

利用智能手机Apps的用户画像¹

赵莎 李石坚 潘纲
浙江大学

关键词：手机应用 用户画像

引言

当今社会，智能手机已经成为人们日常生活中必不可少的一部分。智能手机有很多不同的功能，用户可以通过安装应用程序（Apps）来获取多种服务。近年来移动应用市场迅速发展，据统计，截止到2020年第三季度，苹果的App Store里有近196万个Apps，谷歌的安卓应用市场里有近287万个Apps^[1]。

智能手机Apps被认为是用户获取各种服务的入口。用户可以根据自己的兴趣、需求、习惯等来安装和使用Apps。而在用户使用Apps的过程中，会产生丰富的历史数据。Apps数据能够有效地传递用户个性化信息，成为一种新的用户画像途径。利用手机Apps进行用户画像是指，分析手机Apps数据，探索用户属性与Apps数据之间的相关性，并从中提取关键特征，挖掘和描述用户特性。近年来已有很多通过手机Apps进行用户画像的工作，例如推测用户基本属性、兴趣、偏好和习惯等。

手机 Apps 数据

常用的Apps数据收集方式有三种：（1）设计开发专门的软件，收集需要的Apps数据，例如AppSensor^[2]、AppJoy^[3]。由于开发权限的限制，目前大部分的Apps数据收集软件是在安卓系统上

实现的，iOS系统上的比较少。（2）开发收集手机感知数据的平台，例如Funf^[4]、Aware^[5]、Carat project^[6]，其中包括Apps相关的数据，例如运行的Apps、安装的Apps列表等。（3）由与学术机构合作的公司提供。公司在保护用户隐私的前提下收集数据，学术机构与该公司签订保密协议，合法使用数据集。我们将手机Apps数据大致分为4类：Apps安装列表、Apps使用记录、Apps安装行为以及Apps基本信息。

Apps安装列表是指装在一部手机上的所有Apps。手机Apps安装列表相对容易获取，列表数据通常包含匿名用户ID、App安装包名（一个App安装包名对应唯一的一个App）以及App安装包对应的App名称。手机上安装的Apps能够比较直观地反映用户的兴趣或需求，但在有些情况下不是很准确。例如，用户只是想试用某个App，安装后就不再使用或者很快卸载。

Apps使用记录反映了手机用户与Apps的交互情况，包括使用Apps的时间、时长以及使用频率。常见的Apps使用记录收集方法有两种：（1）事件驱动的采样，当某个App被使用或者被启动时，收集对应的记录；（2）按时间采样，在一定的时间间隔内收集Apps的使用记录。不同的用户在Apps使用方面存在一定的差异。这些差异可以帮助我们

¹ 本文部分内容来自作者已发表的综述文章：Zhao S, Li S, Ramos J, et al. User profiling from their use of smartphone applications: A Survey[J]. *Pervasive and Mobile Computing (PMC)*, 2019, 10(59), 101052.

Apps 使用记录数据集仍存在一些不足。例如, Apps 使用记录采集的时间粒度比较粗, 可能会导致一些信息丢失; 或者不能收集所有 Apps 的使用记录, 一些在后台运行的 Apps 使用记录未被收集。

Apps 安装行为包括 Apps 的安装、更新、卸载以及对应的时间戳。Apps 安装行为记录包括匿名后的用户 ID、时间戳、对应的 App 安装包名以及行为类型。文献 [6] 使用的数据集是目前规模较大的 Apps 安装行为数据集, 其安装行为日志由豌豆荚管理软件记录并收集。一些 Apps 的安装或卸载通常是手动完成的, 这些行为能比较有效地反映用户对某个 App 的偏好。但用户不经常手动更新 Apps, 甚至默认 Apps 自动更新, 这样的行为日志会存在一定的偏差。

Apps 基本信息包括图标、介绍 App 功能的文本描述、App 类别、评论以及下载量。相对于其他 Apps 数据, Apps 基本信息比较容易获取, 可以从 Apps 应用市场上爬取到。Apps 基本信息可以帮助我们进一步理解用户安装某个 App 的意图。因此, Apps 基本信息, 尤其是 Apps 描述和 Apps 类别, 通常与其他类型的 Apps 数据一起使用。虽然 Apps 基本信息相对容易获取, 但也存在一些局限性。例如, 一些 Apps 的评价和评分非常稀疏, 同一个 App 在不同的应用市场被标记的类别不一致, 很多 Apps 的文本描述十分有限等。

用户画像信息

目前手机 Apps 的数量大、种类多, 并且使用情况多样。用户在安装和使用 Apps 的过程中, 隐含了用户在兴趣、偏好、职业、作息等方面的个性化信息, 我们将其大致归纳为 5 类: 基本属性、性格、心理状态、个人兴趣和生活方式。

基本属性是指一个人的自然属性。常见的基本属性包括年龄、性别、婚姻状态、种族、教育水平、收入、职业等。基本属性不同的用户, 其需求和兴趣在一定程度上也是不同的。例如, 年轻的家长很可能对抚养婴儿的 Apps 感兴趣, 金融行业的从业

者可能对股票类的 Apps 感兴趣。

性格是长期伴随一个人的一种属性, 会影响思维模式、感情、社交活跃度、自我价值观、态度等。研究发现, 互联网和社交媒体的使用与性格有一定的相关性^[8]。性格不同的用户在互联网、社交、通讯等类别 Apps 的使用方面也存在一定的差异性。例如, 相对于其他性格的用户, 外向型的用户使用社交网络和通讯类的 Apps 较为频繁。因此, 通过分析互联网、社交、通讯类 Apps 的使用记录可推测用户的性格。

心理状态是指日常生活中心理的健康情况, 会影响人们的行为和决策。相关研究发现, 一个人的心理状态与他的社交活动密切相关^[9]。手机 Apps 已经成为人们社交的重要媒介之一。在不同的心理状态下, 同一个用户在使用社交类 Apps 的时长、频率或者时间等方面也会有所不同。例如, 文献 [10] 的工作分析了 Apps 的使用记录, 发现用户在不同心情下会使用不同的 Apps, 并会与不同的人联系。因此, 社交类 Apps 的使用记录在一定程度上可帮助推测用户的心理状态。

个人兴趣是指用户愿意花费时间和精力去关注的事物、事件或者某些过程。兴趣不同的用户会安装或使用不同的 Apps, 尤其是一些小众 Apps。小众 Apps 是面向拥有某个兴趣的小部分用户群体专门设计开发的。所以, 小众 Apps 的安装或者使用能较好地反映用户的个人兴趣。

生活方式是指一个用户或者用户群体的生活方式和生活阶段, 包括日常起居, 生物钟, 移动模式, 重要事件, 影响用户的生理、心理或者社交特性的某些阶段。不同的生活方式会使得生活需求存在差异性, 从而使得用户选择安装或者使用的 Apps 也是不同的。

利用手机 Apps 的用户画像方法

目前已有很多工作利用手机 Apps 进行用户画像, 例如刻画手机 Apps 数据与某类用户画像信息的相关性, 从手机 Apps 数据中推测用户的个体属

性或挖掘用户群体的共有特性等。不同的研究问题决定了用户画像所使用的方法。利用 Apps 的用户画像方法大致可以归纳为 4 种：统计、回归、聚类以及分类。

统计：通过一些基本的统计结果，例如平均值、标准差和相关性，描述用户的基本特性或者分布规律，发现用户属性与手机 Apps 之间的潜在规律或者相关性。例如，佩尔托宁（Peltonen）等针对 44 个国家的 3293 个用户的 Apps 使用记录，分析了地域、文化等因素对 Apps 使用的影响^[12]，发现用户所在国家对 Apps 使用的影响较大。莉姆（Lim）等分析了 GDP 最高的 15 个国家的 4824 个用户的 Apps 安装行为，发现美国的用户更倾向于安装医疗方面的 Apps，而英国和加拿大的用户更有可能受到 Apps 价格的影响^[13]。韦尔克（Welke）等用 Apps 使用列表来表征用户，用海明距离计算了用户间的差异性，发现 99.67% 的用户在 Apps 使用列表方面是独一无二的^[15]。通过分析同样的数据集，安多尼（Andone）等调查了年龄、性别等因素对 Apps 使用的影响^[11]，研究发现女性用户使用交流和社交 Apps 的时间比男性要长；青少年用户大量使用通讯和社交应用程序，随着年龄的增长，游戏、媒体和视频 Apps 的使用率下降。弗雷（Frey）等发现生活事件（例如第一辆车、第一份工作、第一个孩子等）会影响用户安装 Apps 的行为^[16]。

回归：对 Apps 和用户之间的关系进行建模，观察 Apps 和用户某个属性的相关程度。最常使用的一种方法是线性回归，一般应用在两方面：衡量用户和 Apps 之间的相关性；给定 Apps 相关数据，用回归的方法预测或者推测某个用户属性。文献[30]的工作利用多元回归分析的方法探索了每种性格与 Apps 使用之间的关系，发现外向型性格与社交、通讯类的 Apps 使用有较强的相关性。Xu 等使用线性回归方法通过 Apps 历史安装行为推测用户的性格，平均准确率为 60%^[19]。LiKamWa 等分析了用户的 Apps 使用规律，并训练线性回归分类器推测用户的心情，准确率达到 93%^[10]。

聚类：通过计算基于 Apps 的用户表征向量的

相似性，将用户划分成不同的簇，同一个簇内的用户具备相似的兴趣或者需求。聚类方法常被用于解决用户群体特性挖掘问题。常见的聚类方法有 k-means、MeanShift、高斯混合模型等。杰斯达博迪（Jesdabodi）等将 24 个用户在 3 个月内的 Apps 使用记录用 k-means 方法聚类，识别出 13 种不同类型的活动（例如游戏、网页浏览等）^[23]。Zhao 等分析了近 10 万个安卓手机用户一个月内的 Apps 使用记录，用两步聚类方法对用户进行聚类^[21]：首先将用户向量输入到 k-means 中，再将获得的质心输入到 MeanShift 中，最终获得了 382 个用户聚类。Lee 等根据 Apps 历史使用序列，用高斯混合模型将 180 个用户分为 10 个用户组^[22]。

分类：根据一个用户在 Apps 安装、使用等方面的特征，判断此用户是否具备某个属性。分类方法主要从用户个体的粒度挖掘用户属性。相关的工作中使用了多种分类方法，包括：支持向量机（SVM）、贝叶斯模型、决策树、k-近邻（kNN）、逻辑回归、神经网络方法、集成学习方法（例如 GBDT、AdaBoost、Random Forest 等）。文献[25~27]使用 SVM 推测用户的人口属性和兴趣偏好，文献[28]训练 SVM 分类器通过 Apps 使用记录预测用户的压力。Qin 等使用贝叶斯模型从 Apps 使用记录中推断用户的性别和年龄组别，准确率分别为 81.12% 和 73.84%^[32]。奇塔兰詹（Chittaranjan）等训练 C4.5 分类器从 Apps 数据中推测用户的性格^[30, 31]。布达尔（Brdar）等训练 kNN 分类器从 Apps 使用记录中推断用户的基本属性^[36]。马尔米（Malmi）等分析了 3760 个安卓手机用户的 Apps 使用列表，用逻辑回归方法推测用户的基本属性^[29]。Zhao 等融合了不同 Apps 数据类型，训练了深度神经网络模型推测用户的性别和收入水平，分别获得 81.6% 和 63.6% 的准确率^[33]。Random Forest、GBDT 等集成学习方法也用来从 Apps 数据中推测生活状态、用户属性等^[33, 34]。

针对以上方法，表 1 列出了目前利用手机 Apps 进行用户画像的主要工作，包括使用的数据类型、数据规模、数据采样时长、用户画像信息、具体使用的方法以及结果。从表 1 可以看出，目前研究

表1 目前利用手机 Apps 进行用户画像的主要工作

	主要工作	数据类型	数据规模	数据采样 时长	用户画像信息	使用方法	结果
统计	Andone et al. ^[11]	使用记录	30,677	28 天	Differences in gender and age	Statistics	-
	Peltonen et al. ^[12]	使用记录	3,293	1 年	Country differences	Correlation	-
	Lim et al. ^[13]	安装行为	4,824	2 个月	Country differences	Correlation	-
	Murnane et al. ^[14]	使用记录	20	40 天	Circadian rhythms	Correlation	-
	Welke et al. ^[15]	使用记录	46,726	2 年	User differentiating	Hamming-distance	-
	Frey et al. ^[16]	安装行为	2008	1 个月	life events	Keyword-based classifier	65%
	De Reuver et al. ^[17]	使用记录	233	28 天	Everyday routines	Correlation	-
回归	Unal et al. ^[18]	使用记录	285	-	Big-Five personality	Regression Analysis	-
	Xu et al. ^[19]	安装行为	22	1 个月	Big-five personality	Linear regression	60%
	LiKamWa et al. ^[10]	使用记录	32	2 个月	Mood	Linear regression	93%
	Gao et al. ^[20]	使用记录	106	-	Subjective well being	Linear regression	62%
聚类	Zhao et al. ^[21]	使用记录	106,762	30 天	User groups	k-means+ Meanshift	382 user groups
	Lee et al. ^[22]	使用记录	180	-	User groups	GMM	10 user groups
	Jesdabodi et al. ^[23]	使用记录	24	3 个月	Users' urrent activity identifying	k-means	13 activities
	Amoretti et al. ^[24]	使用记录	100	2 个月	Mobility	k-means	-
分类	Seneviratne et al. ^[25]	安装列表	218	-	Gender	SVM	70%
	Seneviratne et al. ^[26]		231	-	Religion, country...	SVM	precision>90%
	Zhao et al. ^[27]	安装列表	100,281	-	12 predefined traits	SVM	EER: 16.4%
	Ferdous et al. ^[28]	使用记录	28	6 周	5 stress levels	SVM	75%
	Malmi et al. ^[29]	使用列表	3760	1 个月	Gender	Logistic regression	82%
					Age (18-32vs.33-100)		77%
					Race		73%
	Chittaranjan et al. ^[30, 31]	使用记录	83	18 个月	Big-Five personality	C4.5	76%
	Qin et al. ^[32]	使用记录	32,660	4 个月	Gender	Bayes-based classifier	81%
					5 age groups		74%
	Zhao et al. ^[33]	使用记录	10,000	3 个月	Gender	Neural networks	82%
					3 Income levels		64%
	Frey et al. ^[34]	安装列表	1,453	-	Life stages	Random forest	85%
Mo et al. ^[35]	使用记录	83	1 年	Gender, Marital status, Age group, Job type	RandomForest, SVM, GBDT, KNN, multi-level classifier	88%	
Brdar et al. ^[36]						61%	
Ying et al. ^[37]						81%	

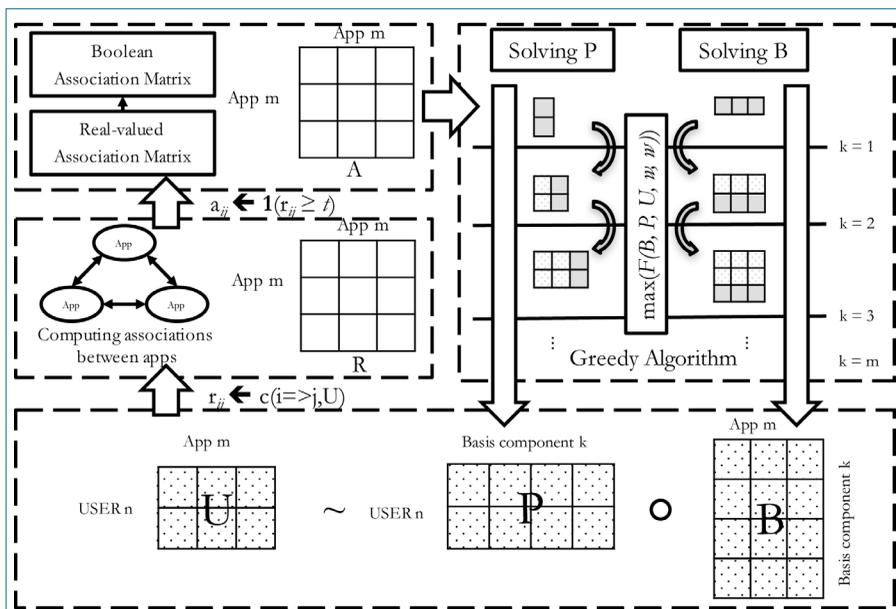


图1 基于 Apps 安装列表的布尔矩阵分解方法

Apps 数据与用户画像信息之间的相关性、推测用户个体属性的研究工作比较多。部分工作的数据集规模仍然比较小，说明数据集的采集仍然是个难点，尤其是采集带有用户真实信息的大规模数据集。大部分工作使用的 Apps 数据类型比较单一，只用了四种 Apps 数据类型中的一种。

手机用户画像的应用

利用手机 Apps 的用户画像有以下几方面应用。

提升广告投放的精准性 手机用户画像在精准广告投放与推送方面有着巨大的商业价值。国内外很多互联网巨头公司都是以广告为主要盈利模式。根据用户的属性与特征有针对性地推送与投放广告，可大幅度提升广告转化率。还可根据用户间的相似性扩充目标用户群体，实现广告的推广与精细化运营。

解决新用户冷启动问题 基于手机 Apps 的用户画像，尤其是基于手机 Apps 安装列表的用户画像，能够较快地推测出用户的个性化信息。对于新注册的用户，企业往往由于数据收集不足而面对新用户冷启动问题。基于手机 Apps 安装列表的用户画像可帮助企业快速了解新注册用户的属性和兴趣偏

好，在用户冷启动时帮助企业实现精准推荐。

提高移动用户使用体验 利用手机 Apps 的用户画像可帮助改进移动 Apps 和智能手机的性能，从而提高用户的使用体验。例如，Apps 的开发者和设计者可以根据不同用户群体的需求开发和设计 Apps。Apps 可以根据用户不同的心情来自适应地调整界面的颜色。智能手机制造商可找到目标用户，并根据他们的兴趣和需求为其设计特定的手

机，并预安装他们可能感兴趣的或者需要的 Apps，以此来提升智能手机的流行度和销量。移动运营商可根据用户的需求或者兴趣，为其定制个性化通信套餐。

辅助其他情境工具 通过手机 Apps 学习到的用户特性，可以辅助其他基于情境意识的工具，来提高用户的生活质量。例如，在了解到一个用户的作息习惯不利于他的身体健康之后，利用监测健康状态的工具，分析与健康相关的数据，将结果反馈给用户，并提出一些针对性的建议，帮助他改掉不良习惯，改善身体状态。手机 Apps 还可以辅助其他一些工具，例如提升用户社交活跃度、辅助实现智能环境等。

我们的工作

近年来，我们对手机 Apps 数据进行了较深入的研究，包括从 Apps 数据中提取有效的特征、刻画用户个体以及用户群体的特性。

基于 Apps 数据的用户行为特征建模

为了更好地从手机 Apps 感知数据中挖掘并理

解用户的特性，我们利用大规模的手机 Apps 安装和使用数据，对用户或者用户行为进行了精准表征学习。当我们试图从 Apps 安装列表中挖掘用户特性时，可以将用户表征为一个基于 App 的二值向量。但是，若直接使用 Apps 来表征用户会存在以下局限性：(1) 仅使用一个 App 无法准确、全面地刻画一个用户的特性；(2) 直接用 Apps 表征用户会带来信息冗余和维度高的问题，而在同一个 App 安装列表中，几个或者多个 Apps 会反映同一个用户属性，尤其是关联性强的 Apps。

为了解决上述问题，我们提出基于布尔矩阵分解 (Boolean Matrix Factorization, BMF) 的用户表征方法 (见图 1)，利用 Apps 之间的相关性，将强相关的 Apps 映射为簇，利用簇的多项式组合来表征用户^[38]。此方法不仅考虑了 Apps 之间的关联性，同时能够比较紧凑地表征用户。在矩阵分解的过程中，我们采取了一种贪心算法，并设计了惩罚函数，使得在挖掘到相关性 Apps 的同时，也能保证矩阵分解的准确性。相对于其他的用户表征方法，采用上述方法得到的用户表征向量在推测用户个体属性和挖掘用户群体特性方面都取得了较好的结果。

当我们试图从 Apps 使用记录中挖掘用户的行为模式时，需要考虑 Apps 之间的历史序列关系，以及用户特性与 Apps 使用行为之间的关联性。历史序列中的 Apps 对下一个即将使用的 App 的贡献是不一样的，不同的用户特性对 Apps 使用行为也有一定的影响。为了解决上述问题，我们提出了 AppUsage2Vec 模型^[39] (见图 2)。首先在 Apps 的历史序列上采取注意力 (attention) 机制，学习不同历史 Apps 对下一个即将使用的 App 的贡献度，得到带权重的 Apps 序列向量；然后我们设计了两个 DNN 模型，分别同时作用于用户向量和 Apps 序列向量，并利用哈达玛积 (Hadamard product) 得到两者的混合表示，以此衡量用户特性和 Apps 使用行为之间的关联性。我们将上述模型用于预测用户的 Apps 使用行为，与已有方法相比，我们的方法不仅能够取得较高的预测准确性，也加强了预测结果的可解释性。

基于手机 Apps 安装列表的用户个体属性挖掘

我们试图通过分析一个用户的 Apps 安装列表

来推测该用户是否具备某个属性。此工作将每个属性看成一个标签，因此，用户属性挖掘的问题可以理解为推测用户是否拥有这个标签。从分类的角度看，这是一个二分类问题。解决这个问题的困难主要集中在两个方面：第一，Apps 安装列表数据存在维度高、稀疏性强、冗余大和噪音多等不足，难以提取有效特征；第二，一种 Apps 数据不能较为全面地反映用户的属性。

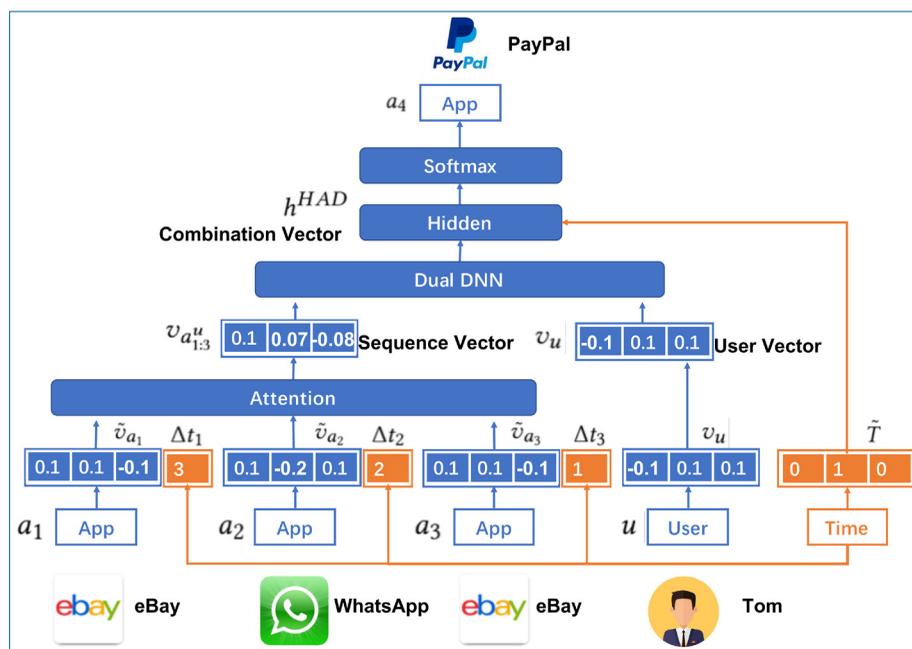


图 2 AppUsage2Vec 模型

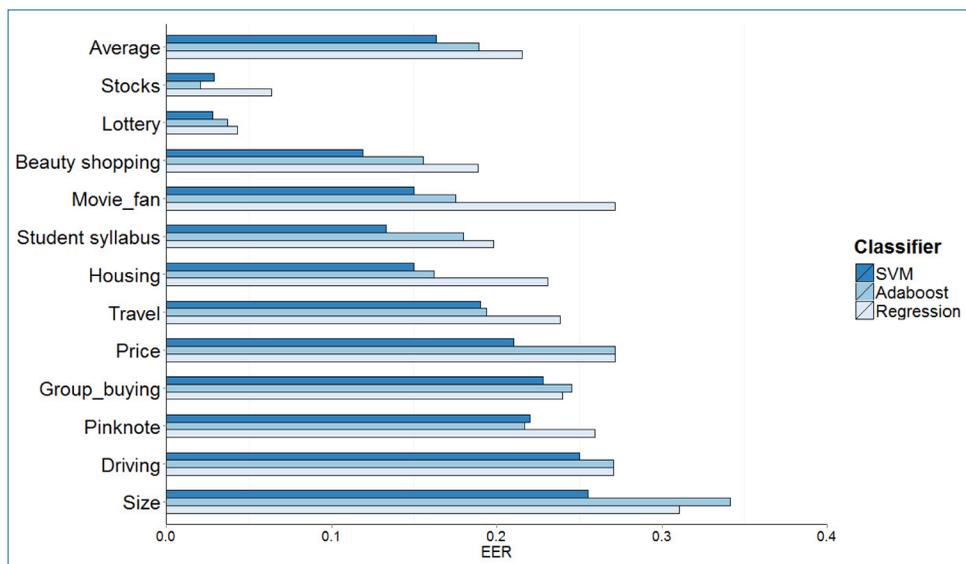


图3 12个预定义用户属性的等错误率

针对第一个难点,我们提出了基于信息增益的概率估计方法,衡量用户属性与 Apps 之间的相关性,并筛选出相关性最强的 500 个 Apps 来表征用户,克服了 Apps 安装数据维度高、稀疏性强、冗余大等局限性^[27]。然后,将每个用户向量作为一个输入训练分类器。对于 12 个预定义的用户属性,此方法的平均等错误率(Equal Error Rate, EER)为 16.4%(如图 3 所示),证实了此方法的可行性。

针对第二个难点,除了用户安装的 Apps 列表,我们还从应用市场爬取了 Apps 的文本介绍信息、类别以及图标^[40]。通过分析,我们发现拥有不同属性的用户在安装 Apps 的功能、图标等方面都有较大的差异性。因此,我们从 Apps 安装列表、文本介绍信息、类别、图标等不同角度提取特征并加以融合,建立较为全面的用户表征向量。分类实验结果表明,多种特征的融合可帮助有效挖掘用户的个体属性。

基于手机 Apps 使用记录的用户群体特性挖掘

在现实生活中,具备相似兴趣偏好或生活习惯的人往往会形成一个群体。在构建的特征空间里,具备类似行为特征的用户也会形成一个簇。我们

试图通过分析用户 Apps 的历史使用行为,挖掘具备相似特性的用户群体,并对其特性加以语义解释。我们将此问题转化为无监督的研究问题。解决这个问题的困难主要集中在两个方面:第一,标签稀缺,用户群体的语义属性难以提取;第二,用户群体的数目难以确定。

针对第一个难点,我们首先将 Apps 使用行为进行语义化。Apps 的数量非常多,并且语义不够明确,难以直接比较用户行为间的相似性和差异性。我们提出了基于多源数据的 Apps 自动归类的有监督方法,将 Apps 自动归为某个类别,类别的语义信息可用于衡量用户间行为的相似性以及解释用户行为。我们融合了 Apps 使用记录、安装包名、文本描述信息等数据,训练了多分类器,将近 8 万个 Apps 自动归类到 29 个 App 类别里。

针对第二个难点,我们开发了基于惩罚机制的两步聚类方法,自动确定用户群体的数目。我们首先将用户表征向量输入到 k-means 中,然后将得到的质心输入到 MeanShift 中,以自动确定聚类数目。在聚类的过程中,我们制定了评价标准,对复杂性和用户不均衡分布进行惩罚,以避免极大用户群体或者众多极小群体的出现。我们在近 10 万个安卓手机用户一个月的 Apps 使用记录上验证了上述方法的可行性,最终得到了 382 个用户群体,提取了每个用户群体的显著特性,并针对性地赋予语义标签。图 4 展示了一个最大聚类的显著特征和人口分布情况。我们发现这个群体的用户在工作日和节假日的凌晨 0 点到早上 6 点这段时间,使用短信、电话等类别的 Apps 比较频繁。因此,我们赋予其“Night

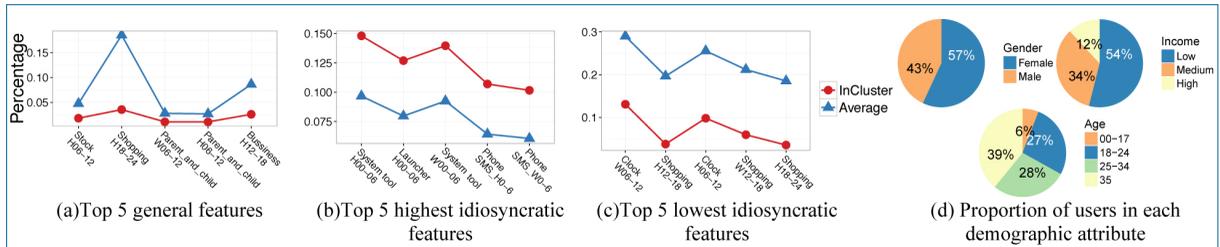


图4 最大的聚类(4981个用户)

communicators”的语义标签。

结论

随着智能手机的普及和移动应用市场的飞速发展, 智能手机 Apps 为用户画像提供了一个良好的机会。但目前在手机 Apps 数据收集、特征提取方法、异构数据融合、用户隐私保护等方面依然存在诸多挑战。在数据收集方面, 目前收集大规模的数据集仍然比较困难。用户样本多样性不足, 缺乏代表性, 导致研究结论的说服力不够强, 难以推广。在方法方面, 目前所使用的方法还存在一定的难点, 例如

效率、评价指标、可解释性和推广性等。有些工作构建的特征比较简单, 没有很好地刻画用户与 Apps 之间的关系, 降低了模型的效果或者效率。一些方法得到的结果或者构建的特征是难以解释的, 缺乏对应的语义信息, 不利于用户画像工作。在异构数据融合方面, 不同来源数据的融合能更深入、全面地反映用户的画像信息。但是, 不同类型的数据在存储格式上存在一定的差异性, 使得不同数据难以有效融合。另外, 如何保护用户隐私, 也是亟待解决的一个难点。我们希望随着感知技术的发展与算法理论的进步, 能够克服上述挑战, 建立更全面的手机用户画像体系。 ■



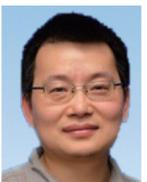
赵莎

CCF 专业会员。浙江大学助理研究员。主要研究方向为数据挖掘、普适计算、移动计算、机器学习等。
szhao@zju.edu.cn



李石坚

CCF 专业会员, CCF 普适计算专委会常委。浙江大学教授。主要研究方向为普适计算、移动互联网、社会计算等。
shijianli@zju.edu.cn



潘纲

CCF 高级会员, CCCF 前编委。浙江大学教授。主要研究方向为普适计算、人工智能、脑机接口、混合智能等。
gpan@zju.edu.cn

参考文献

- 1) <https://www.statista.com/statistics/276623/number-of-apps-available-in-leading-app-stores/>
- 2) Böhmer M, Hecht B, Schöning J, et al. Falling asleep with Angry Birds, Facebook and Kindle: a large scale study on mobile application usage[C]// Proceedings of the 13th international conference on Human computer interaction with mobile devices and services. 2011: 47-56.
- 3) AppJoy: personalized mobile application discovery[C]// Proceedings of the 9th international conference on Mobile systems, applications, and services. 2011: 113-126.
- 4) <http://www.funf.org/about.html>
- 5) Ferreira D, Kostakos V, Dey A K. AWARE: mobile context instrumentation framework[J]. Frontiers in ICT, 2015, 2: 6.
- 6) Oliner A J, Iyer A P, Stoica I, et al. Carat: Collaborative energy diagnosis for mobile devices[C]// Proceedings of the 11th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. 2013: 1-14.

更多参考文献: <http://dl.ccf.org.cn/cccflist>