

用户如何看待产品中的预测分析功能?

——面向非功能性需求的调研报告

杨经纬¹ 魏子麒² 刘 璘²

1 加州州立大学萨克拉门托分校计算机科学系 加利福尼亚 萨克拉门托 95819

2 清华大学软件学院,北京信息科学与技术国家研究中心 北京 100084

(yang@csus.edu)



摘要 随着近年来数据分析技术的发展,预测分析功能被嵌入到众多互联网商业产品中,为企业带来了巨大的服务收益。然而,这类功能影响哪些非功能性目标?这类功能对普遍关注的非功能性目标包括软件的可用性、性能和透明度,以及用户的隐私乃至个人身心健康等的影响如何?在软件服务商进一步拓展这类技术的应用之前,我们需要对预测分析功能所带来的直接和间接影响进行进一步了解。首先对来自国内的565名受访者进行了问卷调查,搜集了他们对预测分析功能应用的反馈。初步的分析结果表明,尽管许多消费者认可预测分析功能所带来的便利,但他们也表示了对产品的透明度、个人生活和隐私等方面的顾虑。在特定情况下,由于存在这些顾虑,部分用户会选择停止使用预测分析功能,甚至放弃使用整个产品。基于调研结果,从需求工程的视角,讨论了如何把预测分析技术与产品进行有机融合,以减轻和消除用户的顾虑,同时充分挖掘预测分析技术的价值。

关键词: 用户;接纳度;问卷调查;非功能性需求;预测分析

中图法分类号 TP391

What Users Think about Predictive Analytics?

——A Domestic Survey on NFRs

YANG Jing-wei¹, WEI Zi-qi² and LIU Lin²

1 Department of Computer Science, California State University-Sacramento, Sacramento, California 95819, USA

2 School of Software, Beijing National Research Center for Information Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract With the recent advancement in data science, predictive analytics (PA) functions have been built into many commercial products, which affects several “non-functional” goals, including usability, performance, and transparency of the software, as well as privacy and well-being of the user. The direct and indirect consequences are yet to be understood better before the service providers take any further actions in response. In this work, a domestic survey is conducted with a sample set of 565 domestic respondents from China, on their acceptance of applications with PA. The result shows that many consumers recognize the benefit of PA features, but they are not without concerning about transparency, privacy, and personal well-being. Once users are highly concerned, they may choose not to use these features or even give up the products altogether. Based on the survey result, this paper discusses requirements engineering can help the stakeholders make better decisions related to PA adoption and design, and how RE tools can help address user concerns related to PA.

Keywords Consumer, Acceptance, Survey, Non-functional requirements (NFRs), Predictive analytics (PA)

预测分析技术在当今的线上服务产品中随处可见,常见的应用实例包括天猫、京东等电子商务平台根据用户购物的历史记录,推荐其可能感兴趣的商品清单,爱奇艺、哔哩哔哩等在线视频平台根据用户最近的观看记录提供相关的视频推荐。预测分析技术的本质是基于用户行为的历史数据,利用大数据统计技术挖掘出其隐含的行为模式,并进一步将其转化为其行为偏好^[1],从而辅助企业进行智能决策,最终实现企业利润的最大化。最近的一项研究报告表明^[2],在2025年,预测分析应用全球市场估值将达到239亿美元。近几年,预

测分析技术正被加速嵌入到包括零售、电子商务、媒体娱乐、IT电信、银行、金融服务、保险、医疗保健、汽车运输等领域的消费者应用和服务产品中。预测分析应用快速普及的根本原因^[1]包括以下几点:1)预测分析功能可以根据客户过去的行为模式提供个性化的服务推荐;2)预测分析功能可以帮助吸引消费者使用产品,并鼓励用户与系统更频繁地交互;3)通过提升用户与系统的交互,服务商能够赚取更多利润;4)服务平台可以收集到更多用户数据,从而持续地完善预测模型。

如图1所示,在理想情况下,上述预测分析功能增强业务

收稿日期:2020-09-05 返修日期:2020-10-30 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:百度-清华大学软件学院 AI 医疗合作项目

This work was supported by the Baidu-Tsinghua School of Software Medical AI Cooperation Project.

通信作者:魏子麒(weizq@tsinghua.edu.cn)

会形成一个正反馈循环。但在实际情况下,该正反馈的实现是建立在大多数消费者有使用含预测分析功能的应用程序或产品的意愿的前提下,然而,这个前提否成立? 近期研究表明,消费者对预测分析功能的应用是有顾虑的,主要包括隐私问题^[3-4]、透明度^[5]和个人身心健康^[6-8]。然而,在产业界和学术界,对于消费者的这些顾虑是否已经严重到可能危害商业获利的程度,仍缺乏相关的系统研究。

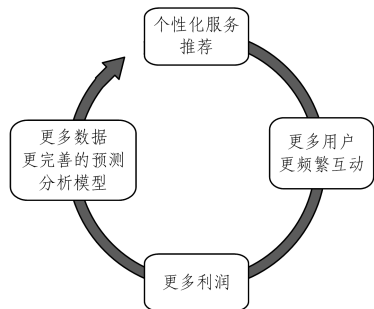


图1 由预测分析功能驱动的新商业模式

Fig.1 PA-driven business model

目前为止,相关研究工作主要尝试从商业^[1-2]或法律^[6-7]的角度来探索这一问题。本文从需求工程的角度来研究该问题,实质是研究如何将合适的预测分析技术成功地转化为软件产品中的相应功能,进而满足用户所关心的功能性与非功能性目标。本文的研究目标是应用需求工程的方法,为预测分析相关的功能或产品提供需求分析方法和设计建议,给出可操作的方法以更好地满足用户的相关非功能需求。

作为这项研究的第一步,我们对用户如何看待预测分析在软件产品或服务中的应用进行了广泛的调研,重点关注以下3个问题。

问题1:消费者对预测分析功能的应用存在哪些顾虑?

问题2:这些顾虑对该产品的市场接纳度有什么影响?

问题3:不同类型的消费者在关注点上是否存在差异?

1 研究背景

1.1 预测分析技术的产品化

每当一项新技术转化到产品中,市场总是需要一定的时间来接纳它^[9],预测分析功能也不例外。随着近年来数据科学技术的快速发展,预测分析功能已经被嵌入到许多互联网消费产品和应用服务中。有业界研究认为,预测分析技术的产品拥有百亿级的潜在市场,但其真正的市场应用及社会影响却仍未可知。目前,相关工作大多是从商业或法律的角度研究预测分析技术产品化所带来的影响,积极的方面包括动态定价^[10-11]、个性化服务^[12-13]等,而消极的方面包括隐私和数据安全^[3-4]、购物上瘾^[7]、过度群体影响^[14-15]等。在商业决策过程以及相关法规的制定过程中,往往忽略了这些产品或服务的真正使用者——消费者的真实感受。因此,如何在产品功能中嵌入预测分析技术,该技术会从哪些角度影响消费者的关注点,以及最终它将如何影响消费者对产品的接纳度,均是迫切需要解答的问题。

1.2 从需求出发的研究过程

产品中预测分析功能的主要目的是通过给出目标消费者可能感兴趣的产品推荐^[16-18],提高信息的可获得性^[19-20],并在最大程度上引导消费者决策。然而,由于不同的非功能性

需求在产品中存在着竞争关系^[21],上述设计理念的实现并非易事。如图2所示,业务干系人需要从可操作层面对产品进行相应的变更,才能通过在产品中引入预测分析功能来获取更多利润。但这样的变更可能会影响相关非功能需求(Non-Functional Requirements, NFRs)的实现,进而影响消费者对产品的接纳度。这种连锁反应将对整个商业模式产生影响。因此,针对预测分析功能对相关非功能性需求以及产品接纳度的最终影响的研究具有较高的的重要性。

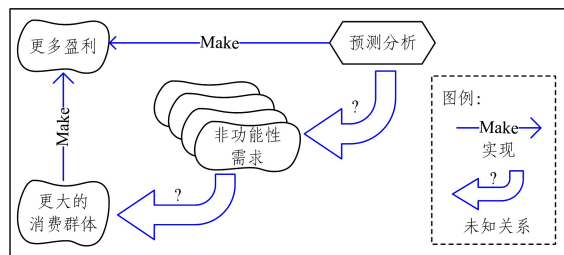


图2 预测分析功能对非功能性需求的实现以及消费群体增长的影响

Fig.2 Chain reaction—from PA functions to NFRs to consumer base

本文研究用户对产品中实现的预测分析功能的看法,因此参考ISO/IEC 25010^[22]标准中的“使用质量模型(Quality in Use)”,从中提取了与预测分析功能相关的特征。如表1所列,我们发现使用质量模型中的“有效性”“高效性”“满意度”“无害性”与预测分析功能紧密相关,而“上下文覆盖”则与预测分析功能的关系较小。据此,与上述4个特征相对应,我们进一步在“产品质量模型(Product Quality Model)”中找到了与预测分析功能相关的质量特性,具体总结如下。

1)功能性与可用性(Usefulness & Usability):预测分析功能的具体应用包括搜索辅助、推荐器等^[19-20],因为消费者不需要花费大量精力去寻找他们所需的信息,这些功能将使产品或服务更加易用。但其前提是预测分析功能向消费者推荐“准确”的信息。

2)性能(Performance):预测分析功能在产品或服务中作为辅助服务而存在,在实际运行中,它会与产品中某些重要性高于它的其他功能同时运行,以致于影响到应用程序的响应时间,从而引起用户的担忧^[23]。从最终用户的角度来看,对于那些妥善设计和实现的产品,这种影响通常可忽略。

3)隐私(Privacy):预测分析技术的实现是基于消费者历史行为数据的,如浏览历史、订单信息等。一个常见的问题是,服务提供商可能会通过这些历史数据来识别消费者的身份,而这些人身份信息存在被泄露甚至滥用的风险^[3-4]。

4)透明度(Transparency):目前市场中缺乏应用预测分析技术的相关法律法规^[5],这给一些投机的服务供应商通过滥用用户数据来获取超额利润提供了空间。相应地,透明度的缺失也将影响消费者对服务的信任度。一个合理的闭环数据治理系统可以规范数据的收集、使用、分享,从而使服务供应商和消费者建立互信。

5)用户身心健康(Personal Well-being):如果设计得当,预测分析功能可以给消费者提供额外且有用的信息,这种服务本身是善意的,但一些产品会利用预测分析技术的优势,给消费者推送过多的信息或产品广告^[24]。从心理健康的角度来看,这种做法会给消费者造成营销压力或者对服务的过度依赖^[7];从社会影响和道德伦理的角度来看,大量的过度推荐

会造成信息偏差从而误导消费者,甚至侵犯他们的自主权和尊严^[6]。因此,具有预测分析功能的产品或服务,应当明确地将消费者的身心健康作为一个长期的目标,从而使建立在预测分析技术上的商业模式可持续。

表1 预测分析功能相关的使用质量特征与相关产品质量模型的对应关系

Table 1 Mapping between quality in use model and product qualities model

预测分析功能相关的使用质量特征	预测分析功能的产品质量特性
有效性	准确性(属于可用性)
高效性	性能
满意度	功能性、便利性(属于可用性)
无害性	隐私、透明度、用户身心健康

我们用目标模型 i^* ^[25] 对上述观点进行了总结,如图3所示,其中相关的非功能性需求被定义为软目标,进而可以针对预测分析功能对这些目标的贡献或影响进行评估。现有的目标建模框架,如 i^* ^[25] 和 KAOS^[26],均需要依赖领域专家提供相关知识才能完成建模,尤其是图3中的各种“贡献关系”。然而,由于消费者将直接受到产品中预测分析功能及其质量的影响,他们的顾虑又将直接影响他们对该产品的使用方式,而这将反过来影响预测分析功能的工作方式。因此,收集、分析和综合消费者的意见应当作为实现预测分析功能的需求分析过程中的重要步骤。

表2 功能性/非功能性因素与调研问题的对应关系

Table 2 Mapping between functional/non-functional factors and survey questions

质量特性	具体因素	编号	调研问题	描述类型	参考文献
功能性	决策	Q1	预测分析功能所提供的推荐可以帮助我进行决策	正面	[16]
可用性	便利性	Q2	预测分析功能可以帮助我节省信息搜索所需的时间和精力	正面	[19]
	准确性	Q3	预测分析功能的推荐能帮助我找到更准确且有意义的信息	正面	[17]
性能	反应时间	Q4	预测分析功能往往会增大系统的负荷,从而拖慢APP的反应速度	负面	[23]
隐私	隐私	Q5	我很担心自己的个人数据被服务商泄露或滥用	负面	[3-4]
透明度	透明度	Q6	如果一个具有预测分析(PA)功能的APP能够遵守与个人数据收集、使用、共享有关的法律和规定,我会更放心地使用它	正面	[5]
	善意	Q7	APP推荐信息给我是一种善意的行为,会让我感到受到尊重	正面	[27]
	个人尊严	Q8	我并不喜欢具有预测分析功能的APP将我与其互动作为数据来源	负面	[6]
身心健康	个人自主性	Q9	具有预测分析(PA)功能的APP发送的通知数量过多,以致会打扰到我的日常生活	负面	[6]
	信息过载	Q10	这些APP中预测分析(PA)功能提供的信息过多,会让我感到无所适从	负面	[24]
	沉迷	Q11	具有预测分析(PA)功能的APP往往会让我长时间使用它甚至沉迷其中,以致浪费过多的时间和金钱	负面	[7]

2.2 数据采集

为了让受访群体能作为 Persona 来使用^[28],我们尽可能地将问卷发放给具有不同背景的潜在用户群体。表3分析了调查参与者的背景,表4分析了其对预测分析功能的接受程度(A)。

根据 Kline 的建议,调研收集的可用数据点与自由变量数量之比应至少达到 20:1^[29]。本调研中共包含 11 个主要的调查问题(见表2),因此理想的样本量至少是 220 个。截至目前,我们共收集到 578 个反馈,除掉 13 个不完整的记录后,可供使用的数据总量为 565 个,充分满足了上述要求。从表3、表4来看,在调研收集到的数据集中,各类型变量的样本分布并不十分均衡,数据可靠性需要进一步的验证。我们采用 IBM SPSS 26 社会科学统计软件对收集到的调研数据进行了分析。数据集的 Cronbach's Alpha 值为 0.74,高于推荐值(0.7)^[30]。因此,该数据集被认为是可靠的,并且

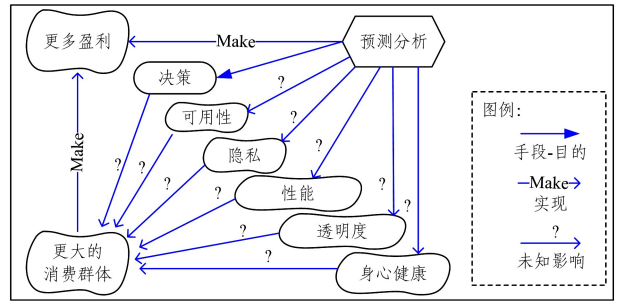


图3 评估预测分析功能的非功能性需求模型

Fig. 3 Relevant NFRs for PA evaluation

2 研究方法

2.1 问卷调查

本文展示了一种通过数据驱动的、获取定性需求的调研方法。基于第1.2节的讨论,我们设计了一个由3部分组成的调研问卷¹⁾。该问卷的第1部分包括7个关于个人背景信息的问题;第2部分用于明确预测分析功能在本次调研中的定义和应用范围,并提出了两个关于被调查者对预测分析功能产品的使用经验问题;第3部分包含了11个主要的调研问题(见表2),这些问题主要从受访者的角度评价预测分析功能对产品的功能性和非功能性相关因素的影响。备选项采用七段打分制,即项目分数从1(非常不同意)到7(非常同意)。

可以对其进行进一步的分析。

表3 调研参与者的背景总结(N=565)

Table 3 Summary of demographic status (N=565)

变量	参数	人数	百分比/%
性别	女性	288	51.0
	男性	266	47.1
	不愿透露	11	1.9
最高教育水平	初中	13	2.3
	高中	145	25.7
	大学	201	35.6
	硕士	165	29.2
	博士	41	7.3%
年龄	小于20	97	17.2
	21~30	391	69.2
	31~40	54	9.6
	41~50	21	3.7
	51~60	1	0.2
	大于60岁	1	0.2

注:N表示调研参与者的人数

¹⁾ <http://t.cn/A6yorU6J>

表4 调研参与者对于具有预测分析功能产品的使用经验

Table 4 Respondents experience with application of PA

用户类型	对于预测分析功能的接受度(A)	简称	人数	百分比/%
A1	是,我一直在使用包含预测分析功能的产品	普通用户	235	41.6
A2	是,但我只在没有其他可替代产品时,而且会尽量关闭预测分析功能	妥协用户	190	33.6
A3	是,但我直到此刻才意识到自己使用了具有预测分析功能的产品	不知情用户	99	17.5
A4	不,我从来没有听说过预测分析功能,且不认为自己用过这一功能	非用户	11	1.9
A5	不,我一直避免使用包含预测分析功能的产品	反对者	30	5.3

表5 每个非功能性因素的平均得分,以及预测分析功能对其影响的等级

Table 5 Average rating per factor, and PA's impact level

问题/因素	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8 个人	Q9 个人	Q10 信息	Q11
	决策	便利性	准确性	反应时间	隐私	透明度	善意	尊严	自主性	过载	沉迷
平均得分	5.18	5.46	5.37	4.82	4.27	5.50	4.95	4.99	5.15	4.92	5.07
预测分析功能影响(I)	+	+	+	-	-	*	+	-	-	-	-

注: * 代表仍未知,因为 Q6 是关于产品使用的透明度,而非预测分析功能影响的透明度

表6 非功能性需求变量间的相关性

Table 6 Correlations between NFR variables

关系变量	Spearman 相关系数
决策(Q1) — 便利性(Q2)	0.470**
决策(Q1) — 准确性(Q3)	0.509**
决策(Q1) — 善意(Q7)	0.480**
便利性(Q2) — 准确性(Q3)	0.647**
准确性(Q3) — 善意(Q7)	0.479**
个人自主性(Q9) — 信息过载(Q10)	0.541**

注: ** 代表 p-value < 0.01

3.2 调研结果分析

问题 1: 消费者对预测分析功能的应用存在哪些顾虑?

用户对预测分析功能的看法,可以通过分析他们对每个调研问题 Qi 的平均打分情况得出(见表 5)。我们考虑到问卷调研的随机性和答卷者的主观性,为了便于理解和应用调研的结果,我们设计了一个针对预测分析功能对非功能性需求(NFR)的影响等级的评估机制,如表 7 所列。该机制的目的是将每个问题 Qi 的量化平均得分转化为定性的“影响等级(I)”(见表 5 中的预测分析功能影响(I))。例如,已知 Q1 为正面描述,且其平均得分为 5.18,落在区间[4, 5.5)之内,因

3 调研结果与讨论

3.1 调研结果综述

表 5 列出了对每个调查问题 Qi 的所有调查反馈的平均得分(其中“预测分析功能影响(I)”将在第 3.2 节进行进一步解释)。我们选择用户对预测分析功能的使用经历(A)和他们对每种非功能性因素(Qi)的评分来计算 Spearman 相关性^[31]。如表 6 所列,几对非功能性因素具有显著的相关性(高于 0.45, p-value < 0.01)。对于这些相关值的含义,我们以 Q2—Q3 为例,解释如下:Q2 的便利性与 Q3 的准确性呈现显著的正向相关性,这意味着如果预测分析功能做出推荐的“准确性”越高,消费者使用相应产品获得的“便利性”就会越高。同样的方法也可以解释表 6 中的其他组合。通过分析可知,这些性质的相关性与领域专家的经验知识一致,这也从侧面验证了调研数据的合理性。

此预测分析功能对“决策(Q1 所代表内容)”的影响可被确定为“+”。正如第 1.2 节所述,消费者对预测分析功能的顾虑主要包括 APP 的“反应时间”和“信息过载”,自身的“隐私”“尊严”“自主性”,以及对 APP 的“沉迷”。

表7 预测分析功能对非功能性需求的影响等级评估机制

Table 7 Rubrics of PA's impact level on NFRs

得分区间	[1,2.5)	[2.5,4)	[4,5.5)	[5.5,7]
正面描述	--	-	+	++
负面描述	++	+	-	--

问题 2: 用户的顾虑对产品的市场接纳度有什么影响?

我们可以通过分析每个非功能性因素(Q1—Q11)与消费者对预测分析功能的接纳度(A)之间的 Spearman 相关性,得到表 8 中案例 0 给出的分析结果。由于 p-value 值越小,变量间的相关性就越显著^[32],因此我们设计了一个针对非功能性因素对产品接纳度的影响等级评估机制,如表 9 所列。据此,可以给每个非功能性因素赋予一个对产品接纳度的影响程度(I')。例如,Q2 便利性与预测分析功能接受度之间的相关度为 0.223(在 p-value 低于 0.01 的显著性水平下),其表明便利性对于预测分析功能的接受度具有较强的影响度(“++”)。

表8 预测分析功能的使用经验(A)与非功能性变量(Q)间的相关性

Table 8 Correlations between experience (A) and NFR variables (Q)

问题/因素		Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	Q11	
案例	数据集	决策	便利性	准确性	反应时间	隐私	透明度	善意	个人尊严	个人自主性	信息过载	沉迷	
0	A	565	0.152**	0.223**	0.211**	0.019	-0.002	0.175**	0.099*	0.012	.142**	0.045	0.135**
1	A1, A2	425	0.082	0.180**	0.144**	-0.074	-0.013	0.138**	0.024	-0.028	-0.020	-0.037	0.062
2	A1, A3	334	0.105	0.216**	0.199**	0.047	-0.054	0.121*	0.062	0.025	0.117*	0.052	0.138*
3	A1, A4	246	0.102	0.109	0.076	0.077	0.107	0.173**	0.012	0.133*	0.167**	.090	0.104
4	A1, A5	265	0.230**	0.225**	0.245**	-0.007	0.035	0.187**	0.211**	-0.052	0.210**	0.040	0.128*
5	A2, A4	201	0.084	0.048	0.037	0.122	0.133	0.166*	0.003	0.180*	0.198**	0.130	0.097
6	A3, A5	129	0.233**	0.079	0.160	-0.057	0.101	0.187*	0.233**	-0.100	0.196*	.005	0.055
7	A4, A5	41	0.078	0.029	0.122	-0.185	-0.189	-0.115	0.224	-0.372*	-0.139	-0.139	-0.072

注: * 代表 p-value < 0.05, ** 代表 p-value < 0.01

表 9 非功能性需求对产品接纳度的影响等级评估机制

Table 9 Rubrics of NFRs' impact level on product adoption

	正相关度	负相关度
p-value<0.05	+	-
p-value<0.01	++	--

表 10 列出了对产品接受度具有显著影响的非功能性因素。

表 10 消费者对包含预测分析功能的 APP 接受度的影响因素

Table 10 Different factors' impact on consumer's acceptance of applications with PA

影响级别 (I')	影响因素
++	决策、便利性、准确性、透明度、个人自主性、沉迷
+	善意

值得注意的是,根据 Spearman 相关性分析的结果,增加用户对 APP 的沉迷被认为是有利于拓展用户群体的做法,即若应用或服务提供商希望扩大用户群体,则应该考虑增强用

表 11 不同类型用户对每个非功能性因素的平均打分

Table 11 Different types of users' average rating for each NFR

用户类型	数量	决策	便利性	准确性	反应时间	隐私	透明度	善意	个人尊严	个人自主性	信息过载	沉迷
普通用户	235	5.36	5.74	5.60	4.76	4.23	5.68	5.04	4.95	5.25	4.91	5.22
妥协用户	190	5.16	5.34	5.32	4.99	4.32	5.43	4.99	5.07	5.30	5.05	5.06
不知情用户	99	5.15	5.17	5.17	4.69	4.45	5.48	4.94	4.97	4.97	4.78	4.93
非用户	11	4.55	5.18	5.09	4.18	3.36	4.55	4.73	4.18	4.00	4.45	4.45
反对者	30	4.30	5.07	4.70	4.83	4.00	4.90	4.17	5.17	4.43	4.80	4.73
全部用户	565	5.18	5.46	5.37	4.82	4.27	5.50	4.95	4.99	5.15	4.92	5.07

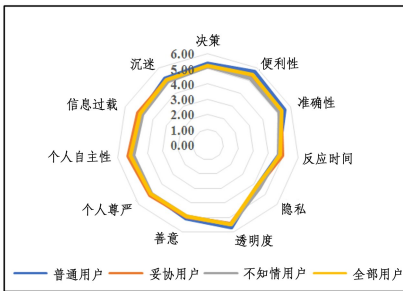


图 4 预测分析功能用户对每个 NFR 的平均打分
Fig. 4 PA users' average rating per NFR

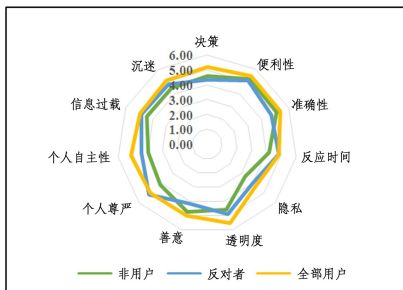


图 5 尚未使用过预测分析功能的消费者对每个 NFR 的平均打分
Fig. 5 Non-PA users' average rating per NFR

根据第 1 节的讨论,对于决策者而言,最有价值的信息莫过于能够吸引更多的消费者使用他们的产品或服务的方法。因此,我们基于消费者使用预测分析功能的经历对他们进行区分,构建了若干子数据集(表 8 中的案例 1—案例 7),并采用 Spearman 相关性分析,尝试找出不同类型消费者对预测分析功能关注点的差异。

用户对 APP 的沉迷度。但我们认为,从长远社会影响的角度考虑,这种做法属于短视的商业行为,并不具有可持续性,因此不予推荐。这一现象也在一定程度上说明,数据分析的结果具有一定的“时效性”,需要经过领域专家的进一步验证才能作为领域知识来重用。

问题 3:不同类型的消费者在关注点上是否存在差异?

首先,我们可以具体考查不同类型的预测分析功能用户(见表 4)对问卷每个问题的组内平均打分情况,如表 11 所列,图 4 和图 5 给出了更为直观的比较。与全部用户的评分结果相比(见表 5),使用过预测分析功能的用户(包括普通用户、妥协用户、不知情用户),在对预测分析功能的“准确性”、对“决策”的帮助以及使用的“便利性”这 3 项上给出了更为正面的评价;而尚未使用过预测分析功能的消费者(包括非用户和反对者),对预测分析功能所带来的好处并没有太多体会;而对“个人尊严”项表现出了更为突出的关注。

1)案例 1、案例 2:对于妥协用户(A2,因为没有其他的可替代产品才使用当前含有预测分析功能的产品)和不知情用户(A3,尚未意识到预测分析功能存在于产品之中),如果有服务商准备向市场推出一个新的同类产品,如何吸引这些消费者改用新产品?

我们使用 Spearman 相关性,对 A1 普通用户和 A2 妥协用户的问卷数据进行了分析(见表 8 中的案例 1)。与案例 0 的分析结果相比,新产品应当将非功能性设计的重点放在在便利性、准确性和透明度上。如果能在这些方面超过现有产品,那么现有产品的 A2 妥协用户会愿意尝试新产品。

用同样的方法分析案例 2,可以得出类似的结论(新产品还需确保消费者的个人自主性)。

2)案例 3、案例 5:对于非用户(A4,尚未使用过预测分析功能的消费者),服务商应该怎样设计产品才能吸引这些消费者(即将其转化成 A2 甚至 A1)?

在产品中强调与预测分析技术相关的透明度,重视消费者的个人尊严和自主性。

3)案例 4:对于预测分析功能“反对者”(A5),如何设计产品才能改变他们的想法(将其转化成 A1)?

与案例 0 的结论基本相同,但要更强调产品能够向消费者释放出足够的善意。

4)案例 6、案例 7:对于不知情用户(A3)和非用户(A4),如何避免这些(潜在)消费者的流失(将其转化成 A5)?

确保产品预测分析功能对消费者决策的帮助,并展现出足够的善意。另外,要兼顾预测分析技术的透明度以及保护消费者的个人尊严和自主性。

3.3 需求决策知识合成

第 3.2 节中的调研结果可以作为开发具有预测分析功能的新产品或对现有产品进行改进时的指导方针,特别是在产品早期的需求分析和设计阶段。基于我们的研究模型(见图 2),通过融入预测分析功能对每个 NFR 的影响(见表 5)以及每个 NFR 对产品采纳的贡献(见表 10),我们使用 i^* 模型对调研结果进行了重新建模,如图 6 所示。

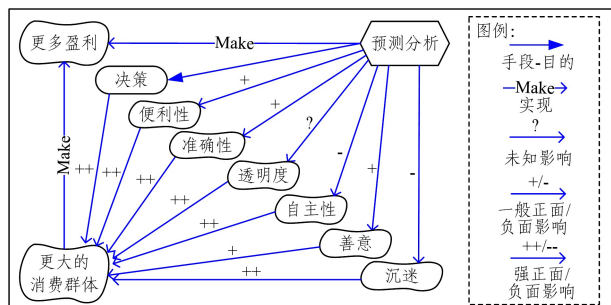


图 6 使用 i^* 模型对调研结果建模

Fig. 6 Modelling survey findings with i^*

根据第 3.2 节研究问题 3 的结论,我们可以针对不同的情况(案例)建立类似的需求知识模型;同时使用所有这些模型可以构建出一个完整的需求知识框架,在可操作层面描述预测分析功能对非功能性的需求,以及产品接纳程度的双重影响。业务分析人员和利益相关者可以依据该框架对产品设计做出决策,并权衡各种备选方案的利弊^[33]。

4 有效性分析

这项研究本身的潜在设计缺陷在于,我们的调查问卷未能包含所有的质量属性,且预测分析技术在不同领域的应用也存在区别,这将导致其影响的质量属性有所不同。因此,我们在问卷最后加入了一个开放式问题,希望受访者能够分享更多关于他们使用预测分析功能的经验。以下是一些例子:

- 1)“……(我觉得)推荐算法让人接触的东西狭窄,在一定程度上阻碍了我们去看更大的世界……”
- 2)“……(我认为) PA 功能限制了我对信息的获取范围。我经常清除我的使用记录,因为这些记录会反过来定义并限制我本人的发展空间……”
- 3)“……毫无疑问,在使用社交媒体平台时,它有时可以向消费者展示有趣的新内容,并给予有益引导,但这项技术的本质是让人对应用上瘾,这大大削弱了机器学习算法的价值,并使整体用户体验变得狭隘而空洞……”

尽管类似以上的反馈无法直接被纳入我们目前的定量或定性分析中,但这些宝贵见解可以辅助我们进行下一轮的调查研究。例如,上述反馈例子指出在某些用例中,虽然预测分析功能起到了应有的推荐作用,但与此同时,这些推荐本身的局限性却限制了用户对新内容的获取机会,从而在某种程度上损害了产品的可用性。用户的这种主观看法虽然完全在我们的预期之外,但同时也给我们接下来的研究方向提供了指引。

对内部有效性的另一个威胁是,用于将定量分析结果转

化为定性影响等级的评估机制(见表 7、表 9)并不具备绝对的客观性。若要在某个特定领域应用本文的调研方法,则需要基于领域重新评估和定制相应的机制。

外部有效性的主要威胁是样本的多样性不足。本调研的主要参与者包括理工科大学生、研究生、软件工程师以及计算机科学研究人员等,这并不能很好地代表整个消费者群体。因此,本次调研研究结果的普适性还需要进一步的评估。

结束语 本文给出了一个基于用户反馈来发现早期产品需求、领域知识的方法,并将其应用在预测分析功能的产品化中。这种方法的本质是让业务分析人员和利益相关者听到底层用户的声音,并以务实的态度将其纳入预测分析产品的需求分析和软件设计中。为了达到这个目标,我们通过问卷调查的方式,收集到 565 份有效回复,并对其进行了分析。结果显示,大部分消费者认可预测分析功能的好处,但他们同时在隐私、透明度和个人身心健康等几个方面存在顾虑。如果这些顾虑能够被妥善解决,那么会有更多的消费者开始/继续使用具有预测分析功能的产品。

从需求工程的角度来看,本文的研究方法和技术路线具有被应用到其他问题场景的潜力。例如,当一项新技术被应用到一个新的产品领域时,如何能够发挥这项技术的优势从而使用户受益,同时减少用户的顾虑和降低新技术自身局限性所带来的负面影响。我们可以基于新技术的领域知识,找出其关键的功能性和非功能性影响,并对其进行有针对性的调研,再通过数据相关性的分析,合成早期需求决策知识。

本文工作可以在以下几个方向继续展开:

- 1)调研更具代表性的样本,并在分析过程中加入新的变量,如消费者的个人背景、对待新技术的态度、对待别人建议的态度等。
- 2)在特定的领域内进行二次调研,如电子商务平台、娱乐流媒体、虚拟助理等,并尝试挖掘在特定领域内实现预测分析技术的一些知识。
- 3)针对特定领域,比较不同的预测分析功能的实现模式和策略,以更好地了解用户对预测分析功能的偏好。
- 4)进行 A/B 测试,对比用户对具有预测分析功能和没有预测分析功能的产品/业务功能的反馈。

参考文献

[1] ECKERSON W. Predictive Analytics: Extending the Value of Your Data Warehousing Investment, First Quarter 2007 TDWI Best Practices Report[R]. 2007. [2020-09-15].

[2] Grand View Research, Inc., Predictive Analytics Market Size & Share, Industry Report, 2019-2025[R]. 2019. [2020-09-15].

[3] KSHETRI N. Big Data's impact on privacy, security and consumer welfare[J]. Telecommunications Policy, 2014(38): 1134-1145.

[4] KING N, JESSEN P. Profiling the mobile customer-Privacy concerns when behavioural advertisers target mobile phones-part I [J]. Computer Law & Security Review, 2010, 26(5): 455-478.

[5] KAMARINOU D, MILLARD C, SINGH J. Machine Learning with Personal Data[R]. Queen Mary School of Law Legal Stud-

- ies Research paper No:247,2016.
- [6] ROTHCHILD J. Research Handbook on Electronic Commerce Law[M]. Edward Elgar Publishing,2016.
- [7] WEINSTEIN A,LEJOYEUX M. Internet addiction or excessive internet use[J]. The American Journal of Drug and Alcohol Abuse,2010,36(5):277-283.
- [8] WANG X,KNEAREM T,GUI F, et al. The Safety Net of Aging in Place: Understanding How Older Adults Construct, Develop, and Maintain Their Social Circles[C]// Proc. 12th EAI International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare. ACM Press,2018:191-200.
- [9] MOORE G. Crossing the Chasm, Harper Business Essentials [M]. Harper Business Essentials,1991.
- [10] HAWS K, BEARDEN W. Dynamic pricing and consumer fairness perceptions [J]. Journal of Consumer Research, 2006, 33(3):304-311.
- [11] EREVELLES S, FUKAWA N, SWAYNE L. Big Data consumer analytics and the transformation of marketing[J]. Journal of Business Research,2016,69(2):897-904.
- [12] JIANG Z, BENBASAT I. Virtual Product Experience: Effects of Visual & Functionality Control of Products on Perceived Diagnosticity in Electronic Shopping[J]. Journal of Management Information Systems,2004,21(3):111-147.
- [13] DAUGHERTY T, LI H, BIOCCA F. Experiential Ecommerce: A Summary of Research Investigating the Impact of Virtual Experience on Consumer Learning[J]. Online Consumer Psychology,2005,25(7):568-586.
- [14] NAWAZ A, VVEINHARDT J, AHMED R. Impact of Word of Mouth on Consumer Buying Decision[J]. European Journal of Business and Management,2014,6(31):394-403.
- [15] AL MANA A, MIRZ A A. The impact of electronic word of mouth on consumers' purchasing decisions [J]. International Journal of Computer Applications,2013,82:23-31.
- [16] HUANG Z, ZENG D, CHEN H. A comparative study of recommendation algorithms in e-commerce applications[J]. IEEE Intelligent Systems,2007,22(5):68-78.
- [17] LEE J, SUN M, LEBANON G. Prea: Personalized recommendation algorithms toolkit [J]. Journal of Machine Learning Research,2012,13:2699-2703.
- [18] XIE H, YANG J, CHANG C, et al. A Statistical Analysis Approach to Predict User's Changing Requirements for Software Service Evolution[J]. Journal of Systems and Software,2017, 132:147-164.
- [19] BHARATI P, CHAUDHURY A. An empirical investigation of decision-making satisfaction in web-based decision support systems[J]. Decision Support Systems,2004,37(2):187-197.
- [20] DELONE W, MCLEAN E. The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update[J]. Journal of Management Information Systems,2003,19:9-30.
- [21] CHUNG L, NIXON B A, YU E, et al. Non-functional requirements in software engineering[M]. Springer Science + Business Media,2012.
- [22] ISO/IEC 25010. Systems and software engineering-Systems and software Quality Requirements and Evaluation (SQuARE)-System and software quality models[S]. 2011.
- [23] WATSON H. Tutorial. Big data analytics: Concepts, technologies, and applications[J]. Communications of the Association for Information Systems,2014,34(1).
- [24] BAWDEN D, ROBINSON L. The dark side of information: overload, anxiety and other paradoxes and pathologies[J]. Journal of Information Science,2009,35(2):180-191.
- [25] YU E. Towards modelling and reasoning support for early-phase requirements engineering[C]//3rd IEEE International Symposium on Requirements Engineering, 1997.
- [26] VAN LAMSWEERDE A. Goal-Oriented Requirements Engineering: A Guided Tour[C]//5th IEEE International Symposium on Requirements Engineering. 2001:249-263.
- [27] HOSONO S, HARA T, SHIMOMURAY, et al. Prioritizing service functions with non-functional requirements[C]// CIRP Industrial Product-Service Systems Conference. 2010:133-140.
- [28] PRUITT J, ADLIN T. The persona lifecycle: keeping people in mind throughout product design[M]. Morgan Kaufmann Publishers Inc. ,2010.
- [29] KLINE R. Principles and Practice of Structural Equation Modeling[M]. Guilford Publications,2015.
- [30] HAIR J. Multivariate Data Analysis [M]. Pearson Education, 2010.
- [31] MYERS L, SIROIS M. Spearman Correlation Coefficients. Differences between[M]// Encyclopedia of Statistical Sciences. John Wiley & Sons Inc,2004.
- [32] WESTFALL P, YOUNG S. Resampling-based multiple testing: Examples and methods for p-value adjustment[M]. Wiley-Interscience,1993.
- [33] ELAHI G, YU E. Comparing alternatives for analyzing requirements trade-offs-In the absence of numerical data[J]. Information and Software Technology,2012,54(6):517-530.



YANG Jing-wei, born in 1983, Ph.D, assistant professor. His main research interests include requirements engineering, human-computer interaction, and data & knowledge engineering.



WEI Zi-qi, born in 1986, Ph. D. His main research interests include computing theory, health ageing and big data techniques in health care.