

基于学习行为的科技数据库用户策略研究

白 晨,甘利人

(南京理工大学 经济管理学院 信息管理系,南京 210094)

摘 要:从学习行为的角度探索了科技数据库用户的信息检索行为,分析了信息检索过程中影响用户学习行为的个人因素和环境因素;通过 Roth-Erev 强化学习模型分析了科技数据库用户的学习机理,并设计了控制实验来量化分析不同因素对用户检索行为的影响;在实验分析的基础上,为数据库产品的完善提出了新的策略建议。

关键词:科技数据库;数据库用户;学习行为;Roth-Erev 学习模型;用户策略

中图分类号:F062.5 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-980X(2008)11-0060-06

目前各行业都面临着竞争加剧、经济全球化、争取客户成本不断提高及客户流失率较高等问题。对于科技数据库网站来说,形势同样严峻。20 世纪 70 年代,国外的情报学领域针对科技用户的研究开始蓬勃发展,新理论、新方法不断涌现^[1];研究内容从用户信息需求到用户信息行为再到用户心理和满意度,从传统图书馆用户到网络数据库用户;在研究理论方面引入了认知心理学、数学模型等理论与方法,从而使用户信息行为研究提高到了一个较高的理论水平。我国对科技用户的系统研究始于 20 世纪 80 年代,但涉及用户行为的研究还不是很多,其中综合研究主要是文献综述,尚缺乏深层次的理论分析,具体的行为研究则以用户信息检索行为为主。近年来,网络信息查找已经成为人们满足信息需求的重要方式,网络信息查询行为研究越来越受到关注,但总体上还处于初步探索阶段,深层次的理论与实验分析基本上处于一个空白状态^[2-3]。

心理学、教育学、经济学等领域中的学习行为研究一直是热点问题^[4],本文尝试从学习行为角度来探索数据库用户的信息检索行为,并通过学习模型对学习行为进行量化分析。人的学习能力的很重要的一个方面是可以从已发生的事件中进行学习,这种能力使得人们可以通过对已发生的事实进行分

析、总结出规律来预测未来的事实,因此本文尝试通过学习模型对数据库用户已知行为数据进行分析,找到行为数据内在的相互依赖关系,从而对用户未知的行为数据进行预测。通过这个过程,我们不仅希望对已观测到的实例进行较好解释,以提取模型变量,更重要的是希望能对尚未完全观测到的现象做出正确的预测和判断。

文章首先分析影响数据库用户学习行为的因素和 Roth-Erev 强化学习模型;其次在理论分析的基础上通过组织实验室进行实验,对影响因素中的知识状态和结果反馈对学习行为的影响效果通过学习模型进行详细分析;最后根据理论分析和实验验证结果,提出科技数据库网站的用户策略建议。

1 数据库用户学习行为的影响因素

影响数据库用户学习行为的因素主要分为个人因素和环境因素。个人因素主要从用户自身的知识状态和学习倾向的角度影响个体的学习行为;环境因素主要从独立于个人的外部环境角度影响个体的学习行为。

1.1 个人因素

知识状态。个体知识状态指用户对检索知识的存量以及这些知识存量所构建的认知图式^[5]。个

收稿日期:2008-09-20

基金项目:国家自然科学基金项目(70773054);江苏省研究生创新培养工程项目(CX08B_203Z);南京理工大学博士创新基金项目;南京理工大学博士创新基金项目

作者简介:白晨(1980—),女,山东青岛人,南京理工大学经济管理学院信息管理系博士研究生,研究方向:用户学习行为、网络信息资源管理;甘利人(1957—),女,上海人,南京理工大学经济管理学院信息管理系主任,教授,研究方向:网络信息资源管理。

体的知识存量状态越理想,则其对外界刺激产生反应的可能性就越大,从而学习的可能性就越大,并且对那些不系统且复杂的知识的匹配能力、响应能力和解释能力就越强,学习效果越好。知识状态水平高的数据库用户学习复杂的内容会收到良好的学习效果;对于知识水平状态低的用户,由于其尚未建立相应的认知结构,因此学习一些结构、方法简单的内容会产生良好的学习效果。数据库用户对检索策略的学习效果(即支付)^[6-7]是博弈论中的概念,指在一个特定的策略组合下参与人得到的确定效用水平或期望效用水平,它是行动参与人真正关心的东西),与个体的知识存量状态相关,并且与其同方向变化。

学习倾向。这里的学习倾向是指单位时间(或其他度量标准)内所学到的知识量。数据库用户的学习倾向一方面与个体的智力水平及检索知识水平相关;另一方面,不同的信息需求、信息检索环境的差异、外界对获取信息后的激励程度等都会导致不同的实际学习倾向,如信息需求的内容层次较低或用户看不出找到信息资源与找不到之间有什么太大差别,即有可能拒绝学习或消极怠工。

1.2 环境因素——学习场

知识状态和学习倾向是影响个体学习行为的个体因素,学习场则是影响个体学习行为的外部环境因素。“场”是知识转换与创新的操作平台,用户对于检索知识状态的改变是在“场”中进行的^[8]。数据库用户信息检索过程的学习场大致包括三个部分:学习激发场、行动实现场、结果反馈场。如图1所示。

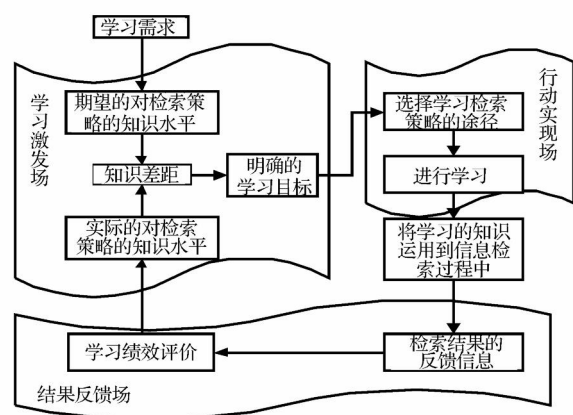


图1 数据库用户的学习场

1) 学习激发场。学习激发场的作用是通过外在的信息需求压力和内在的动力使数据库用户产生学习的需求。如果用户在检索策略上的实际知识水平与期望知识水平之间不存在差异,则不会发生学习

行为,反之则会产生学习目标。学习需求和学习目标对于学习激发场来说缺一不可:只有明确了学习需求才能产生相应的学习目标;只有明确了学习目标才能保证学习的有效性,没有明确学习目标的学习是脆弱的、无意义的。

2) 行动实现场。行动实现场的作用是使学习需求以及相应的具体学习目标得以满足和实现。行动实现场是学习场最重要的部分,也是影响用户最终学习绩效的主要环节。用户在该阶段通过努力积累检索经验、调整检索行为以实现在学习激发场中确定的学习目标。用户为了顺利通过选择学习策略来完成学习过程,会从两个方面来获得学习信息:用户自身的经验积累,即过去的检索经验帮助用户产生对各个检索策略的认知图式,用户进行策略选择时会将原有的认知图式作为采取行动的参考因素;

外界信息,如通过接受数据库检索培训、与其他用户交流、向专家咨询等方式获得检索信息,正确的外界信息对用户高效地学习产生积极的作用。

3) 结果反馈场。在结果反馈场中,用户从检索结果中得到相应的信息,以此来衡量自身学习的绩效;然后通过对实际达到的检索水平和理想中的期望检索水平进行对比来调整自己的学习行为,进而产生新的学习需求。这一过程是联系学习激发场和行动实现场的纽带,其关键是反馈信息的获取方式及其质量,即学习绩效的评估,要对好的学习行为及时予以认可、及时反馈。数据库用户检索方法选择的学习绩效评估可由两种方式表征:第一是客观表征,由第三方对用户的检索结果做出评价;第二是主观表征,由用户主观评价检索过程及结果的综合满意度。因为用户检索过程中的独立性比较强,检索结果是否符合要求常由用户自己做出评价,即使检索结果不太符合初始的信息需求,但只要用户满意,他们同样会给该检索策略较高的评价,在下次行动选择时还会倾向于该行动。

2 Roth-Erev强化学习模型及科技数据库用户学习机理

2.1 Roth-Erev强化学习模型

Roth和Erev通过实验对行为人完成不同决策任务过程中的决策行为进行观察,认为线性规则能够较好地描述人的选择行为,并于1995年提出了Roth-Erev强化学习模型^[9-10]。该模型假设当某个策略被选择并且获得较好的支付时,该策略在未来被选择的可能性提高,具体由以下三个部分组成:

初始吸引。在初始时刻 $t = 1$ 时,行为人对第 k 个可选策略的偏好为 $q_k(1)$ 。

吸引更新规则。如果行为人在 t 时刻选择了策略 j , 并得到非负支付 x_j , 那么用户对策略 k 的更新规则为:

$$q_k(t+1) = \begin{cases} q_k(t) + x_j & (k = j) \\ q_k(t) & (k \neq j) \end{cases}$$

响应概率。在 t 时刻,选择策略 k 的概率 $p_k(t)$ 为 $p_k(t) = q_k(t) / \sum q_k(t)$ 。

该模型的优点是形式比较简洁、没有参数需要估计(初始吸引可以随意设定)、需要提取的变量只有支付;其缺陷表现在只描述了获得正支付时的更新规则,而忽略了获得负支付时的更新规则。

2.2 科技数据库用户的学习机理

内外部因素对用户策略的选择首先影响获得的支付,也就是学习绩效,然后支付影响用户下一次对各个策略的选择行为。影响因素对用户策略调整的影响过程如图 2 所示。因此,为了考察内外部因素对用户行为的影响效果,需要首先构造支付变量,其次分析、检验用户的学习规则是否与模型描述的学习规则相符合。



图 2 影响因素对用户策略调整的影响过程

首先,构造支付变量。本文同时采集客观支付和主观支付两种表征方式,其中客观支付由第三方对用户的检索结果进行评分,主观支付由用户填写对检索过程及结果的综合满意度。本文将通过实验验证这两种支付的表征方式的哪一种更能够作为策略选择概率的更新依据。

其次,分析用户的学习规则是否符合强化学习模型的描述。数据库用户选择检索方法进行信息检索的过程,实际上是用户个体与数据库之间进行交互的过程,如图 3 所示。数据库用户在个人因素影响下选择检索方法,一般情况下,如果当前的检索策略获得较好的检索结果,则下一次该策略被选择的可能性就大,反之则小。因此,科技用户学习选择检索方法的过程符合 Roth-Erev 强化学习模型假设,可以通过强化学习模型对用户的学习行为进行描述。

3 实验设计及结果分析

本次实验将重点探索个人因素中的知识状态和

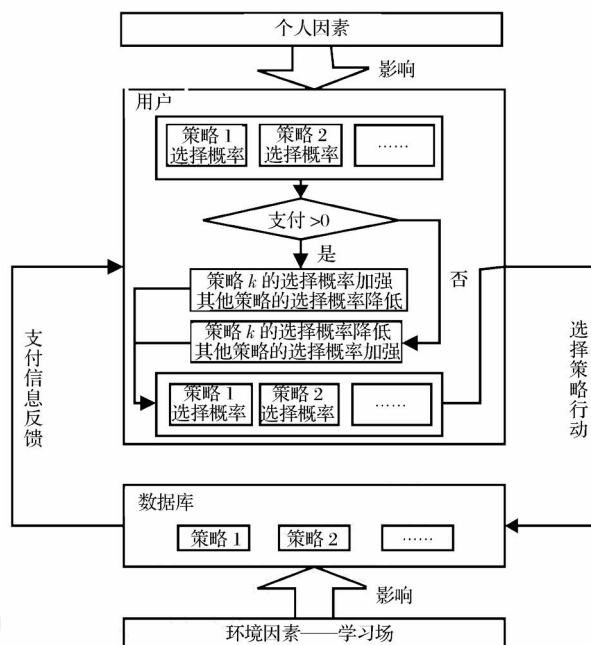


图 3 数据库用户的策略选择调整过程

外部因素中的结果反馈对数据库用户学习行为的影响。课题组于 2007 年 3 月在南京理工大学图书馆信息检索室组织了用户信息检索行为实验。实验招募了经常使用数据库的本科四年级学生和研究生作为数据库用户的代表,通过问卷筛选了 60 名被试者,以保证被试者对数据库的检索方法以及检索任务具有相似的认知水平(屏蔽个人因素中的学习倾向影响)。实验要求被试者使用 CNKI 新产品“CNKI 知识搜索”中的两种搜索方式——全文文献检索和高级检索完成指定的任务(屏蔽环境因素中的学习激发场影响)。实验数据的检验由 SAS9.0 软件实现。

3.1 实验目的

本实验的目的主要是验证如下假设:知识状态的差异会导致用户学习绩效(即支付)的差异;主观支付和客观支付对数据库用户的学习行为的影响是存在差异的。

本文将上述目的具体转化为以下问题的实验验证:

具有不同认知起点的用户在相同的检索环境下获得的支付是否存在差异; 将主观支付和客观支付分别作为 Roth-Erev 模型的支付变量对具有相同认知起点的用户的学习行为进行分析时两者是否存在差异。

3.2 实验设计

为了检验实验目的,为 A、B 组构造不同的知

识状态。首先工作人员对 A 组被试者培训如何有效使用这两种检索方法并组织该组被试者进行热身,即分配给 A 组被试者 4 个检索任务以熟悉检索环境和检索策略的使用方法,然后完成指定的 9 个任务;B 组被试者不经过任何培训和热身就直接完成与 A 组被试者一样的 9 个指定任务。

为了检验实验目的,要求两组被试者每完成一个任务就要填写满意度值,即对自己本次完成任务的情况进行评分,将该分值作为主观支付;同时工作人员会对被试者每次完成的任务与标准答案库中的答案进行比对,对被试者完成任务的情况进行评分,将该分值作为客观支付。将两种学习绩效表征方式作为支付变量分别代入 Roth-Erev 模型进行计算,以得到两种支付对用户行为预测的准确率。

实验流程如图 4 所示。

3.3 变量提取及结果分析

3.3.1 变量提取

表 1 两种学习绩效的基本统计描述

变量	分组	样本数	平均值	偏度	峰度	标准差
主观支付 (满意度)	A 组	19	6.163 742 69	- 0.188 222 9	- 1.010 943 1	2.704 479 08
	B 组	22	6	- 0.204 544	- 0.565 687 3	2.356 543 97
客观支付 (任务结果评价)	A 组	19	2.045 454 55	0.630 476 46	- 1.621 604 5	0.478 646 18
	B 组	22	0.350 877 19	1.080 306 3	- 0.698 391 6	3.263 854 43

3.3.2 结果分析

针对实验目的,分别提取 A、B 组的主观支付和客观支付进行假设检验,检验结果如表 2 所示。由表 2 第 6 栏可知,A、B 组的客观支付在 5 %的显著性水平上存在显著性差异。结合表 1 中 A 组的

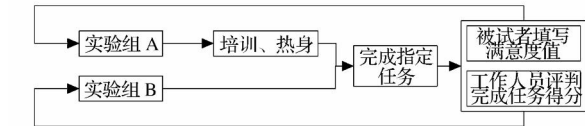


图 4 实验流程图

根据本研究的实验目的,根据屏幕录像和问卷表格提取实验组 A 和实验组 B 的被试者的实际选择策略(记为 $Action$)、主观支付(记为 $Payoff_S$)和客观支付(记为 $Payoff_O$)以供分析使用,最终获得有效被试样本量为 A 组 19 个、B 组 22 个。

表 1 描述了两组支付变量的基本统计描述特征。从结果可以直观地看到:两组被试者对自己完成任务结果的主观评价分值比较接近,而在实际的检索结果即客观支付表征结果上却相差悬殊,B 组被试者的得分普遍较低。

平均得分 2.04545455、B 组的平均得分 0.35087719,可以认为 A 组被试者获得的客观支付显著好于 B 组被试者,而两组的主观支付之间不存在显著性差异。

表 2 A、B 组学习绩效差异的假设检验

变量	分组	正态性检验		Wilcoxon 秩和检验	
		W	$Pr < W$	Z	$Pr > Z $
主观支付 (满意度)	A 组	0.941 593	$< 0.000 1$	0.723 2	0.234 8
	B 组	0.965 66	$< 0.000 1$		
客观支付 (任务结果评价)	A 组	0.603 228	$< 0.000 1$	- 1.167 8	0.011 4
	B 组	0.611 562	$< 0.000 1$		

A 组被试者接受了检索方法使用培训和热身训练后进入完成指定任务阶段,而 B 组被试者没有接受任何培训和训练就直接进入完成指定任务阶段,也就是说,两组被试者在完成指定任务前具有不同的知识状态。从上述假设检验结果中的学习绩效主观表征来看,两组被试者对自己选择的检索方法的任务完成情况的满意度没有差别,但是从学习绩效客观表征来看,A 组要显著好于 B 组,这说明 B 组

被试者对检索结果反馈的信息缺乏正确的响应和解释,对于自己的检索结果给予盲目的满意;而 A 组被试者的正确反馈和解释能力水平要高很多,能够对信息反馈给予客观的认识。

针对实验目的,本文将主观和客观两种支付分别代入模型对 A、B 组样本分别计算模型预测准确率。图 5 和图 6 分别是 A 组和 B 组的两种支付的模型预测准确率拟合图。由图 5 可知,A 组的预

测准确率基本高于 80 %;由图 6 可知,B 组的预测准确率在中后期高于 80 %。从表 3 第 5 列可知,以两种支付形式作为模型支付变量而得到的模型预测准确率,在 5 %的显著性水平上对 B 组被试者的行为预测存在差异,结合图 5 和图 6,可以认为主观支付的模型预测准确率均值要显著好于客观支付,而其对 A 组的行为预测不存在差异。

表 3 两种支付作为支付变量的模型预测准确率差异的假设检验结果

分组	正态性检验		T 检验	
	W	Pr < W	t	Pr > t
A 组	0.918 484	0.417 7	1.97	0.089 9
B 组	0.893 535	0.252 3	3.21	0.014 8

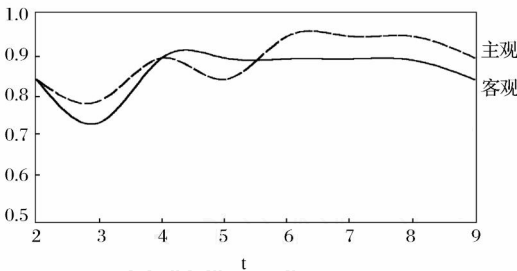


图 5 A 组的两种支付预测准确率拟合图

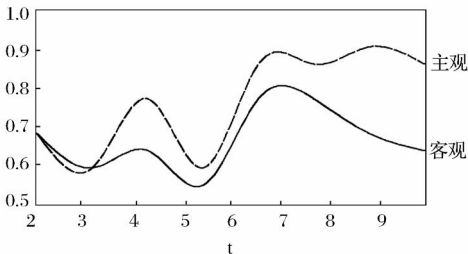


图 6 B 组的两种支付预测准确率拟合图

结果说明,对于知识存量状态好的 A 组被试者来说,客观支付和主观支付对其选择行为的预测效果差别不明显;而对于知识存量状态相对差的 B 组被试者来说,主观支付对其行为选择的预测要好于客观支付的预测效果;总体上来说,不论何种知识存量状态的用户均可以使用主观支付作为其学习绩效的评估方式。

3.4 验证结果讨论

由表 2 可知,不同的知识积累对用户学习效果存在影响的假设得到支持。知识状态好的用户能够较理性、客观地评价检索策略选择行为,从而为有效学习提供了保障;而知识状态不太好的用户对检索效果主观评价的非理性、主观性的特点比较突出,导致了实际学习效果很不理想。

由表 3、图 5 和图 6 可知,强化学习能够较好地

描述数据库用户的学习行为,其中当主观支付作为模型中的支付变量时,模型的预测效果比较好,其中 A 组被试者的平均预测准确率高于 85 %,B 组被试者的平均预测准确率高于 80 %。也就是说,当用户对检索结果感到满意时,该检索策略被选择的可能性增大;当用户对检索结果感到不满意时,该检索策略被选择的可能性降低。

4 结论

本文分析了影响数据库用户检索方法选择过程中学习行为的内部因素(知识状态、学习倾向)和外部因素(学习激发场、行动实现场、结果反馈场),通过 Roth-Erev 强化学习模型分析了科技数据库用户的学习机理,并设计了控制实验量化分析不同因素对用户检索方法学习行为的影响。结果表明:知识状态对用户的学习效果具有显著影响;用户的学习过程能够用强化学习模型较好地描述,且学习过程较依赖于主观支付。

知识状态不好的用户对检索结果会进行盲目评价,这直接导致了其对检索方法产生错误的强化。为了使检索资源在用户中能够被充分、理性地使用,企业可以从以下几方面做起:

1) 提供存在难易使用方法与功能差异的检索工具。通过对具有不同认知起点的用户所获支付差异进行假设检验可以看出,用户个体知识状态的差异导致了用户知识匹配能力、响应能力、解释能力的差异,从而导致了学习效果、学习能力的差异。知识状态差的用户对复杂的检索方法学习困难,也就是说,复杂的检索方法不能被正确地运用,反而成为用户检索的障碍,因此需要为该类用户提供一些使用简单、功能不复杂的检索方法;知识状态好的用户学习使用复杂的、功能多样的检索方法会收到良好的效果,能够更高效地完成信息检索,那么数据库企业应提供使用较复杂但检索效率较高的方法,以为这类用户学习使用。

2) 提供针对不同用户层次的培训课程。通过对两种支付差异的假设检验还可以看出,用户对检索结果评价的主观性非常突出,如果用户检索经验不足,其会产生盲目的满意,从而影响了实际的检索效果。因此数据库企业需要对用户进行培训,使用户对数据库使用方法形成良好的知识存量状态,以保证用户的主观评价与客观评价无差别。并且,培训内容应有针对性:对于刚刚接触数据库产品的用户,培训他们学习简单的数据库检索方法;对于接触过

数据库一段时间且具有一定经验的用户,培训他们学习复杂的、效率较高的数据库检索方法。这样可使不同知识状态的用户都能够实现高效学习的目标。

3)改进用户检索结果反馈系统。用户通过对检索结果信息进行浏览、分析以产生主观的结果反馈,但由于用户评价标准存在差异,因此对于同一检索结果,不同的用户会产生不同的满意度。数据库企业如果能够向用户提供检索结果的第三方评价参考,那么对于减少用户的检索评价盲目性、增加评价的客观性是很有好处的。

本文在分析总结出一些有意义的结论的同时,也存在着一些不足,后续需要进行更深一步的探讨:

1)本文在影响因素的分析中主要考虑的是知识状态和结果反馈分别对用户学习行为的影响,而其他个人因素和环境因素是否对用户的学习行为产生显著影响,以及各个因素叠加所产生的影响效果是否是各个因素单独产生效果的简单相加,都值得进行进一步研究。

2)本文主要分析了 Roth-Erev 强化学习模型对用户行为的拟合效果,其他学习模型(如 Bush-Mosteller 学习模型、虚拟博弈模型、EWA 学习模型、贝叶斯学习模型等)对用户行为的拟合效果怎样、不同情况下模型的拟合效果是否存在差异也都未得而知。数据库企业应了解用户的学习行为特征,这对

于基于用户的检索产品开发具有重要意义。

参考文献

- [1] 邱燕燕. 2000 - 2005 年我国信息用户研究综述[J]. 图书情报工作, 2006, 50(7): 58-61.
- [2] 沙勇忠, 任立肖. 网络用户信息查询行为研究综述[J]. 图书情报工作, 2005, 49(1): 128-132.
- [3] 甘利人, 高依. 科技用户信息搜索行为特点研究[J]. 情报学报, 2005, 24(1): 26-34.
- [4] BRENNER T. Agent learning representation-advice in modeling economic learning[R]. America: Handbook of Computational Economics, 2005.
- [5] 张淑华, 朱启文, 杜庆东, 等. 认知科学基础[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 173-177.
- [6] 张维迎. 博弈论与信息经济学[M]. 上海: 上海人民出版社, 1996: 12.
- [7] FUDENBERG D, LEVINE D K. The Theory of Learning in Games[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2002: 2.
- [8] 刘希宋, 张长涛, 王雪晶. 企业产品开发个体学习模型研究[J]. 科技管理研究, 2006(7): 203-205.
- [9] EREV I, ROTH A E. On the need for low rationality, cognitive game theory: reinforcement learning in experimental games with unique, mixed strategy equilibria[D]. American: University of Pittsburgh, 1996.
- [10] ROTH A E, EREV I. Learning in extensive-form games: experimental data and simple dynamic models in intermediate[J]. Games and Economic Behavior, 1995, 8(1): 164-212.

Study on Strategy of Sciencetech Database User Based on Learning Behavior

Bai Chen, Gan Liren

(Department of Information Management, School of Economics and Management, Nanjing University
of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: This paper analyzes the individual and environmental factors influencing users' learning behavior in the process of information search. And it studies the learning mechanism of sciencetech database users based on the model of Roth-Erev reinforcement learning, and designs controllable experiment to analyze quantitatively the influence of these factors on database users' information search behavior. Based on experiment results and analysis, it proposes some new strategies for improving database products.

Key words: sciencetech database; database user; learning behavior; Roth-Erev learning model; user strategy