

读懂你“性格”的个性化推荐

张富峥，谢幸

微软亚洲研究院

互联网和移动互联网的迅猛发展，为信息量的惊人膨胀提供了肥沃的土壤。虽然大量的有用信息为用户提供了更多的价值，但是信息的泛滥也意味着为了寻找合适的信息必须付出更大的成本。个性化推荐技术能够在这个被信息淹没的时代，把用户最感兴趣的内容直接呈现在用户面前。个性化推荐系统大致可以分为三层境界，以电商推荐场景为例，第一层境界是你购买过什么，能够给你推荐类似的商品；第二层境界推荐的是你需要并且也适合你的其他商品；第三层境界，也就是最高的境界，应该是能够基于你的性格、兴趣等个人特性，为你推荐从来没有想过却正中心意的能够带来惊喜的商品。目前主流的个性化推荐算法，主要包括协同过滤推荐算法和基于内容的推荐算法，还只能达到前两层

境界，有可能会产生过于盲目的“精准推荐”，从而使得用户的视野变得越来越狭窄。个性化推荐技术想要更上一层楼，必须对用户的个性进行更深层次的解读，并且有效地融入推荐模型中；另一方面，在心理学中，性格反映了个体之间最为稳定和持久的差异，用户性格的研究正是对用户个性最为严谨和深入的理解。

当性格遇见个性化推荐，会碰撞出怎样的火花，我们可以先来看一个应用。剑桥大学的 Sandra^[1] 等人在 Facebook 上的实验证明了性格能够被用来帮助广告投放。首先设计师根据内向人格和外向人格的典型特征设计出了如图 1 所示的针对这两种个性的广告。然后研究者们把这些广告同时投放给两组用户，一组用户具有典型的内向人格，而另一组用户具有典型的外向人



图1 外向型广告和内向型广告

格。从图2中可以看到，对于内向人格的用户来说，内向型广告的投资回报率(ROI)接近2倍于外向型的广告；类似的，对于外向人格的用户，外向型广告的ROI也比内向型广告高出30%左右。由此可见，基于性格的推荐能够有效地提升广告的投资回报率。更进一步，性格分析还能被用来助力美国大选。Trump在2016年6月聘请了一家名为Cambridge Analytica的公司来帮助他竞选，而这家公司的首席执行官Alexander正是Trump的数字战略主管。这家公司立刻就从各种地方购买个人数据，比如土地登记信息、汽车数据、购物数据、优惠券、俱乐部会员，你读什么杂志、去哪个教堂、Facebook点赞等，再把这些数据与选民名册整合到一起，然后用模型把这些美国成年人分成了32种不同的性格。紧接着，Alexander联系广告公司在Facebook这个平台上发布了17.5万个各不相同的宣传Trump观点的广告。Alexander说：“不同的人看到的广告标题、内容，甚至连颜色和字体都是不同的，这种广告能覆盖哪怕最小的受众群体，甚至具体到个人。”以枪支使用为例，Alexander展示了如何对特定的选民提供适当的政治讯息：如果是神经质型和严谨型观众，就要突出入室抢劫的威胁，显示政策应该保证业主持枪，所以可以让他们看看这种画面——抢劫者一

只砸窗户的手；另一边，要是封闭的亲型和人，他们关心传统、习惯和家庭，不妨给他们看类似大人带着孩子站在夕阳下举枪打野鸭的画面。可以看到，基于性格的广告与目标受众是如此的贴合，以至于改变了很多美国选民的投票意向，甚至可以说这就是一场心理操纵。

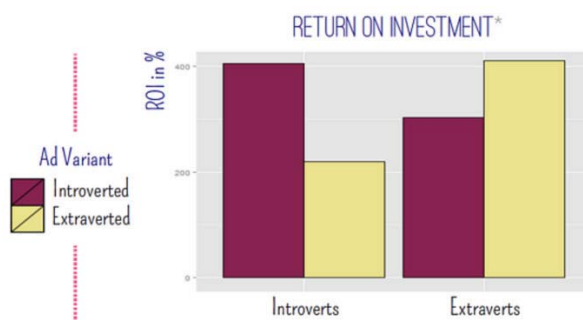


图2 内向型广告和外向型广告针对内向人群和外向人群的投资回报率

心理学中的性格定义与测量

性格，也常常简称为人格(personality)，在现代心理学中，性格的定义跟语言的使用有着紧密的关系。每当我们试图对人物的性格特征做出描述时，总会去寻找一些我们心中自认为恰如其分的词语，比如描绘一个人物是冷静的、客观的、负责任的。基于这些观察，性格理论的先驱Allport和Odbert于1936年对英语词汇进行了艰难而又系统的调查研究，并按照个人特质、暂时的情绪或者行为，以及智力与才干这四个类别列出了大约18 000个单词，其中大约5 000个“可能存在的用于描绘个体特质的中性词汇”得到了众多心理学家的特别关注^[2]。然而，用这些成千上万的词汇来定义性格对于心理学家来说可以说是一场灾难，为了能够系统地区分和比较不同人的性格，

对这些上千上万的词汇进行归类以便建立性格的分类法 (taxonomy) 就显得非常必要。因此, 心理学家开始采用因素分析 (factor analysis) [3] 技术对 Allport 及 Odbert 的单词表进行分析, 从而得到了数量较小的相关单词群组, 每个单词群组可以认为是性格的某一方面特征。因素分析是一种统计方法, 根据大部分人对一系列题目的回答之间的相关性, 将相关的项整合为“因素集合”, 其中每个因素可以认为是与之相关的所有词汇的高度概括。例如, 某种性格定义的某一因素可能与外向性有关, 这个外向性因素就是与之高度相关的所有词汇的概括。近 20 年来, 性格研究者关注与支持最多的定义是五因素模型, 也常常被称之为“大五人格”。大五人格包括了五个高度概括的人格因素——外向性 (extraversion)、尽责性 (conscientiousness)、神经质 (neuroticism)、随和型 (agreeableness) 和开放性 (openness), 以及每个人格因素下的一些细分特质 (比如外向性下包括了是否经常参加活动、是否热心肠等)。在以使用英语词汇为对象的研究中, 五因素模型确实表现出了惊人的可重复验证性, 至少有 10 多名研究者通过不同的样本发现了这五个因素。在过去的半个世纪里, 五因素结构每 10 年就会被重复验证一次, 说明了它具有跨时间的稳定性, 而且在不同的语言环境中也得到了充分的验证。大五人格的建立, 使得性格理论研究领域得到了统一。

在心理学研究中, 测量性格的主流方法包括了访谈和调查问卷。访谈需要经过严格训练的人格心理学研究者与个体进行对话, 在个体积极配合的情况下获取个体的性格信息。访谈法能够灵活地照顾到个体

的差异并且能够应对特殊情形, 但是非常依赖优秀的专业测评人员, 因此难以广泛使用。调查问卷方法需要个体根据自己的实际情况回答问卷上的问题, 然后根据答案的分数对应到相应的性格特征中。调查问卷的优点是易于管理和应用, 容易推广, 答案分数的计算方法客观并且可以直接获取检测对象的回答。但是调查问卷的局限性也很明显, 测验对象可能对自身并没有深入的了解, 在回答问题时他们可能会尝试展示自己最好的一面, 也可能会尝试根据自己的期望和愿望作答, 所以很难得知他们在完成调查问卷时是否精神集中和足够谨慎。尽管存在主观性等局限, 调查问卷仍然是心理学中目前普遍采用的方法。

性格应用于推荐算法

融合用户的性格到推荐算法中, 开启了进一步提升个性化推荐境界的大门。按照用户性格获取的方式, 目前该领域的研究工作, 主要分为基于调查问卷的性格推荐算法和基于模型的性格推荐算法。

基于调查问卷的性格推荐算法

此类算法常常分为两步, 首先使用心理学中的调查问卷工具来测量用户的性格特征, 然后把用户的性格特征融合到传统的推荐算法中。代表性的工作来自洛桑联邦理工学院的 Rong 和 Pearl, 他们在协同过滤的框架中引入了性格特征。如图 3 所示, 根据用户的评分数据以及心理学中的 TIPI 量表测量得到的大五人格数据, 他们使用皮尔逊系数来分别计算两个用户的评分相似性和性格相似性。他们发现, 这样的级

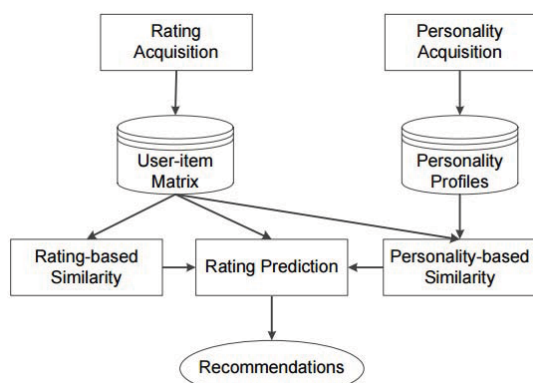


图3 融合性格相似性和评分相似性的推荐模型

联式混合模型最终取得了最好的推荐效果：当用户-商品矩阵稠密时，则通过评分相似的用户所购买的商品来进行推荐；而当用户-商品矩阵非常稀疏时，则通过相似性格的用户所购买的商品来进行推荐。图4展示了他们的实验结果，其中RPBC-5是最终采用的级联式混合模型，RPBL是另外一种线性的混合模型，RB和PB分别是只基于评分相似性和只基于性格相似性的模型，横轴上从左到右表示数据越来越稠密。可以发现，级联式混合模型的效果在不同配置下都明显优于其他基准算法，并且在数据稀疏的情况下优势更加明显，说明了融入性格特征的协同过滤算法能够很好地解决推荐里面常常遇到的冷启动问题。

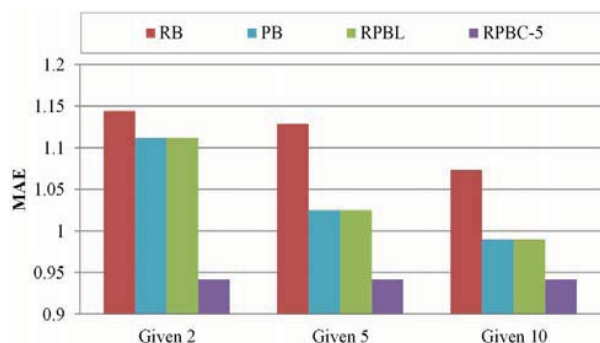


图4 级联式混合模型和基准算法在不同稀疏性配置下的性能比较

互联网上的服务，特别是音乐和电影类的网站，由于跟用户性格有强烈的相关性，也开始尝试使用性格来进行个性化推荐。例如在电影推荐网站 Whattorent¹ 上，系统会要求用户回答关于性格测量的20个问题，然后根据用户的性格来推荐相关的电影。Gifts² 是一个礼物推荐的电商网站，系统会用一套心理学量表来测量礼物接收者的性格，然后根据接收者的性格来筛选合适的礼物。

基于模型的性格推荐算法

用户填写调查问卷需要花费一定的时间，而且难以避免调查问卷中存在的主观性等问题，因此基于调查问卷的推荐算法在互联网的个性化服务中存在着难以避免的屏障。而基于模型的性格推荐算法希望跨过调查问卷这道屏障，从用户的行为数据中挖掘用户的性格特征，并直接融入到推荐算法中进行推荐。这个领域的工作刚刚起步，研究成果还较为少见。笔者进行了初步的尝试，探索了从用户的行为数据中如何挖掘猎奇性和消费冲动性等性格特征，并且用于餐馆推荐和商品推荐等场景。

具体而言，在餐馆推荐的场景中，需要为用户产生在下次就餐时的餐馆推荐列表。在传统的电商和新闻等推荐任务中，所推荐的物品主要是用户之前没有购买的商品或者之前没有阅读过的新闻，所以协同过滤等模型主要关注用户对新物品的偏好。而在餐馆推荐中，用户下次就餐时可能去之前光顾过的餐馆，也可能去一个新的餐馆。图5统计了用户就餐次数和去新餐馆的概率，可以看到，即使一个用户在100

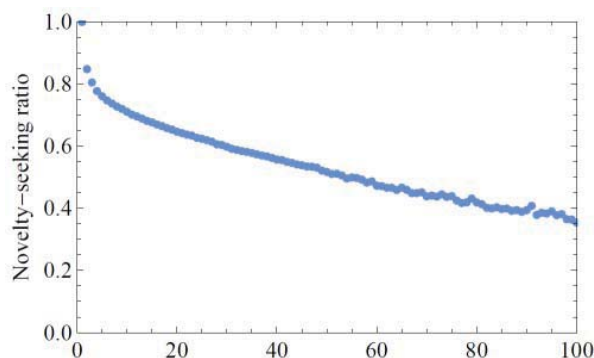


图5 用户就餐次数和访问新餐馆的概率关系

次就餐之后，有接近40%的概率去一个新的餐馆就餐。因此，为了区分是推荐去过的餐馆还是推荐新餐馆，笔者从用户的历

史就餐行为中学习用户对新餐馆的偏好，而这正是用户性格中的猎奇特性 (novelty seeking)；然后在下一次餐馆推荐时，首先预测用户是否会选择新餐馆，针对新餐馆和去过的餐馆分别设计不同的推荐算法^[4]。如图6所示，若预测用户会去新餐馆时，使用基于环境信息的张量分解算法进行推荐；若预测用户可能会去之前去过的餐馆，则使用隐马尔科夫模型进行推荐。笔者使用大众点评中的餐馆签到数据进行了实验，发现所提出的猎奇推荐算法明显好于协同过滤等基准算法。

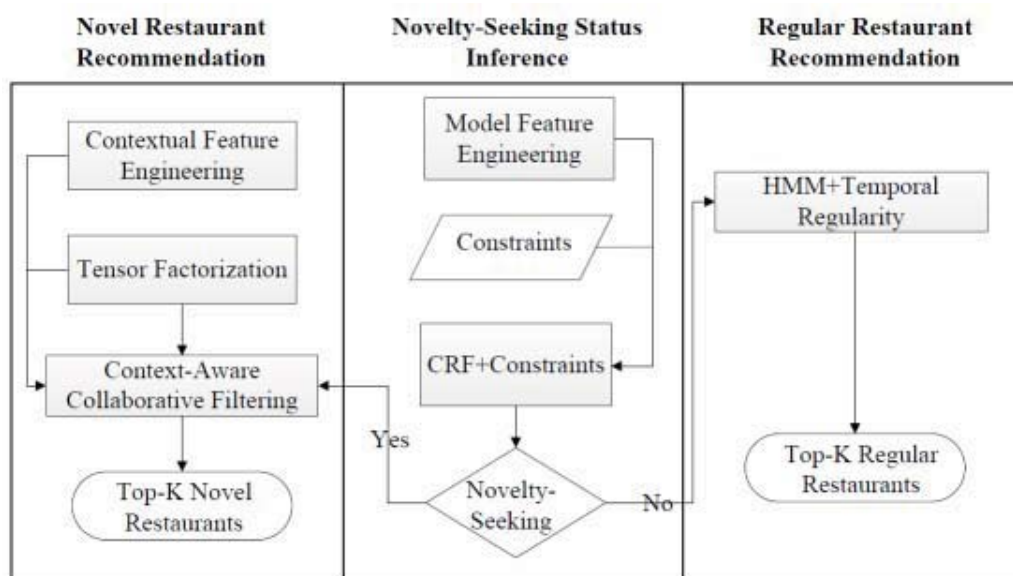


图6 基于用户猎奇特征的餐馆推荐算法

在另外一个推荐应用中，笔者发现用户的消费行为会受到社交媒体的影响^[5-6]。如图7中的例子所示，在习近平就餐庆丰包子铺的事件后，社交媒体上出现了大量的相关信息，而随后有大量的用户到该店铺消费。消费数据和社交媒体上相关信息的强关联性，表明了很多用户很可能是受到社交媒体上信息的刺激才去消费的，而用

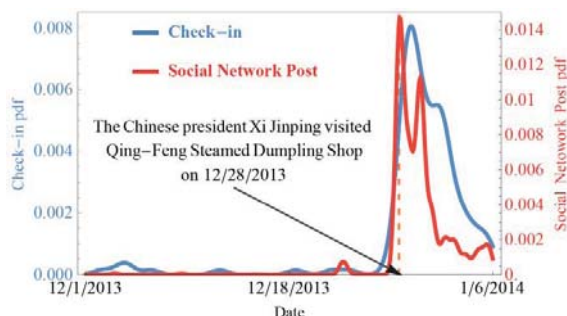


图7 庆丰包子铺的消费热度和社交媒体上相关信息的强度

用户对刺激的反应程度正是由心理学中的消费冲动性格来刻画的。因此，笔者设计了如图 8 所示的基于消费冲动性格的推荐模型：① 首先计算一段时间内社交媒体上的信息和商品的相似性，也即是该商品在社交媒体上对用户的刺激程度。② 把每个用户的消费冲动程度设计为一个隐变量。③ 使用图模型对用户消费行为进行建模，当用户的冲动状态处于较高的值时，用户更容易被社交媒体上的信息所刺激，选择一个刺激信息较强的物品去消费，而忽略掉自己本身对这些物品的喜爱程度；而当用户的冲动状态处于较低的值时，用户处于较理性的状态，此时用户更易于根据自身的喜好选择物品。笔者针对移动消费数据和在线购物数据进行实验，一方面发现模型能够较为准确地测量的用户消费冲动程度（跟调查问卷的结果存在较强的相关性）；另一方面模型也具有好的推荐性能。

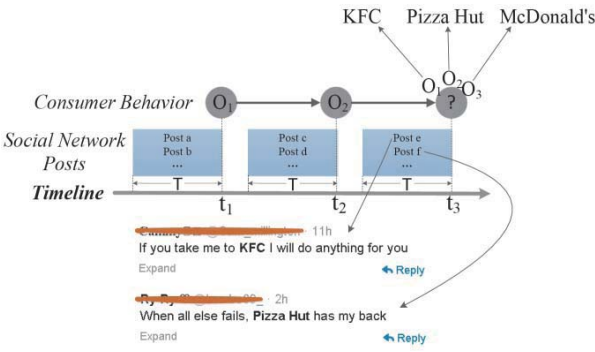


图 8 基于物品刺激程度和用户消费冲动的推荐模型

结束语

随着心理学和计算机研究的不断进展，以及两者的深度融合，如何有效地测量用户的性格特征并融入到个性化推荐场景中很有希望成为主流的研究方向之一。一方

面，在大数据和人工智能时代，被动收集的大量用户行为数据为性格测量提供了新鲜的血液，使得不再局限于通过访谈或者调查问卷方法；另一方面，基于性格的个性化推荐算法的研究仍然处于初步阶段，虽然相关研究证实了其在部分应用领域的潜力，比如笔者基于微博异质信息测量用户大五人格的工作^[7]，应用于聊天机器人微软小冰中（见图 9），并在求职类节目中被



图 9 微软小冰测量用户大五人格

用于测量应聘者 and 面试官的性格匹配程度（见图 10），服务于职场推荐等应用场景。



图 10 根据微软小冰测量的性格匹配应聘者 and 面试官

但是目前的研究基础理论不完整，技术方案尚未成体系，应用尚不够广泛，意味着该领域的工作面临着极大的挑战。这些挑战体现在如下几个方面：① 需要克服调查问卷的依赖性，直接根据用户行为对性格

测量的有效性是该领域需要突破的关键性研究问题。② 用户可能来自不同的地区甚至国家,目前的研究工作还不能很好地考虑到可能存在的文化差异,比如在不同的文化背景下,同样的行为是否反应同样的性格,以及是否应该进行类似的个性化推荐。③ 可解释性是个性化推荐技术很重要

的一个评价指标，基于性格的推荐算法如何更好地解释用户对物品的偏好也是该领域的关键性问题。

最后，作为一个交叉学科，这个领域的成功需要计算机科学家、心理学家和社会学家们一起的努力。

参考文献

- [1] P. V. S. D. & K. M. Matz S., "Using the Big Five for personality-customised advertising on Facebook," 16th Annu. Meet. Soc. Personal. Soc. Psychol., 2015.
- [2] G. W. Allport, "Personality: a psychological interpretation.," Soc. Serv. Rev., vol. 13, pp. 48-50, 1938.
- [3] H. H. Harman, "Modern factor analysis.," J. Am. Stat. Assoc., vol. 56, no. 294, p. 219, 1976.
- [4] F. Zhang, N. J. Yuan, D. Lian, and X. Xie, "Mining Novelty-Seeking Trait Across Heterogeneous Domains," in Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web, 2014, pp. 373-384.
- [5] F. Zhang, N. J. Yuan, K. Zheng, D. Lian, X. Xie, and Y. Rui, "Mining consumer impulsivity from offline and online behavior," in Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, 2015, pp. 1281-1292.
- [6] 连德富, 张富峥, 王英子, 袁晶, 谢幸, 移动数据挖掘. 机械工业出版社, 2017.
- [7] H. Wei, F. Zhang, N.J. Yuan, C. Cao, H. Fu, X. Xie, Y. Rui, and W. Ma, "Beyond the Words: Predicting User Personality from Heterogeneous Information," in Tenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, 2017, pp. 305-314.

1. Whattorent.com
2. Gifts.com



张富峥

博士，微软亚洲研究院副研究员。主要从事个性化推荐和人工智能方面的研究。



谢幸

博士，微软亚洲研究院社会计算组高级主任研究员，中国科技大学兼职博士生导师。ACM、IEEE 高级会员和计算机学会杰出会员，多次担任顶级国际会议程序委员会委员和领域主席等职位。