

# MOOC 学习行为的国际比较研究

## ——以“财务分析与决策”课程为例

薛宇飞<sup>1</sup> 黄振中<sup>2</sup> 石菲<sup>2</sup>

(1. 清华大学 计算机系, 北京 100871; 2. 清华大学 教育研究院, 北京 100871)

**[摘要]** 近年来,大规模开放在线课程(Massive Open Online Courses,简称MOOCs)的兴起和发展推动了在线教育的热潮,也推进了基于教育大数据的学习分析和挖掘的相关研究。随着向国际MOOCs平台提供在线课程的国内知名高校的日益增多,以及来自不同国家和地区的MOOCs学习者的不断增加,相关领域的研究者有机会获得与以往研究不同的数据,以对高等教育国际化问题进行全新视角的解读。为了对不同文化背景学习者的共性与特质进行较深层次的跨文化分析,从而为有效解决文化因素导致的学生学习不适与高等教育国际化问题提供启示。本文以清华大学开设于edX平台上的“财务分析与决策”课程为例,选择了来自美国、印度和英国的共计5001名学习者的在线学习行为数据,考察其在课程运行不同阶段的变化和发展情况,定义和计算了“学习活跃度”和“持续性”两个概念;基于这些数据,本文勾画了跨文化背景学习者的学习行为,比较了不同文化背景学习者群体MOOC学习行为特征的异同。研究发现,学习者的学习行为随课程阶段开展而变化;印度学习者在课程考试阶段的学习行为更加密集,美国学习者在开课初期更为活跃,英国学习者在各个阶段的留存比例都高于其他两国。总的来说,印度学习者对于考核类学习任务更为敏感,美国学习者在课程选择、时间把控上更注重个人感受,英国学习者的学习相对更为稳定和持续。

**[关键词]** MOOC; 学习行为; 跨文化分析

**[中图分类号]** G434

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1007-2179(2015)06-0080-06

### 一、问题提出

2012年以来,大规模开放在线课程的热潮从美国高校开始兴起,随后向全球蔓延。越来越多的知名高校开始在Coursera、edX、Udacity等MOOC平台上提供在线课程。这使得学习者不受时间、地域限制在网上自由学习成为可能。2013年5月,清华大学成为edX首批亚洲高校的加盟者之一。截至2015年7月,该校已在edX平台发布了16门在线课程,学习者遍布全球200多个国家。MOOC藉由强大的技术力量和平台支撑,能够获得大量学习者学习行为的真实记录。这类系统性数据在传统课堂是难以获得的,不仅能为教育相关研究提供了数据

支撑,也为教育和学习科学的创新研究提供了可能。

在经典的教育学研究范式中,全球化已无可争议地成为当今世界范围内教育研究的主要话题之一,其中高等教育是最直接受到全球化冲击和改变的领域之一。对高等教育国际化开展广泛而深入的研究的目的在于指导实践,其中一个极为重要的方面就是从多重视角对不同文化背景学习者的共性与特质达到较深层次的跨文化认识,以便有效解决文化因素导致的国际化过程中的学习不适与问题。这既符合应对世界范围高等教育国际化流动数量和频率不断加剧的挑战,也符合各国学习者提升本土培养质量的要求。

“财务分析与决策课程”于2014年3月在edX

**[收稿日期]** 2015-09-13

**[修回日期]** 2015-10-26

**[DOI编码]** 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2015.06.009

**[作者简介]** 薛宇飞,清华大学计算机系博士后,研究方向:在线教育(xueyufei@126.com);黄振中,清华大学教育研究院在读博士生,研究方向:在线教育与学习科学;石菲,清华大学教育研究院在读博士生,研究方向:工程与科学教育。

**[致谢]** 本文从问题提出、研究框架到理论分析均得到李曼丽老师的指导,在此表示诚挚感谢。

平台上开课,为来自不同地域、年龄、身份背景的学习者提供了一起学习的机会,也为教育研究者提供了丰富的学习行为记录数据,使得在研究中可以更直接地比较不同学习者群体的差异。本研究基于平台记录的基本数据,按文化背景选取美国、印度、英国三国的学习者,对其学习行为进行对比分析,以了解学习者群体在学习投入、学习活跃度、学习持续性等方面的异同。

## 二、文献综述

已有研究发现,不同文化背景的学习者在学习风格上有所不同(Joy & Kolb, 2009; Yamazaki, 2005; Holtbrügge & Mohr, 2010)。这些研究一般以科尔布(Kolb, 2005)的定义为基础确认学习风格,不同研究尽管对文化背景的分类有所不同,但都有类似发现。不过,这些研究大多基于主观报告数据,能基于客观的学习记录数据进行分析的很少,以大样本数据为基础同时对不同文化群体进行研究的更少。然而,MOOC 的兴起使分析不同文化背景的学习者群体在具体学习行为上的不同变得更为便利。一方面,来自不同文化背景的学习者能很容易地通过网络学习同一门课程;另一方面,他们的学习行为可以被平台真实地记录。

当前,基于 MOOC 平台的大数据研究主要集中在三方面:1)学习模式及学习者分类研究,2)学习者完成或退出课程的相关问题研究,3)具体的学习行为和功能研究。从主题来看,主要集中于对学习者的描述和行为模式的探索(李曼丽等,2015)。典型研究包括从宏观角度对 MOOC 学习行为进行统计分析(Seaton et al., 2014),如以一门课程为案例,统计分析课程的完成度、参与度和学习时长等情况(Breslow et al., 2013; 李曼丽等, 2015);根据学习行为数据(观看视频、完成作业、成绩等)总体描述学习者参与 MOOC 学习的情况(Anderson et al., 2014);聚焦于具体的学习行为进行分析,例如视频回看行为(Guo & Reinecke, 2014)、论坛发帖行为(Huang et al., 2014)等;还有研究者基于多个角度分析学习行为,引入了机器学习方法尝试对学生的学习效果进行预测(蒋卓轩等,2015)。

另一方面,人口学特征方面的统计分析研究也很常见。哈佛大学和麻省理工学院近两年联合发布

年度课程报告,系统分析了两校 edX 平台上每门课程的大量数据,对授课教师、开发团队和学生进行访谈和问卷调查,并对课程注册者的人口学统计信息及课程活动情况进行分析和描述(Ho et al., 2014, 2015)。该文作者之一专门对 MOOC 学习者的地理信息进行分析,比较了不同国家和地区学习者在 MOOC 中注册和获得证书的情况,发现欧洲学习者获得证书的比例最高,美国学习者获得证书的比例低于其它国家的学习者(Nesterko et al., 2013)。相关研究和报告主要对注册学习者和证书学习者的地理来源作横向和纵向比较,而对更多类型学习行为进行跨文化比较还不多见。

总的来看,目前基于 MOOC 的大数据研究大多包括对学习人口学背景信息和学习者在线行为数据的分析。然而,对于学习行为本身的多元化研究范式、将学习行为和人口学特征进行关联分析的研究仍在探索之中。

## 三、研究方法

本研究选取清华大学经济管理学院肖星教授在 edX 平台上开设的“财务分析与决策”(Financial Analysis and Decision Making)课程为案例(2014 年 3 月 3 日至 2014 年 6 月 11 日运行),对课程注册学习者在此时间段学习该课程所产生的学习行为日志(tracking log)数据进行深入分析。

### (一)样本来源

基于数据量的考虑,本研究只选择课程用户来源最集中的三个国家的学习者作为分析样本。自 2013 年 11 月 21 日开放注册至课程考试结束当日,共有 36172 人注册了该课程,但并非所有注册学习者都在本研究所关注的课程运行时间段内有学习行为。通过 IP 地址信息,本研究统计了课程进行期间所有参与学习的学习者所在国家,发现国外学习者最集中的来源地分别为美国、印度和英国。这三个国家均以英语为官方语言,故比较这三个国家学习者在课程(中文授课,英文字幕)的学习行为,可以不用考虑语言所带来的影响。

由于美国学习者的文化背景相对复杂,本研究通过人工标注方式排除了其中带有明显东方文化背景的学习者。标注方法如下:两位标注者(其中一位是英文专业的硕士研究生,另一位是美国留学

生)考察所有美国学习者在 edX 平台填写的姓名,并根据其特点标注出其中的除华裔、日裔、韩裔和印度裔姓名外的其他姓名。两位标注者标注结果的 Kappa 系数为 0.738。为了使结果尽可能准确,本研究最终选取两位标注者标注的交集作为美国学习者集合。英国、印度的学习者群体亦按此法得出。

经过标注,本研究最终确认美国学习者 2177 人,印度学习者 2143 人,英国学习者 681 人。他们构成了本研究对比分析的群体对象。

## (二)课程阶段的划分

“财务分析与决策”课程 3 月 3 日正式开课、发布第一周内容,此后每周更新一次、持续更新十周;第十次更新即最后一次更新在 5 月 5 日;5 月 19 日开始期末考试,6 月 10 日考试结束;课程持续运行时间合计 100 天。由于不同阶段设置了不同的教学环节和教学活动,例如日常学习、复习和考试等,对学生的具体要求不同,这对学生群体的学习行为也会有很大影响。其次,考虑到 MOOC 运行中常出现的学习活跃程度在开课后会有明显下降,并综合考虑每个阶段的天数,本研究将课程分为课程初期、课程后期、复习期和考试期四个阶段,并作为对比分析的依据(见表一)。

表一 课程阶段的划分

	时间	天数	说明
阶段 I	3 月 3 日-4 月 6 日	35	课程初期
阶段 II	4 月 7 日-5 月 5 日	29	课程后期
阶段 III	5 月 6 日-5 月 18 日	13	复习期
阶段 IV	5 月 19 日-6 月 10 日	23	考试期

总的来说,本研究将考察三大学习者群体在课程运行不同阶段的变化、发展情况,并基于这些数据,提出了学习活跃度(learning activeness)和持续性(learning endurance)两个概念,并对这两个概念进行定义和计量,从而勾画跨文化背景学习者的学习行为,力图揭示不同文化背景学习者群体在 MOOC 中学习行为特征的异同。

## 四、结果与讨论

### (一)课程学习总体参与状况及变化趋势

首先,三个国家的学习者每日参与学习的人数变化趋势基本一致。从图 1 可以看出,日学习人数

的最高值均出现在开课初期,随后出现缓慢下降。同时,在每周课程内容更新时,访问人数会出现较明显的峰值。

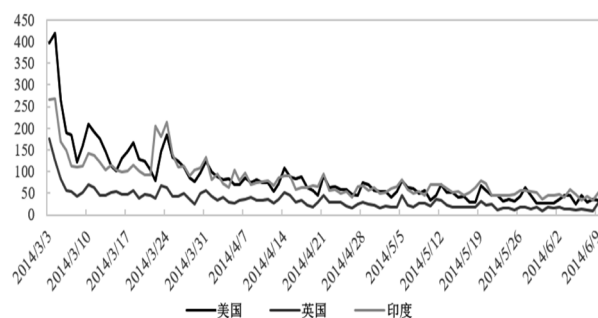


图 1 三类人群每日学习人数

行为日志条数的变化反映了三类群体学习状况的总体异同。图 2 显示,随着课程阶段的转变,学习行为在数量上也有差异。学习者在阶段 I 和阶段 IV 每天产生的日志数多于阶段 II 和阶段 III。不同群体在不同时段的学习行为的总量有所不同:阶段 I 中,美国学习者的学习行为明显多于印度学习者;在课程后半段,特别是阶段 IV(考试期间),印度学习者的学习行为多于美国。当然,由于学习者人数规模较小,英国学习者的行为日志条数也最少。

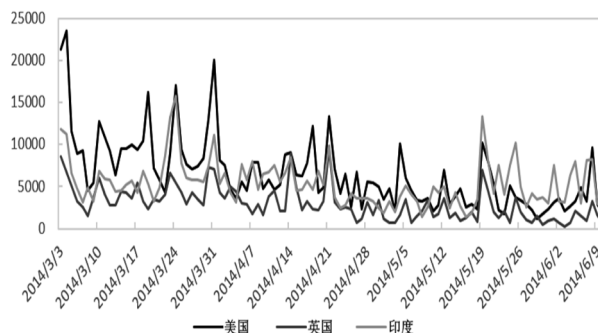


图 2 三类人群每日产生的学习行为日志条数

### (二)美、英、印学习者不同阶段学习行为特点

如前文所述,四阶段的划分主要是基于课程教学环节设置的不同而做出的,而教学环节对学生的行为有巨大影响。为了消除各个群体人数不同的影响,本文基于学习阶段,对样本用户的每日平均学习行为进行了分析。主要发现如下:

1. 总体来看,不同阶段每日人均学习行为日志条数差异并不十分显著;但在阶段 IV,部分人均行为日志条数比其他阶段更高。本研究推测,这说明相当多的学生在考试期间会出现更密集、频繁的学习行为。这一现象可能与 edX 平台提供的考试模式



有关:在 edX 平台上,每位学习者在整个考试阶段可以不限时地参与考试,因此在考试期间学习者有足够多的时间反复观看、复习课件内容以便完成考试。这样,考试阶段的每日人均行为日志条数就会偏多。

2. 三大学习者群体在阶段 II 的每日人均学习行为日志条数,均比阶段 I 和阶段 III 高。本研究推测,课程在进入阶段 II 时,平台已积累了一定规模的学习资源,同时每周又有新的学习内容,因此可以支撑每个学生更多的学习行为。而在阶段 III,课程很少发布新的学习内容,每日人均学习行为日志条数较阶段 II 有所减少。

3. 美、英、印三大群体的每日平均学习行为日志条数差别不大。针对三大群体,本研究计算了每个群体每日人均学习行为日志条数(见图 3),三大群体之间差别并不明显,英国学习者的日均学习行为日志条数略高。

4. 不过,略有差异的是,在阶段 I 中印度学习者的每日人均学习行为数最少,而在阶段 IV 的学习行为更加密集。这种情况或许说明,相对于其他两国,印度学习者对于课程考试更为重视。

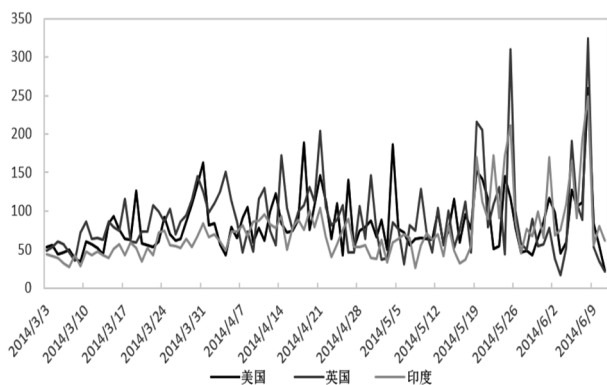


图 3 三类人群每日人均学习行为日志条数

### (三)三类人群各学习阶段学习活跃度比较

根据上文的数据可以初步推断,各群体在课程不同阶段的参与程度有所差别。为了进一步理解这一现象,本文对三个群体在不同阶段的活跃情况进行了更具体的分析,聚焦于用户个体在各阶段的学习情况。

为此,本文特别提出了学习者个体“在某阶段的学习活跃程度(learning activeness)”这一操作性概念。首先,我们确定“学习时间分配基准”,即假定一位“静态平衡学习者”在整个课程学习期间所

有学习行为是按时间平均分配的——具体到本课程,由于四阶段的天数占课程总天数的比例依次为 35%、29%、13% 和 23%,那么,一位“静态平衡学习者”在四个阶段的学习行为数量,占其整个课程学习行为总量的比例也应该分别为 35%、29%、13% 和 23%。由此,如果某一位“真实学习者”U 在某一阶段 S 的学习行为量占行为总量的比例超过了“静态平衡学习者”,本研究就认为学习者 U 是阶段 S 的活跃者。这里所说的“在某个阶段的活跃程度”,是指用户 U 在该阶段的学习相对于他/她在其他阶段更为活跃,并不表示该用户比其他用户活跃。由此可推断,除了符合“静态平衡学习者”的情况外,任何一个用户至少会是一个阶段的活跃者,至多可以在三个阶段是活跃者。例如,某用户在四个阶段的学习行为占总量的比例分别是 40%、30%、20% 和 10%,意味着其在阶段 I、阶段 II 和阶段 III 的行为量比例都大于“学习时间分配基准”,因此该用户在阶段 I、阶段 II 和阶段 III 都是活跃者。

本文统计了三大群体每个阶段活跃者人数占比(见图 4)。可以看出,无论是哪个群体,阶段 I 的活跃者都要明显多于其他阶段。这与本研究之前对每日学习行为总量变化趋势的观察结果是一致的。进一步对三大群体进行横向比较,发现阶段 I 中印度活跃学习者比例低于其他两个群体,相反,在阶段 III 与阶段 IV 中印度活跃学习者的比例却相对较高。同时,在阶段 I 与 IV 中,印度与美国学习者群体活跃者比例的差距均在 0.005 的水平上显著。简言之,印度学习者在复习阶段和考试阶段产生了相对更多的学习行为。

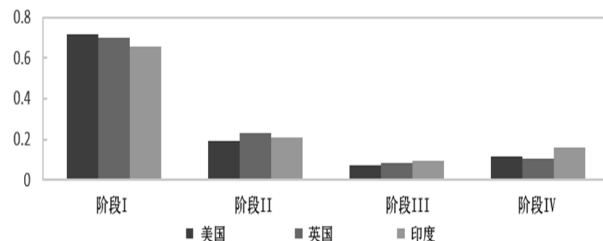


图 4 三类人群各阶段活跃人数占总人数比例

### (四)三类人群的学习持续性比较

学习者在 MOOC 中能否坚持学习一直是相关研究非常关心的问题。与大多数研究有所不同的是,本文聚焦于不同群体,将学习持续性(learning endurance)定义为学习者在相邻阶段之间的留存

率。例如,某学习者群体在阶段 II 的留存率,等于该群体在阶段 I 和阶段 II 都有学习行为的人数,除以该群体在阶段 I 有学习行为的人数;其它阶段以此类推。图 5 显示了三大群体在阶段 II、阶段 III 和阶段 IV 的留存率,从中可以看出:

1) 三类学习者在阶段 II 与阶段 III 的留存率比较接近,大致在 20% 到 30% 之间;阶段 IV 的留存率均为最高。

2) 比较不同群体的留存率可以发现,英国学习者各个阶段的留存率均为最高,印度学习者居中,美国学习者留存率最低。其中,在阶段 II 和阶段 III,美英两国学习者留存率差异均在 0.025 水平上显著。

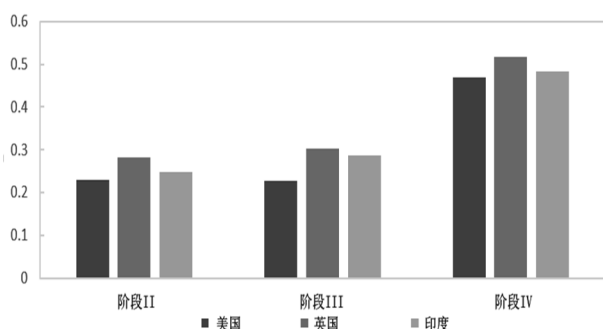


图 5 三类人群各阶段留存率

## 五、结论

本研究发现 MOOC 学习行为随课程阶段开展而变化的情况:开课之初,参与学习的人数很多,但从阶段 I 到阶段 II 的流失率也较高,每天的学习行为总量也会随课程的开展而减少;同时,由于课程内容的累积和积极参与的学习者的不断稳定,每天单个学习者的平均学习行为总量会有所增加;在期末考试阶段,每日的学习行为总量和人均行为量均较前阶段有所上升。由此可见,需要加大 MOOC 开课初期对课程质量和课程运营工作的关注,这将有助于减少学生流失、提升课程完成率。

其次,美国、英国和印度等不同文化背景的三大学习者群体,在不同学习阶段的学习行为有不同的特点,他们的学习活跃度和学习持续性也有显著差异。这些差异主要表现在:印度学习者在课程考试阶段(阶段 IV)学习行为更加密集,美国学习者在课程开课初(阶段 I)更为活跃,英国学习者的行为表现介于美印两国之间;在学习持续性方面,英国学习者在各个阶段的留存比例都高于其他两国,而美国

学习者留存比例最低,这与哈佛大学和麻省理工学院第一年联合报告中的发现一致,即在这三国中,用户证书获得率进入前 30 名的国家只有英国,其他两国通过率都低于 7% (Ho et al., 2014)。总体而言,印度学习者对于考核类的学习任务更为敏感,英国学习者更为稳定和持续,美国学习者对于课程的选择、时间的把控更加注重个人感受。因此,作为国际学习平台的 MOOC 在课程设计和运营中需要考虑不同文化背景学习者的差异,根据课程的主要对象,进行有针对性的设计和实施。

本研究将 MOOC 平台所提供的学习者背景信息(地域)及其行为数据相结合,并尝试以此为基础进行跨文化比较分析,这在以往研究中并不多见;同时,根据群体比较的特点提出了新的研究概念。由于研究力量所限,本研究所比较的数据还主要集中于行为日志条数,同时英国学习者的数量相对较少,建议今后的研究可采用更多种类的行为数据进行跨文化比较。

### [参考文献]

- [1] Anderson, A., Huttenlocher, D., Kleinberg, J., & Leskovec, J. (2014). Engaging with massive online courses[A]. Chung, C. (2014). Proceedings of the 23rd international conference on World wide web[C]. New York: ACM; 687-698.
- [2] Breslow, L., Pritchard, D. E., DeBoer, J., Stump, G. S., Ho, A. D., & Seaton, D. T. (2013). Studying learning in the world-wide classroom; Research into edX's first MOOC[J]. Research & Practice in Assessment, 8(1): 13-25.
- [3] Guo, P. J., & Reinecke, K. (2014). Demographic differences in how students navigate through MOOCs[A]. M. Sahami (2014). Proceedings of the first ACM conference on Learning@ scale conference [C]. New York: ACM; 21-30.
- [4] Ho, A. D., Reich, J., Nesterko, S., Seaton, D. T., Mul-laney, T., Waldo, J., & Chuang, I. (2014). HarvardX and MITx: The first year of open online courses (HarvardX and MITx Working Paper No. 1). Retrieved on January 15, 2015 from <http://ssrn.com/abstract=2381263>.
- [5] Ho, A. D., Chuang, I., Reich, J., Coleman, C., Whitehill, J., Northcutt, C., Williams, J. J., Hansen, J., Lopez, G., & Petersen, R. (2015). HarvardX and MITx: Two years of open online courses (HarvardX Working Paper No. 10). Retrieved on August 9, 2015 from [http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2586847](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2586847).
- [6] Holtbrügge, D., & Mohr, A. T. (2010). Cultural determinants of learning style preferences[J]. Academy of Management Learning

& Education, 9(4): 622–637.

[7] Huang, J., Dasgupta, A., Ghosh, A., Manning, J., & Sanders, M. (2014). Superposter behavior in MOOC forums[A]. M. Sahami (2014). Proceedings of the first ACM conference on Learning@scale conference[C]. New York: ACM: 117–126.

[8] Joy, S., & Kolb, D. A. (2009). Are there cultural differences in learning style? [J]. International Journal of Intercultural Relations, 33(1): 69–85.

[9] Kolb, A. Y. (2005). The Kolb learning style inventory—version 3.1 2005 technical specifications. Boston, MA: Hay Resource Direct Page: 4.

[10] Nesterko, S. O., Dotsenko, S., Hu, Q., Seaton, D., Reich, J., Chuang, I., & Ho, A. (2013). Evaluating Geographic Data in MOOCs. www.nesterko.com. Retrieved from <http://nesterko.com/files/papers/nips2013nesterko.pdf>.

[11] Seaton, D. T., Bergner, Y., Chuang, I., Mitros, P., & Pritchard, D. E. (2014). Who does what in a massive open online course? [J]. Communications of the ACM, 57(4): 58–65.

[12] Yamazaki, Y. (2005). Learning styles and typologies of cultural differences: A theoretical and empirical comparison[J]. International Journal of Intercultural Relations, 29(5): 521–548.

[13] 蒋卓轩, 张岩, 李晓明 (2015). 基于 MOOC 数据的学习行为分析与预测[J]. 计算机研究与发展, 52(3): 614–628.

[14] 李曼丽, 徐舜平, 孙梦婕 (2015). MOOC 学习者课程学习行为分析——以“电路原理”课程为例[J]. 开放教育研究, 21(2): 63–69.

[15] 李曼丽, 黄振中 (2015). MOOCs 平台大数据的教育实证[J]. 科学通报, 60(5/6): 570–580.

(编辑:魏志慧)

## An International Comparative Study of MOOC Learning Behavior: Taking "Financial Analysis and Decision-Making" Course as an Example

XUE Yufei<sup>1</sup>, HUANG Zhenzhong<sup>2</sup> & SHI Fei<sup>2</sup>

(1. Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, 100081 Beijing, China;  
2. Institute of Education, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** *In recent years, the emergence and development of MOOCs have promoted the boom of online education and also facilitated relevant research based on the educational data analysis and data mining. Along with the increasing number of renowned universities that provide MOOCs for international platforms and the increasing number of world-wide learners, researchers can obtain a lot of data to explore the internationalization of higher education from a new perspective. The behavior data from a large amount of learners of different ages, countries and other backgrounds in MOOCs is valuable for the research of learning behaviors and habits of different groups. In 2014, Tsinghua University launched a course called Financial Analysis and Decision Making on the edX platform, and over 30,000 learners from more than 200 countries were enrolled. To learn the generality and peculiarity of the learners with different cultural background, and find the solution to the maladjustment in learning which is caused by cultural difference, this paper analyzes the learning behaviors of 5001 learners from US, UK and India enrolled in the course and studies their main difference happening in different stages of the course. We establish and calculate the constructs of learning activity and learning endurance. Based on the data, we describe the learning behaviors of the groups across different countries. It is shown that Indian learners tend to be more active during the stage of examination while the learners from the US tend to be more active at the beginning of the course. In the whole process of the course, the learners from the UK show better learning endurance than the other two groups. In general, the learners from India are more sensitive for examinations or similar learning tasks; the learners from the US pay more attention to personal feelings when choosing courses and allocating their time; the learners from the UK show better endurance and more stable learning process.*

**Key words:** MOOC; learning behavior; cross-cultural analysis