

上下文信息对移动视频推送的影响分析

曾铖淋¹ 王 智¹ 张 瑾² 林永君¹

(清华大学深圳研究生院计算机系 深圳 518055)¹ (中国人民大学商学院 北京 100872)²

摘要 在移动视频内容推送中,用户是否最终接受推送的视频内容不但取决于内容本身,还受用户所处的上下文(包括用户使用视频服务的时间、用户所在的位置,以及用户所使用接受视频内容的设备)的影响。上下文对用户接受移动视频内容的影响对移动视频推送具有重要意义。通过数据驱动的方法,利用大量移动用户在真实移动视频服务中接受视频推荐的记录(包括 16 天共 4 千万条移动视频访问日志),研究包括时间、位置、设备等上下文信息对用户最终接受移动视频内容的影响。基于实验数据给出的发现包括:(1)时间的周期性和峰值差异性;(2)位置的差异性和特殊区域的不同影响;(3)移动设备类型、移动操作系统的不同影响。这些研究结果将有助于优化移动视频内容的推送,提高用户的移动视频服务体验,例如,用户可以在偏好的上下文背景下获得更好的移动视频推送服务。

关键词 上下文,移动视频,推送,测量

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.009

Analysis on Impact of Context on Mobile Video Push Notification

ZENG Cheng-lin¹ WANG Zhi¹ ZHANG Jin² LAM Ringo¹

(Department of Computer Science and Technology, Graduate School at Shenzhen, Tsinghua University, Shenzhen 518055, China)¹

(School of Business, Renmin University of China, Beijing 100872, China)²

Abstract In mobile video content push notification, the acceptance of pushed content is affected by not only the contents (e. g. whether the user is interested in the contents), but also the contextual factors, including when and where the user receives the pushed contents, and which type of device the user uses to receive it. It is surprising that there is little effort devoted to studying the impact of context on mobile video push notification. This paper used a data-driven approach to study the impact of time, location and device on push acceptance. Insights include: (1) the impact of time is periodical and the peak of time varies; (2) the location is an important factor that determines whether users accept the pushed mobile video; (3) devices and types of mobile OS also affect the pushed mobile video. Based on these studies, mobile video push notification can be improved, so that users can get better mobile video push notification service in their preferred contexts.

Keywords Context, Mobile video, Push notification, Measure

1 引言

在移动视频内容推送中,用户是否最终接受推送的视频内容不但取决于视频内容本身,还受用户所处的上下文(包括用户收看该视频的时间、用户所处的地理位置,以及用户所用于接受该视频内容的移动设备)的影响。

传统的推荐系统一般使用协同过滤推荐、基于物品过滤的推荐以及混合推荐。采用这些方法的推荐系统已经广泛应用于电子商务、社交网络、信息检索等领域。

近些年,将上下文信息纳入推荐系统,以此挖掘潜在的上下文信息对用户接受推荐的影响,从而给用户带来更好的个性化推荐体验。在这方面,一些互联网公司做了不少尝试。比如,腾讯公司在 QQ 音乐中使用了“身边流行”推荐机制,根据用户所处的地理位置将附近用户收听的音乐显示在地图上推荐给当前用户。此外,已经有一些学者进行基于上下文推

荐的研究^[1,2]。Adamopoulos 等^[3]介绍了一种在基于上下文的推荐系统中估计多维数据集集中值的方法。王立才等^[4]提出了一种上下文感知推荐系统,并且列出了将上下文信息应用于不同领域的推荐。海本斋等^[5]利用贝叶斯网络,通过计算用户访问时间和资源信息的联合概率分布来取得用户在该环境下对资源的兴趣,从而为用户提供合适的资源。在基于位置和时间信息的推荐的研究中,Savage 等^[6]提供了一种基于位置信息的上下文推荐系统,Yuan 等^[7]提出了一种基于时间的热点地区推荐系统。

在新闻推荐方面,Phelan 等^[8]用 Twitter 基于用户的 RSS(Real Simple Syndication)订阅偏好信息推荐实时主题新闻。Son 等^[9]基于位置信息,用本地化的语义分析方法实现新闻推荐。周由等^[10]采用语义分析与 TF-IDF 结合的方法推荐新闻。阳小兰等^[11]提出了一种基于主题的新闻推荐方式,改进了基于记忆的用户兴趣模型。对于移动端的新闻推送,

到稿日期:2015-05-28 返修日期:2015-08-22 本文受国家自然科学基金:移动社交媒体服务的朵云部署理论与方法研究(61402247)资助。

曾铖淋(1990-),男,硕士生,主要研究方向为网络媒体用户行为分析、数据挖掘,E-mail: cengcl14@mails. tsinghua. edu. cn; 王 智(1985-),男,博士,讲师,主要研究方向为多媒体内容分发、流媒体、移动云计算; 张 瑾(1984-),男,博士,讲师,主要研究方向为信息系统、信息检索、商务智能与数据挖掘、社交网络与信息扩散; 林永君(1979-),男,硕士,主要研究方向为移动视频服务。

在视频推荐方面,Chen 等^[12]利用上下文信息给网页流媒体视频做标签推荐。李鹏等^[13]采用权重增量及相似聚集的用户行为分析方法来推荐视频。然而,在移动端新闻视频推荐方面缺乏运用上下文信息进行推荐的研究。

近几年,移动通信技术的大大提升,催生了移动视频。虽然目前已有的一些互联网公司移动视频推荐做了一些统计分析,但涉及上下文信息对移动视频推荐的影响的系统研究及不同影响的程度和原因却很少。移动视频由于其特殊性,注册用户稀少,媒体公司难以获取用户信息来进行推荐,这是移动视频研究的一大难点。基于上下文信息的推荐有效地规避了用户信息匮乏的难题,这是移动端新闻视频推荐领域的又一个突破点。

本文通过数据驱动的方法,将对对比分析和独立分析相结合,利用大量未注册的移动用户在真实移动视频服务中接受视频推荐和浏览视频的记录(包括 16 天共 4 千万条移动视频访问日志),研究包括时间、位置、设备等上下文信息对用户最终接受移动视频内容的影响。

本文给出的发现包括:1)时间的周期性和峰值差异性;2)位置的差异性和特殊区域的不同影响;3)移动设备类型、移动操作系统的不同影响。这些研究结果将有助于优化移动视频内容的推荐,提高用户的移动视频服务体验,例如,用户可以在偏好的上下文背景下获得更好的推荐,并且为基于上下文信息的移动视频推荐研究提供可行性依据。

本文第 2 节概述移动新闻视频推送;第 3 节介绍所采用的数据并定义测量指标;第 4 节研究用户活跃度对推送的影响;第 5 节分别测量时间、设备和位置等 3 种上下文信息对用户接受移动视频推送的影响;最后总结全文并对进一步研究工作展望。

2 背景

简单的用户直接收看新闻视频的方式不能激发用户的兴趣爱好,如果能向用户推荐相关的新闻视频,能提升用户体验和新闻公司的影响力。但新闻不同于其他社交网络,收看新闻的用户很少注册,因此难以获取用户信息来推荐,只能通过用户的历史记录和浏览纪录来进行相关视频的推荐,但这些推荐主要是针对经常收看新闻视频的用户,对于新用户、未注册用户以及很少使用移动新闻视频的用户,传统的内容推荐不能解决冷启动问题。

为了提升用户体验,新闻公司从新闻库中随机选择最近一段时间内的热门新闻视频,然后随机选择一部分用户,在上班时间段将新闻的摘要推送到用户手机,如图 1 所示。

如果用户移动端设备开启了推送通知的功能,则用户可在手机通知栏看到该新闻的不超过 30 个字的简短文字摘要。用户通过点击该通知跳转到移动端 App 收看该推送新闻和删掉这条通知以拒绝推送的新闻这两种方式来表达接受和拒绝。如果不删掉该推送通知,则该通知会一直在通知栏显示,所以默认用户不会对该推送不采取措施。客户端 App 将得到的用户采取的行为信息和一些相关的上下文信息以及基本内容信息等反馈给新闻公司。由于推送的新闻视频基本上采用随机的方式(随机选择用户、随机内容)分发,人为干预程度较低,可以比较客观地反映出真实环境下用户接受推送的行为偏好情况。通过这种方式收集了一些用户的记录信息,从这些记录中发现了一些有趣的现象,其中一部分现象客观存在但却没有获得足够的重视,如果在推送中注意利用这些现象,

在用户偏好的上下文情况下向用户推送,势必会获得更好的推送接受率。而另外一些现象,还需要挖掘更多的隐含信息。

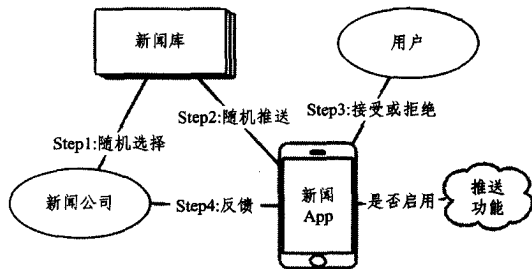


图 1 移动视频推送流程

3 数据驱动的测量方法

3.1 数据来源

我们所使用的数据集来自一个新闻公司。该公司提供移动新闻视频服务,向用户推送新闻短片,然后记录用户对短片采取的行为信息、基本信息以及上下文信息。此外,为了采集这些信息,新闻公司在服务器端将从客户端反馈回来的推送情况解析成 JSON 对象,然后储存成 CSV 文件。为了保护用户隐私,该数据集只采集了未注册用户(这也是我们的研究对象)的记录,包括 80 多万用户 16 天的移动端 App 的新闻推送记录以及用户浏览新闻视频的记录(即该记录包括用户通过直接进入移动端 App 浏览新闻视频的记录),共计 4 千多万条,总文件大小为 70 多 GB。每一条记录有 60 个属性值,详细记录了用户处理该推送或直接进入移动端 App 浏览新闻视频的时间信息、位置信息、设备信息、新闻分类信息、新闻内容信息以及用户标识信息和行为信息等。

3.2 数据预处理

由于该数据集的记录存在冗余和不完整,且含有出错记录,因此需要预处理,将不完整记录和错误记录除去,将冗余以及与本文研究内容无关的信息(比如内容相关信息)去掉。通过以下几步来完成预处理:

1)转换格式。该数据集的记录为类 JSON 格式的 CSV 文件,并不标准,无法直接分析,因此采用文本方式逐行读取该文件,将每条类 JSON 对象的记录转换为逗号分隔的记录并存储为标准的 CSV 文件。

2)采样并可视化。该数据集较大,不能直接处理。通过 0.1% 的采样率对该数据集进行随机采样,然后用 WEKA(一种数据挖掘软件)将采样数据分属性可视化显示出来。

3)降维。由于每条记录属性众多,但很多属性值为空或者信息含量很少,因此需要进行降维处理。从采样的可视化视图中找出属性值高度一致的属性、空值属性、不相关属性、依赖属性并从数据集中剔除。

4)去掉含空值记录。由于数据是不完整的,有些记录的某些属性值缺损严重,经过前几步处理后,还需要去除存在空值的记录。

3.3 数据描述

经过预处理过程后,还剩下 2 千多万条有效记录。每条记录的剩余属性字段如表 1 所列,将这些属性分成 5 组,时间信息、设备信息、位置信息是上下文信息,行为信息用于表征用户对推送的处理方式,基本信息用于唯一标识新闻和用户。其中上下文信息是我们关注的重点,以下分析都是基于上下文信息展开的。

表1 数据集属性描述

属性	描述
时间信息	time 用户处理推送的时间
基本信息	title 新闻标题,用于标识不同新闻
	udid 用户码,用于唯一标识一个用户
设备信息	device 客户端设备(如 iPhone 5)
	platform 操作系统(如 iOS, Android)
	os 客户端设备系统版本号(如 7.0.4)
位置信息	lon 经度(如 120.668129)
	lat 纬度(如 24.124654)
行为信息	push 唯一标识用户是否接受该推送 (Y表示接受,N表示拒绝)

3.4 测量指标

该数据集记录了用户对推送新闻视频的处理行为,用 *push* 属性的值来反映。*push* 是唯一记录了用户行为的属性,通过 *push* 值的变化情况可以分析出用户的行为变化。*push* 值为‘Y’,表示用户接受了该推送;*push* 值为‘N’,则表示用户拒绝了该推送。此处使用推送影响率 η 作为测量指标。

定义1 推送影响率

$$\eta = 100 * \frac{|push='Y'|}{|push='Y' \cup push='N'|}$$

其中, $|A|$ 表示满足条件 A 的记录条数。

4 用户活跃度对移动视频推送影响率影响的分析

由于该记录数据均为未注册用户,可以通过 *udid* 属性(即设备识别码)来唯一标识用户。将用户按照用户记录数排序后,为了便于分析,仅抽取 1% 的数据作图。图 2 中的每点为用户的记录数与接受率 η 。圈的大小代表了有该记录数和接受率 η 的用户数大小,圈越大,则用户数越多。

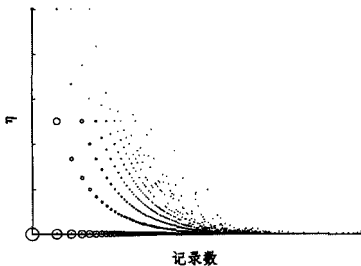


图2 记录数与接受率的关系

从图 2 中可以发现:

1) 大部分用户的记录数都在 10^2 数量级以内,而从新闻公司处得知,推送的新闻视频平均不超过 10 条/天,因此 16 天最多不超过 160 条。通过观察 200 条记录数以内的情况可以发现,记录数越多, η 值越低的用户越多。

2) 大部分用户的记录数在 10 以内,活跃度非常低。

将记录数绘制成累计概率分布图,如图 3 所示。

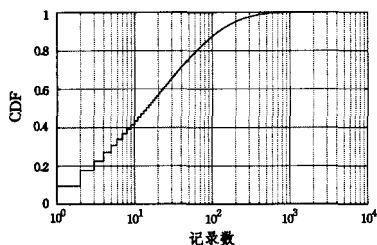


图3 大部分用户的记录数很稀疏

10 条记录以内的用户数超过 40%, 100 条记录以内的用户数占了将近 88%。平均到每一天,大部分用户一天的新闻推送通知不到 7 条。因此,可以获取的用户信息是很少的。因而对于这些非活跃用户,采取传统的内容推荐方式难以解

决冷启动问题。上下文信息不需要额外的用户信息,比传统内容推荐更具优势和研究价值。

5 上下文对移动视频推送影响率影响的分析

用推送影响率 η 值作为测量指标,分别从时间、设备和位置信息 3 个方面对移动视频推送效果进行分析。

5.1 时间具有周期性和高峰时段

针对时间信息, Yuan 等^[7]已经发现用户在某些给定时段里的行为具有相似性,而且呈现出一定的峰段。在 Yuan 等人的基础上,本文不仅研究一天 24 小时的变化情况,还分析以天为单位的情况。

对连续时间采用了两种离散化方式来分析。首先,不考虑其他信息的影响,以每小时分段,将 16 天的数据离散成 384 个离散区间(24 小时×16 天),然后分别计算出每一个区间的 η 值。如图 4 所示,横轴是离散化后的周次,每两个坐标构成的区间的左侧坐标表示的是这个区间(即这天)的周次,从图中发现 η 值具有很明显的周期性。

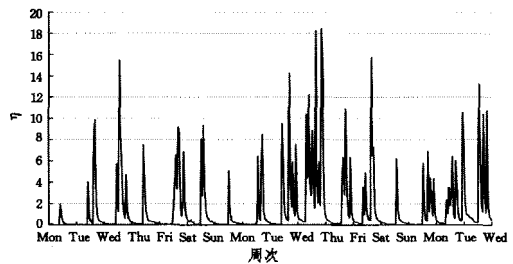


图4 时间信息具有日和周周期性

1) 日周期性。在每天的中午到傍晚之间的时段里的 η 值比较高,这些时段也正是推送视频推出的时间,大部分用户在接到通知后处理推送的情况下,更可能接受推送的视频;从深夜到凌晨 η 值非常低,这与人们的作息规律基本吻合。

2) 周周期性。在每周的周二、周三和周五的 η 值比较高,其余时间相对较低,周一和周日几乎是最低的。人们在不同周次的工作情况不同,行为偏好也不同。周末是休息时间,个人可支配时间更多,注意力较集中,不易关注新闻推送。

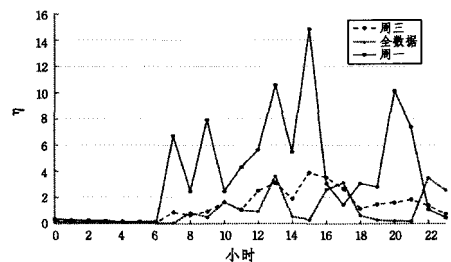


图5 时间信息存在固定但不完全一致的高峰时段

第二种方式是去掉时间信息的日期部分,只保留小时信息部分,将 16 天的数据以小时为单位离散为 24 个区间,即 7:00 到 8:00 这个区间的数据算作 7 点,以此类推,然后分别计算每一个区间的 η 值,如图 5 所示。

周一和周三分别具有最低和最高的 η 值。再分别截取数据集的周一和周三的数据,也如前所述,将其离散成 24 个区间并计算 η 值。将这 3 种方式获得的 η 值画折线图,周一线和周三线分别代表周一和周三的数据集。得出以下发现:

1) 存在比较固定的高峰时段。从 12:00 到 17:00 这个时段的 η 值最大,从 19:00 到 22:00 时段的 η 值也比较高,属于高峰时段,其余时段 η 值较低。这可能与下午工作比较困顿、晚上比较空闲,故容易被新鲜事所吸引有关。

2)不同周次的高峰时段不完全一致。3条曲线中,周三曲线的 η 值明显高于其余两条,呈现出3个高峰段,全数据曲线的峰段基本和周三曲线一致,只是 η 值较低。而周一曲线整体 η 值比较低,而且时段也和其余两条线不太一致。因此,不同周次有不同的峰段,推送时需要考虑这种差异。

5.2 不同设备对推送影响率的影响

设备信息有3种,分别对其单独分析。对于操作系统platform属性,只有两种值:iOS和Android。如表2所列,第二、三列分别是接受推送的记录数和总记录数,最后一列是 η 值。可以看出,iOS端的 η 值明显高于Android端。

表2 两种类型设备的接受情况

	Push='Y'	Total	η
iOS	272171	12829122	2.12
Android	55881	9566099	0.58
total	328052	22484221	1.46

对于操作系统版本号os属性,将版本号7.0,7.0.4,7.1等作为版本7处理,以此类推。如图6所示,Andrx代表Android系统。iOS系统的 η 值整体高于Android,而且新版本的系统 η 值普遍高于旧版本的。Android5由于新发布不久,因此记录数少,造成 η 值的偏差。

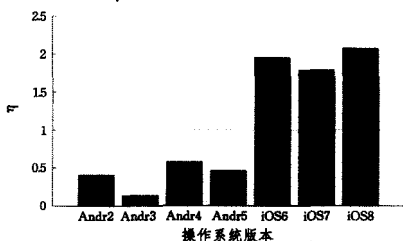


图6 系统版本越新,η值越高

对于设备类型device属性,由于Android系统的手机品牌非常多,记录中有两千多种手机型号,因此仅分别选择Android和iOS记录数前5位的手机型号来分析,得到如图7所示的结果。

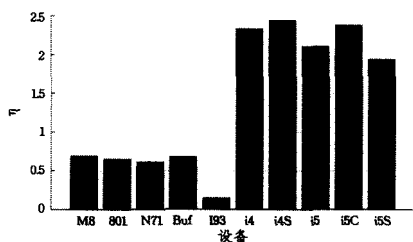


图7 不同手机型号的η值不同

前5条为Android手机,后5条为iPhone手机。整体上iPhone的 η 值高于Android手机的。而且不同厂家的Android手机 η 值差距比较大,5种手机型号中,最高的3种均为HTC的手机,最低的型号为三星的手机。这个现象是否是屏幕大小或者是Android不同厂家的系统有差异等原因造成的,需要以后进一步分析。

综合以上3种设备信息,发现这3种属性其实是相关的,基本的结论是iOS手机设备的 η 值高于Android设备的。因此,设备信息基本上只需要分为iOS和Android两类即可。如果需要进一步分析,可能还需要结合设备的其他信息,比如屏幕尺寸、厂家等。

5.3 不同位置的推送影响率不同,热点区域较高

位置信息由经度属性lon和纬度属性lat两部分构成。此处采取两种方式分析。

1)将记录按照经纬度信息聚合,即每平方千米面积内的记录聚在一起,然后分别计算该区域的 η 值。由于这些记录分散在全球各地,此处仅截取某个城市部分市区来研究 η 值分布。使用www.cartodb.com提供的可视化地图工具,得到图8所示的结果。每个圈代表该区域的 η 值,圈越大,则 η 值越大。为了避免小记录造成的影响,对记录数少于1000条的区域,没有画圈。从图中发现,在机场、大学、火车站等热点区域附近, η 值比较高。

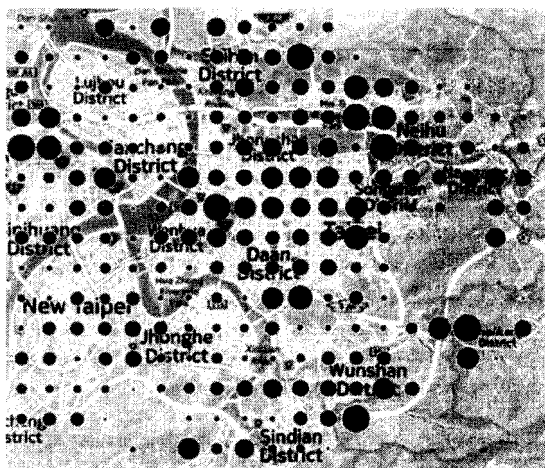


图8 热点的η值较高

2)将经纬度信息投影到平面坐标,然后以每平方千米的区域分别计算 η 值。投影计算方式如下所示:

$$x_i = R * \sin(\pi * \frac{(lon_i - lon_0)}{180}) * \cos(lat_0)$$

$$y_i = R * \sin(\pi * \frac{lat_i - lat_0}{180})$$

其中, lon_0 和 lat_0 表示选取的市区中心点的经、纬度,以该点做球面的切线,将其余点投影到该切平面上,该点作为平面坐标原点。 lon_i 和 lat_i 表示任意点的经、纬度, x_i 和 y_i 表示转换后的坐标, R 表示地球半径,取6371km。

计算出平面坐标后,选取以原点为中心的32km*32km区域来分析,计算每平方千米的 η 值。以8:00到19:00时段作为白天,其余时段作为夜间,用上述方法分别计算 η 值,同方式1),为了去除小记录量可能造成的偏差,将记录数小于1000的地方的 η 值置0。全数据、白天、夜间曲线分别代表全数据、白天和夜间的数据集。

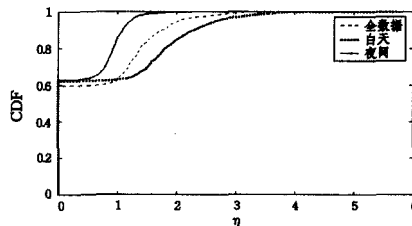


图9 白天的η值较高

得到的累积分布函数CDF图如图9所示。可以发现,大部分区域的记录数偏少,做了置0处理。取CDF为0.8,则夜间曲线的 η 值低于1,而白天曲线接近2。夜间曲线的 η 值偏小, η 值最大为2.25,基本在0~2的区间内;白天曲线 η 值较大, η 值最大为5.81,基本在0~4的区间内;全数据曲线的 η 值居中。再次得出结论:白天的 η 值普遍高于夜间的。

得到的灰度图如图10所示。对于同一幅图,区域越亮,则 η 值越高;对于不同图,相同区域越亮,则 η 值越低。白天

图普遍比夜间图暗,白天的 η 值较高。该图最中心处是市区核心区,往外逐渐到郊区。黑色区域为记录数少于 1000 条的区域,除去这些区域,在中心区域,部分热点区域的亮度比非热点区域高,即热点区域的 η 值比非热点区域高。

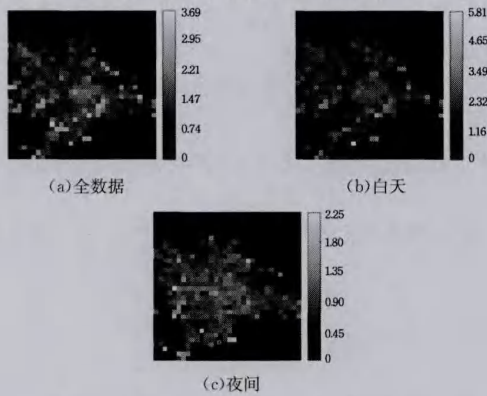


图 10 热点地区的 η 值比非热点地区的高

6 下一步工作

首先,对上下文信息的分析主要是分别展开的,下一步将使用关联分析、信息增益等方法进一步挖掘上下文对推荐结果的联合作用。其次,本文发现的部分现象还需要进一步分析,以寻找隐含的上下文信息,找出行为偏好的深层原因。将设备的屏幕尺寸大小以及设备的造价等其他隐含的上下文信息纳入考虑范围,分析用户的设备偏好。

由于数据非常稀疏,本文只从整体上进行分析,没有分析用户群组对上下文信息的行为偏好。下一步将提取更长时间段的用户数据,将用户按照时间、设备和位置信息偏好分成不同群组,分析对不同人群的行为偏好。时间偏好分为 4 个时间段:上班时间、在家时间、路上时间、睡觉时间;设备偏好分为 Android 和 iPhone;位置偏好采用第三方标注将区域分为热点区域和非热点区域。用这种方法分别以 3 种偏好将用户划分为不同的群组,再对各个群组分析行为偏好。采用权值划分方式,比如位置偏好,按照用户的历史记录,如果用户在热点区域的推送接受率较高,则赋予热点区域的权重更高,赋予非热点区域的权重较低。在推荐的时候,以 3 种偏好权重比例来决定推送。如 A 用户的位置偏好为热点区域 0.8、非热点区域 0.2,则当 A 在热点区域推送的概率为 0.8。假设 3 种上下文信息是相互统计独立的,最后的推送概率为其 3 种偏好的概率之积。

利用以上偏好建立上下文推荐系统,如图 11 所示。对于移动视频短片,通过传统的内容推荐(使用用户信息和内容信息)决定是否向用户推荐该短片,然后以得到的上下文偏好概率给用户在一定的时间、设备、位置推荐该视频短片。

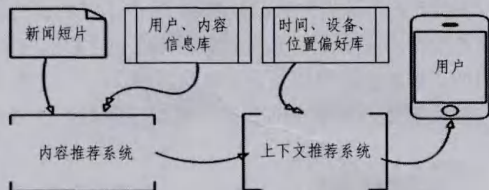


图 11 上下文推荐系统模型

结束语 本文提出了一种数据驱动的测量上下文信息对移动视频推送影响的研究方法,将时间、设备和位置等 3 种上下文信息应用到移动新闻视频的推荐效果的测量中。将推送

影响率作为测量指标,从整体上分别展开对这 3 种信息的测量,不仅测量不同上下文信息对推送影响率的影响,还分析这种现象的可能原因。时间、位置、设备等上下文信息对用户接受移动视频推送的影响,将为基于上下文信息的移动视频推送提供重要参考。

参考文献

- [1] Kantor P B, Rokach L, Ricci F, et al. Recommender systems handbook[M]. Springer, 2011
- [2] Panniello U, Gorgoglione M. A contextual modeling approach to context-aware recommender systems[C]// Proceedings of the 3rd Workshop on Context-Aware Recommender Systems, 2011
- [3] Adamopoulos P, Tuzhilin A. Estimating the value of multi-dimensional data sets in context-based recommender systems[C]// Reesys Posters 2014, 2014
- [4] Wang L C, Meng X W, Zhang Y J. Context-Aware Recommender Systems[J]. Journal of Software, 2012, 23(1): 1-20 (in Chinese)
王立才, 孟祥武, 张玉洁. 上下文感知推荐系统[J]. 软件学报, 2012, 23(1): 1-20
- [5] Hai B Z, Xie R Y. Bayesian Network - based Context-aware Recommendation Algorithm[J]. Computer Science, 2014, 41(17): 275-278 (in Chinese)
海本斋, 解瑞云. 基于贝叶斯网络的上下文推荐算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(7): 275-278
- [6] Savage N S, Baranski M, Chavez NE, et al. I'am feeling loco: a location based context aware recommendation system[M]// Advances in Location-Based Services, Lecture Notes in Geoinformation and Cartography. Berlin: Springer, 2012: 37-52
- [7] Yuan Q, Cong G, Ma Z, et al. Time-aware point-of-interest recommendation[C]// Proceedings of the 36th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. ACM, 2013: 363-372
- [8] Phelan O, McCarthy K, Smyth B. Using twitter to recommend real-time topical news[C]// Proceedings of the Third ACM Conference on Recommender Systems. ACM, 2009: 385-388
- [9] Son J W, Kim A, Park S B. A location-based news article recommendation with explicit localized semantic analysis[C]// Proceedings of the 36th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. ACM, 2013: 293-302
- [10] Zhou Y, Dai M H. News Recommendation Technology Combining Semantic Analysis with TF-IDF Method[J]. Computer Science, 2013, 40(11A): 267-269 (in Chinese)
周由, 戴壮红. 语义分析与 TF-IDF 方法相结合的新闻推荐技术[J]. 计算机科学, 2013, 40(11A): 267-269
- [11] Yang X L, Qian C. News Recommender System Design Based on Subject Extraction and Memory Model[J]. Computer & Digital Engineering, 2012, 40(6): 47-50 (in Chinese)
阳小兰, 钱程. 基于主题提取和记忆模型的新闻推荐系统设计[J]. 计算机与数字工程, 2012, 40(6): 47-50
- [12] Chen Z, Cao J, Song Y C, et al. Context-oriented web video tag recommendation[C]// Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web. ACM, 2010: 1079-1080
- [13] Li P, Yu X Y, Sun B Y. Video Recommendation Method Based on Group User Behavior Analysis[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(6): 1485-1491 (in Chinese)
李鹏, 于晓洋, 孙渤禹. 基于用户群组行为分析的视频推荐方法研究[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 1485-1491