单词和登录)也会越频繁.

以发现本文关注的影响效果。

之所以采用这种方法,是因为倾向得分匹配可以实现配对后的两组样本在可观测的变量上基本没有显著差异,而双重差分则进一步保证了一些样本中共同包含却不可观测的变量的影响效果被减去。

由于是否使用排行榜和 PK 功能并非一次性选择,为了避免多重效应的叠加和混淆,本文关注

首次使用这些功能的影响,即将处理组的样本限制在用户分别首次使用排行榜和竞争功能的第一周(t_1 周、 t_2 周)及其前一周($(t_1 - 1)$ 周、 $(t_2 - 1)$ 周)的数据,而控制组的样本为与处理组样本在($t_1 - 1$)周、($t_2 - 1$)周能匹配上的数据及其后一周(t_1 周、 t_2 周)的数据。

为了验证 H1 和 H2,分别构建了两个计量模型并加以估计。模型中的变量及其含义如表 1 所示。

表 1 模型变量及其含义

Table 1 Definition of variables in the models

变量名	变量含义
$Learning_{it}$	用户 i 在第 t 周所学习的单词总数
$RankTreatment_i$	反映用户 i 是否使用排行榜功能的 0-1 变量;若用户查看(即使用)了排行榜,则取值为 1;若用户从未查看,则取值为 0
$PkTreatment_i$	反映用户 i 是否使用 PK 功能的 0-1 变量;若用户参与(即使用)PK,则取值为 1;若用户从未参与,则取值为 0
$Event_t$	反映时间的 0-1 变量;若为第二周,则取值为 1;若为第一周,则取值为 0
$Login_{it}$	用户 i 在第 t 周登录应用的总次数
$RankCheck_{it}$	用户 i 在第 t 周查看应用中排行榜的总次数
Pk_{it}	用户 i 在第 t 周参加 PK 的总次数
$Test_{it}$	用户 i 在第 t 周参加词汇量测试的总次数
$InfoCheck_{it}$	用户 i 在第 t 周查看个人学习信息页面的总次数
$Friend_{it}$	用户 i 在第 t 周累计添加的好友次数
$Tenure_{it}$	从用户 i 首次开始使用 WF 的当周到第 t 周,中间的周数

为了估计游戏化间接竞争(排行榜)对用户学习平台使用行为的影响,验证假设 H1,本文构建了模型(1)。在模型(1)中,最关注的参数是双重差分项,即交互项 $RankTreatment_i \times Event_t$ 的系数。为了控制个体效应,加入了 α_i 来控制不能直接观测的个体差异带来的影响

$$\begin{aligned}
 Learning_{it} = & \beta_1 RankTreatment_i + \beta_2 Event_t + \\
 & \beta_3 RankTreatment_i \times Event_t + \\
 & \beta_4 Login_{it} + \beta_5 Pk_{it} + \beta_6 Test_{it} + \\
 & \beta_7 InfoCheck_{it} + \beta_8 Friend_{it} + \\
 & \beta_9 Tenure_{it} + \alpha_i + \varepsilon_{it}
 \end{aligned} \quad (1)$$

而为了计算用户在某一周使用游戏化间接竞争(排行榜)的倾向得分,本文使用用户在前一周的相关数据来进行计算,计算方法如式(2)所示

$$\begin{aligned}
 PS(RankTreatment_{i,t-1}) = & \gamma_1 Login_{i,t-1} + \\
 & \gamma_2 Learning_{i,t-1} + \gamma_3 Pk_{i,t-1} + \gamma_4 Test_{i,t-1} + \\
 & \gamma_5 InfoCheck_{i,t-1} + \gamma_6 Friend_{i,t-1} + \\
 & \gamma_7 Tenure_{i,t-1}
 \end{aligned} \quad (2)$$

为了估计使用游戏化直接竞争(PK)对用户学习平台使用行为的影响,验证假设 H2,本文构建了模型(3)。在模型(3)中,最关注的参数同样是双重差分项,即交互项 $PkTreatment_i \times Event_t$ 的系数。为了控

制个体效应,也分别加入了 α_i 来控制不能直接观测的个体差异带来的影响

$$\begin{aligned} Learning_{it} = & \beta_1 PkTreatment_i + \beta_2 Event_i + \\ & \beta_3 PkTreatment_i \times Event_i + \\ & \beta_4 Login_{i,t} + \beta_5 RankCheck_{i,t} + \\ & \beta_6 Test_{i,t} + \beta_7 InfoCheck_{i,t} + \\ & \beta_8 Friend_{i,t} + \beta_9 Tenture_{i,t} + \alpha_i + \varepsilon_{it} \end{aligned}$$

(3)

使用用户在前一周的相关数据来进行计算用户在第二周使用游戏化直接竞争 (PK) 的倾向得分,如式 (4) 所示

$$\begin{aligned} PS(PkTreatment_{i,t}) = & \gamma_1 Login_{i,t-1} + \\ & \gamma_2 Learning_{i,t-1} + \gamma_3 RankCheck_{i,t-1} + \\ & \gamma_4 Test_{i,t-1} + \gamma_5 InfoCheck_{i,t-1} + \\ & \gamma_6 Friend_{i,t-1} + \gamma_7 Tenture_{i,t-1} \end{aligned}$$

(4)

4 研究结果与讨论

4.1 游戏化间接竞争的影响

首先,根据模型 (2) 计算用户在某一周使用排行榜的倾向得分,结果如表 2 所示. 从表 2 可知,选取的所有预测变量都对用户的排行榜使用选择有显著影响.

利用倾向得分的计算结果,本文按照对一一无放回 (one to one, no replacement) 方法进行匹配操作^④,匹配前后两组样本在模型变量上的比较如表 3 所示. 为了更直观地观察匹配前后处理组和控制组样本的对比情况,画图如图 5 所示. 结合表 3 与图 5 可知,经过趋势得分匹配,两组样本在可观察的主要预测变量上都已经非常接近,其中登录次数和背词量等指标上的取值已经无显著差异.

使用匹配后的样本,根据模型 (1) 估计使用游戏化间接竞争 (排行榜) 对在线学习用户行为的

影响,回归结果如表 4 所示.

表 2 利用预测变量计算用户使用游戏化间接竞争 (排行榜) 的倾向得分

Table 2 The propensity score of predictors for the usage of gamified indirect competition (leaderboard)

变量名	RankTreatment
Login _{t-1}	0.011 6 *** (0.000 720)
Learning _{t-1}	0.003 12 *** (0.000 212)
Pk _{t-1}	0.043 9 *** (0.004 05)
Test _{t-1}	0.140 *** (0.019 6)
InfoCheck _{t-1}	-0.021 5 *** (0.007 88)
Friend _{t-1}	0.193 *** (0.022 9)
Tenure _{t-1}	-0.373 *** (0.006 01)
Constant	-2.544 *** (0.021 0)
Observations	363 915

注: 1. 标准差在括号中展现.
2. 显著性标注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

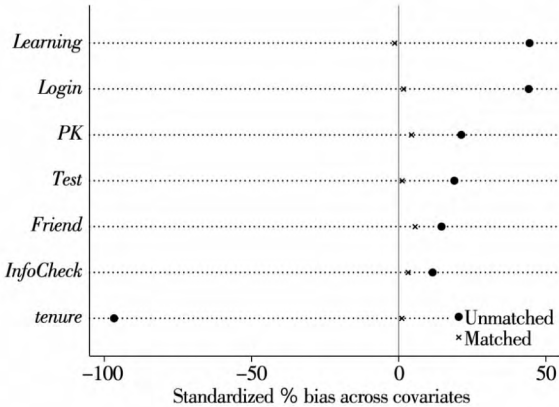


图 5 匹配前后两组样本的比较 (排行榜)

Fig. 5 The comparison for two groups between before-matching and after-matching (leaderboard)

④ 为保证结果有更好的可解释性,本文认为对一一无放回方式为此处的最佳匹配方式. 本文也尝试使用了其他备选方式进行匹配操作,最终模型估计结果与本文假设依然一致.

表 3 匹配前后两组样本在模型变量上的比较(排行榜)

Table 3 The comparison of variables for two groups between before-matching and after-matching (leaderboard)

变量名	匹配状态	Mean		% bias	% reduct bias	t-test		V(T) /V(C)
		Treated	Control			t	p > t	
$Login_{t-1}$	匹配前	8. 749 4	2. 352 8	44. 2		62. 95	0. 000	4. 58*
	匹配后	8. 749 4	8. 516 1	1. 6	96. 4	0. 81	0. 417	1. 07*
$Learning_{t-1}$	匹配前	28. 803	7. 617 2	44. 5		63. 01	0. 000	4. 51*
	匹配后	28. 803	29. 48	-1. 4	96. 8	-0. 64	0. 524	0. 70*
Pk_{t-1}	匹配前	0. 558 04	0. 085 59	21. 3		37. 03	0. 000	7. 89*
	匹配后	0. 558 04	0. 461 99	4. 3	79. 7	2. 08	0. 038	1. 04
$Test_{t-1}$	匹配前	0. 110 36	0. 021 02	18. 9		29. 05	0. 000	5. 62*
	匹配后	0. 110 36	0. 104 77	1. 2	93. 7	0. 57	0. 571	0. 93*
$InfoCheck_{t-1}$	匹配前	0. 177 93	0. 047 39	11. 5		14. 15	0. 000	3. 01*
	匹配后	0. 177 93	0. 141 72	3. 2	72. 3	1. 91	0. 056	2. 02*
$Friend_{t-1}$	匹配前	0. 079 13	0. 007 88	14. 5		30. 6	0. 000	13. 34*
	匹配后	0. 079 13	0. 051 89	5. 6	61. 8	2. 88	0. 004	1. 63*
$Tenure_{t-1}$	匹配前	2. 576 8	5. 101 7	-96. 7		-76. 13	0. 000	0. 56*
	匹配后	2. 576 8	2. 549 5	1	98. 9	0. 79	0. 430	1. 03

表 4 使用游戏化间接竞争(排行榜) 对用户行为的影响

Table 4 The influence of gamified indirect competition (leaderboard) usage on users' behavior

变量名	(1) Learning (未加入控制变量)	(2) Learning (已加入控制变量)
$RankTreatment$	-0. 676 (1. 061)	-1. 133 (0. 964)
$Event_t$	-14. 090*** (0. 962)	-8. 734*** (0. 910)
$RankTreatment \times Event_t$	38. 098*** (1. 531)	19. 53*** (1. 581)
$Login_t$		1. 376*** (0. 096 6)
Pk_t		1. 481*** (0. 237)
$Test_t$		2. 360** (0. 987)
$InfoCheck_t$		-0. 908*** (0. 314)
$Friend_t$		0. 484 (0. 607)
$Constant$	29. 480*** (0. 814)	16. 94*** (0. 988)
$Observations$	32 148	32 148
R^2	0. 037	0. 205

注: 1. 标准差在括号中展现.

2. 显著性标注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

表 4 中,列(1) 是没有加入其他控制变量时的估计结果,列(2) 是加入了其他控制变量时的估计结果. 从中可以发现,无论是否加入控制变量,使用游戏化间接竞争(排行榜) 都能显著促进用户对在线学习应用的使用,这表现为用户背词量的大幅提升. 具体说来,在加入控制量后,交互项 $RankTreatment_t \times Event_t$ 的系数为 19. 53,也就是说,使用游戏化间接竞争(排行榜) 能给处理组的用户(即前一周没有使用过排行榜,后一周使用过排行榜的用户) 带来了当周多背 19. 53 个单词的正面影响,平均来看,这占到了该组用户当周总背词量的 67. 8%.

用户登录次数作为因变量,控制变量除与探究背词量时保持一致,还控制了用户的背词量. 结果表明,交互项 $RankTreatment_t \times Event_t$ 的系数为 5. 31 ($p < 0.001$),即使用游戏化间接竞争(即排行榜) 会促进用户当周多登录平台 5. 31 次,说明增加了用户对平台的使用.

综上可知,假设 1 得到了验证,即使用游戏化间接竞争(排行榜) 将激励用户使用在线学习应用.

4.2 游戏化直接竞争的影响

类似于本文 4.1 节中所述,根据模型(4) 计算

用户在某一周使用游戏化直接竞争(PK) 的倾向得分,结果如表 5 所示. 从表 5 可知,所选取的变量都对用户的是否使用游戏化直接竞争(PK) 有显著预测效果.

表 5 利用预测变量计算用户使用游戏化直接竞争(PK) 的倾向得分
Table 5 The propensity score of predictors for the usage of gamified direct competition (PK)

变量名	<i>PkTreatment</i>
<i>Login</i> _{<i>t-1</i>}	0.004 55 *** (0.000 596)
<i>Learning</i> _{<i>t-1</i>}	0.003 74 *** (0.000 192)
<i>RankCheck</i> _{<i>t-1</i>}	0.031 8 *** (0.007 42)
<i>Test</i> _{<i>t-1</i>}	0.158 *** (0.018 2)
<i>InfoCheck</i> _{<i>t-1</i>}	0.003 05 (0.003 64)
<i>Friend</i> _{<i>t-1</i>}	0.066 9 *** (0.017 2)
<i>Tenure</i> _{<i>t-1</i>}	-0.404 *** (0.007 87)
<i>Constant</i>	-3.112 *** (0.026 0)
<i>Observations</i>	430 525

注: 1. 标准差在括号中展现.
2. 显著性标注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

利用倾向得分做一对一无放回匹配,匹配前后两组样本在模型变量上的比较如图 6 和表 6 所示. 根据图 6 与表 6,经过趋势得分匹配,两组样本在可观察的主要预测变量上都已经非常接近,其中登录次数和好友数量等指标上的取值已经无显著差异. 使用匹配后的样本,根据模型(3) 估计

使用游戏化直接竞争(PK) 对在线学习用户行为的影响,结果如表 7 所示.

表 7 中,列(1) 是没有加入其他控制变量时的估计结果,列(2) 是加入了其他控制变量时的估计结果. 从中可以发现,无论是否加入控制变量,使用游戏化直接竞争(PK) 都能显著促进用户对在线学习应用的使用,这表现为用户背词量的大幅提升. 具体说来,在加入控制量后,交互项 $PkTreatment_i \times Event_i$ 的系数为 27.42,也就是说,使用游戏化直接竞争(PK) 给处理组的用户(即前一周没有使用过游戏化直接竞争(PK),而后一周使用了) 带来了当周多背 27.42 个单词的正面影响,这占到了该组用户当周平均来背词量(66.23 个) 的 41.4% .

当以用户登录次数作为因变量时,保持控制变量与探究背词量时一致,此外,加入了用户背词量进行控制. 结果表示,交互项 $PkTreatment_i \times Event_i$ 的系数为 6.21($p < 0.001$),即使用游戏化直接竞争(即 PK) 会促进用户当周多登录平台 5.31 次,即增加用户对平台的使用.

综上所述,假设 2 得到了验证,即使用游戏化直接竞争(PK) 将激励用户使用在线学习应用.

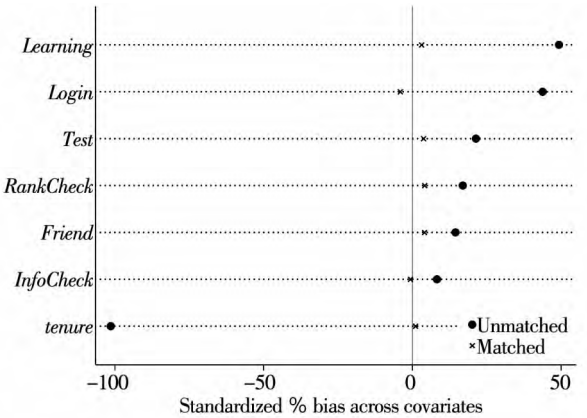


图 6 匹配前后两组样本的比较(PK)
Fig. 6 The comparison for two groups between before-matching and after-matching (PK)

表 6 匹配前后两组样本在模型变量上的比较 (PK)

Table 6 The comparison of variables for two groups between before-matching and after-matching (PK)

变量名	匹配状态	Mean		% bias	% reduct bias	t-test		V(T) / V(C)
		Treated	Control			t	p > t	
<i>Login</i> _{t-1}	匹配前	9.489 8	3.082 5	43.8		40.820	0.000	2.61*
	匹配后	9.489 8	10.092	-4.1	90.6	-1.260	0.208	0.37*
<i>Learning</i> _{t-1}	匹配前	36.081	8.824 9	49.3		57.030	0.000	4.70*
	匹配后	36.081	34.381	3.1	93.8	1.210	0.227	1.050
<i>RankCheck</i> _{t-1}	匹配前	0.375 88	0.070 56	16.9		29.460	0.000	13.06*
	匹配后	0.375 88	0.301 67	4.1	75.7	1.750	0.079	2.14*
<i>Test</i> _{t-1}	匹配前	0.150 43	0.025 8	21.4		28.490	0.000	6.73*
	匹配后	0.150 43	0.128 65	3.7	82.5	1.460	0.146	1.14*
<i>InfoCheck</i> _{t-1}	匹配前	0.392 22	0.077 7	8.3		13.310	0.000	10.79*
	匹配后	0.392 22	0.416 82	-0.6	92.2	-0.210	0.833	0.64*
<i>Friend</i> _{t-1}	匹配前	0.093 97	0.012 85	14.5		19.220	0.000	6.65*
	匹配后	0.093 97	0.071 18	4.1	71.9	1.560	0.118	1.08*
<i>Tenure</i> _{t-1}	匹配前	2.493 6	5.096 7	-101.4		-61.870	0.000	0.51*
	匹配后	2.493 6	2.466 8	1.0	99.0	0.640	0.525	1.020

表 7 使用游戏化直接竞争 (PK) 对用户行为的影响

Table 7 The influence of gamified direct competition (PK) usage on users' behavior

变量名	(1) Learning (未加入控制变量)	(2) Learning (已加入控制变量)
<i>PkTreatment</i>	1.700	2.194*
	(1.409)	(1.282)
<i>Event_t</i>	-15.94***	-10.37***
	(1.236)	(1.221)
<i>PkTreatment × Event_t</i>	46.09***	27.42***
	(2.168)	(2.780)
<i>Login_t</i>		1.315***
		(0.240)
<i>RankCheck_t</i>		3.937***
		(1.372)
<i>Test_t</i>		1.819
		(1.283)
<i>InfoCheck_t</i>		-0.327
		(0.299)
<i>Friend_t</i>		-1.837
		(1.742)
<i>Tenure_t</i>	34.38***	19.96***
	(0.983)	(1.940)
<i>Observations</i>	19 836	19 836
<i>R²</i>	0.049	0.219

注: 1. 标准差在括号中展现。

2. 显著性标注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

5 结束语

本文旨在探究在线学习环境中游戏化竞争的使用对用户行为的影响. 基于 NAF 视角具体分析了直接竞争和间接竞争两类游戏化竞争元素所承载的动机可供性以及所满足的用户需求, 从而探索它们如何影响用户对在线学习应用的使用行为.

本文认为用户对游戏化间接竞争(如排行榜)和游戏化直接竞争(如 PK)的使用使得用户间实时交互、学习状态记录与反馈、社会化比较以及用户间关系建立成为可能, 从而有助于满足用户对自主性、胜任力、关联度、有一席之地和自我认同的需求. 利用国内一家大型在线教育公司所开发运营的一款语言学习移动应用程序的实际数据, 本文构建了一个涵盖了 213 400 名用户在 12 周内的几乎所有使用行为的数据集. 通过倾向得分匹配加双重差分的估计方法, 我们发现, 使用游戏化间接竞争和游戏化直接竞争均对用户在线学习应用的使用行为有正面影响, 这反映为用户学习量的显著增长. 这些研究结果揭示了在线学习情境

中游戏化竞争元素对用户学习行为的作用机理, 并提供了有力的实证支持。

实践意义上, 本文为游戏化学习的推动者提供了支持性证据, 并建议在线学习应用的开发者与运营者可从动机可供性的视角审视游戏化功能对用户行为的可能影响, 从而提升设计质量, 收获预期的管理效果。

由于本文主要是分析在线平台上记录的用户行为数据, 没有办法获取到用户的心理变量。因此, 由于客观数据的局限性, 本文在探究游戏化竞争是如何影响用户心理变量进而影响其行为上存在不足。后续研究可采用问卷或实验的方式获取用户心理变量, 进一步打开本文探究的游戏化竞争对用户行为的影响机制。其次, 本文主要聚焦于

两种类型的游戏化竞争各自对用户行为的影响。在探究游戏化间接竞争(游戏化直接竞争) 时, 控制了参与游戏化直接竞争(游戏化间接竞争) 对用户行为的影响。但后续研究可进一步对比同时参加两种类型的游戏化竞争, 只参加一种类型游戏化竞争, 和不参加游戏化竞争的用户行为有何不同。最后, 在游戏化间接竞争和游戏化直接竞争的具体设计方面, 本文没有深入讨论, 因此存在一定局限性。如何进一步理解用户在排行榜中处于不同位置、在竞争中获得不同结果对用户行为的影响, 将成为本文下一步研究的方向。此外, 将理论模型加数据驱动的研究方法与用户实验等方法相结合, 进一步打开在线学习等情境中游戏化设计的作用机理, 将具有显著的理论和实践意义。

参 考 文 献:

- [1] Research and Markets. Global Online Education Market-forecasts from 2018 to 2023 [R]. Dublin: Research and Markets, 2018.
- [2] 中国互联网络信息中心. 第43次中国互联网络发展状况统计报告 [R]. 北京: 中国互联网络信息中心, 2019.
China Internet Network Information Center. The 43th Statistical Report on Internet Development in China [R]. Beijing: China Internet Network Information Center, 2019. (in Chinese)
- [3] 吴继兰, 尚珊珊. MOOCs 平台学习使用影响因素研究——基于隐性和显性知识学习视角 [J]. 管理科学学报, 2019, 22(3): 21–39.
Wu Jilan, Shang Shanshan. Factors affecting the use of MOOCs based on tacit knowledge and explicit knowledge learning [J]. Journal of Management Sciences in China, 2019, 22(3): 21–39. (in Chinese)
- [4] Wharton. MOOCs on the move: How Coursera Is Disrupting the Traditional Classroom [EB/OL]. <https://knowledge.wharton.upenn.edu/article/moocs-on-the-move-how-coursera-is-disrupting-the-traditional-classroom/>, 2012.
- [5] Onah D F, Sinclair J, Boyatt R. Dropout Rates of Massive Open Online Courses: Behavioural Patterns [C]// EDUL-EARN14 Proceedings, 2014, 1: 5825–5834.
- [6] Edwards E. 6 Techniques to Enhance Learner Motivation in Elearning [EB/OL]. <https://www.elearningindustry.com/6-techniques-enhance-learner-motivation-elearning>, 2016.
- [7] Apple. The App Store Turns 10 [EB/OL]. <https://www.apple.com/newsroom/2018/07/app-store-turns-10/>, 2018.
- [8] Deterding S, Dixon D, Khaled R, et al. From Game Design Elements to Gamefulness: Defining “gamification” [C]// Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference: Envisioning Future Media Environments, Tampere, Finland, 2011: 9–15.
- [9] Burke B. Gamification 2020: What Is the Future of Gamification? [R]. Stamford, CT: Gartner, 2012.
- [10] Domínguez A, Saenz-De-Navarrete J, De-Marcos L, et al. Gamifying learning experiences: Practical implications and out-

- comes [J]. Computers & Education, 2013, 63: 380 – 392.
- [11] De-Marcos L, Domínguez A, Saenz-de-Navarrete J, et al. An empirical study comparing gamification and social networking on e-learning [J]. Computers & Education, 2014, 75: 82 – 91.
- [12] Cheong C, Cheong F, Filippou J. Using Design Science Research to Incorporate Gamification into Learning Activities [C] // Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS), 2013: 156 – 171.
- [13] Ibáñez M B, Di Serio Á, Villarín D, et al. Experimenting with electromagnetism using augmented reality: Impact on flow student experience and educational effectiveness [J]. Computers & Education, 2014, 71: 1 – 13.
- [14] Hanus M D, Fox J. Assessing the effects of gamification in the classroom: A longitudinal study on intrinsic motivation, social comparison, satisfaction, effort, and academic performance [J]. Computers & Education, 2015, 80: 152 – 161.
- [15] Burguillo J C. Using game theory and competition-based learning to stimulate student motivation and performance [J]. Computers & Education, 2010, 55(2): 566 – 575.
- [16] Cagiltay N E, Ozcelik E, Ozcelik N S. The effect of competition on learning in games [J]. Computers & Education, 2015, 87: 35 – 41.
- [17] 冯芷艳, 郭迅华, 曾大军, 等. 大数据背景下商务管理研究若干前沿课题 [J]. 管理科学学报, 2013, 16(1): 1 – 9.
Feng Zhiyan, Guo Xunhua, Zeng Dajun, et al. On the research frontiers of business management in the context of big data [J]. Journal of Management Sciences in China, 2013, 16(1): 1 – 9. (in Chinese)
- [18] 杨善林, 周开乐. 大数据中的管理问题: 基于大数据的资源观 [J]. 管理科学学报, 2015, 18(5): 1 – 8.
Yang Shanlin, Zhou Kaile. Management issues in big data: The resource-based view of big data [J]. Journal of Management Sciences in China, 2015, 18(5): 1 – 8. (in Chinese)
- [19] 杨善林, 周开乐, 张 强, 等. 互联网的资源观 [J]. 管理科学学报, 2016, 19(1): 1 – 11.
Yang Shanlin, Zhou Kaile, Zhang Qiang, et al. A view of the Internet [J]. Journal of Management Sciences in China, 2016, 19(1): 1 – 11. (in Chinese)
- [20] 陈国青, 吴 刚, 顾远东, 等. 管理决策情境下大数据驱动的研究和应用挑战——范式转变与研究方向 [J]. 管理科学学报, 2018, 21(7): 1 – 10.
Chen Guoqing, Wu Gang, Gu Yuandong, et al. The challenges for big data driven research and applications in the context of managerial decision-making: Paradigm shift and research directions [J]. Journal of Management Sciences in China, 2018, 21(7): 1 – 10. (in Chinese)
- [21] 徐宗本, 冯芷艳, 郭迅华, 等. 大数据驱动的管理与决策前沿课题 [J]. 管理世界, 2014, (11): 158 – 163.
Xu Zongben, Feng Zhiyan, Guo Xunhua, et al. Frontier issues on big data-driven management and decision-making [J]. Management World, 2014, (11): 158 – 163. (in Chinese)
- [22] Karahanna E, Xin Xu S, Xu Y, et al. The needs-affordances-features perspective for the use of social media [J]. MIS Quarterly, 2018, 42(3): 737 – 756.
- [23] Ryan R M, Deci E L. Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being [J]. American Psychologist, 2000, 55(1): 68 – 78.
- [24] Pierce J L, Kostova T, Dirks K T. Toward a theory of psychological ownership in organizations [J]. Academy of Management Review, 2001, 26(2): 298 – 310.
- [25] Anderson T. The Theory and Practice of Online Learning [M]. Athabasca: Athabasca University Press, 2008.
- [26] Clark R C, Mayer R E. E-Learning and the Science of Instruction: Proven Guidelines for Consumers and Designers of Multimedia Learning [M]. San Francisco: John Wiley & Sons, 2016.

- [27] Buisman A L, van Eekelen M C. Gamification in educational software development [C] // Proceedings of the Computer Science Education Research Conference, 2014: 9 – 20.
- [28] Santhanam R, Liu D, Shen W M. Research note—gamification of technology-mediated training: Not all competitions are the same [J]. Information Systems Research, 2016, 27(2): 453 – 465.
- [29] Long Y, Aleven V. Gamification of Joint Student/System Control Over Problem Selection in a Linear Equation Tutor [C] // International Conference on Intelligent Tutoring Systems, 2014: 378 – 387.
- [30] Çakıroğlu Ü, Başbüyük B, Güler M, et al. Gamifying an ICT course: Influences on engagement and academic performance [J]. Computers in Human Behavior, 2017, 69: 98 – 107.
- [31] Liu D, Li X, Santhanam R. Digital games and beyond: What happens when players compete? [J]. Mis Quarterly, 2013, 37(1): 111 – 124.
- [32] Werbach K, Hunter D. For the Win: How Game Thinking Can Revolutionize Your Business [M]. Philadelphia: Wharton Digital Press, 2012.
- [33] Anderson C, Hildreth J A D, Howland L. Is the desire for status a fundamental human motive? A review of the empirical literature [J]. Psychological Bulletin, 2015, 141(3): 1 – 28.
- [34] Anderson C, Srivastava S, Beer J S, et al. Knowing your place: Self-perceptions of status in face-to-face groups [J]. Journal of Personality and Social Psychology, 2006, 91(6): 1094 – 1110.
- [35] Goes P B, Guo C, Lin M. Do incentive hierarchies induce user effort? Evidence from an online knowledge exchange [J]. Information Systems Research, 2016, 27(3): 497 – 516.
- [36] Landers R N, Landers A K. An empirical test of the theory of gamified learning: The effect of leaderboards on time-on-task and academic performance [J]. Simulation & Gaming, 2014, 45(6): 769 – 785.
- [37] Christy K R, Fox J. Leader boards in a virtual classroom: A test of stereotype threat and social comparison explanations for women's math performance [J]. Computers & Education, 2014, 78: 66 – 77.
- [38] Jia Y, Liu Y, Yu X, et al. Designing Leaderboards for Gamification: Perceived Differences Based on User Ranking, Application Domain, and Personality Traits [C] // Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, New York, USA, 2017: 1949 – 1960.
- [39] Ayoung S. Applying Game Design Elements in the Workplace [C] // 2015 International Conference on Information Systems, Fort Worth, TX, 2015: 1 – 11.
- [40] Yee N. Motivations for play in online games [J]. CyberPsychology & Behavior, 2006, 9(6): 772 – 775.
- [41] Greenberg B S, Sherry J, Lachlan K, et al. Orientations to video games among gender and age groups [J]. Simulation & Gaming, 2010, 41(2): 238 – 259.
- [42] Cheng H N, Wu W M, Liao C C, et al. Equal opportunity tactic: Redesigning and applying competition games in classrooms [J]. Computers & Education, 2009, 53(3): 866 – 876.
- [43] Anderman E M, Murdock T B. Psychology of Academic Cheating [M]. Burlington: Elsevier Academic Press, 2011.
- [44] Reeve J, Deci E L. Elements of the competitive situation that affect intrinsic motivation [J]. Personality and Social Psychology Bulletin, 1996, 22(1): 24 – 33.
- [45] Zhang P. Motivational affordances: Reasons for ICT design and use [J]. Communications of the ACM, 2008, 51(11): 145 – 147.
- [46] Jung J H, Schneider C, Valacich J. Enhancing the motivational affordance of information systems: The effects of real-time performance feedback and goal setting in group collaboration environments [J]. Management Science, 2010, 56(4): 724 –

742.

- [47] Markus M L, Silver M S. A foundation for the study of IT effects: A new look at DeSanctis and poole's concepts of structural features and spirit [J]. Journal of the Association for Information Systems, 2008, 9(10/11) : 609 – 632.
- [48] Zichermann G, Cunningham C. Gamification by Design: Implementing Game Mechanics in Web and Mobile Apps [M]. Sebastopol: O'Reilly Media, 2011.

Effects of gamified competitions on online learner behavior

*CHEN Guo-qing, LI Ji-chen, DENG-Hong-shu-yu, GUO Xun-hua**

School of Economics and Management, Research Center for Contemporary Management, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract: Gamification has been widely adopted in various online learning contexts to better engage and motivate users. However, the extant literature still lacks consistent empirical evidence on the effectiveness of online gamified learning. Based on needs-affordances-features(NAF) perspective, we draw on self-determination theory and psychological ownership theory to analyze how gamified competition, including indirect competition (such as a leaderboard) and direct competition (such as one-on-one player-killing, or PK in short) in online learning apps provide motivational affordances to users. We collect data from a popular online language learning app and construct a large scale panel dataset. By the econometric analysis of using propensity score matching and difference in difference method, we find that our hypotheses are supported. We are among the first to explore the effect of using gamification modules in the voluntary online learning contexts. This study enriches the relevant literature and sheds light on practice.

Key words: online learning; gamified competition; motivational affordance; leaderboard; PK