移动情境感知的个性化推荐技术

陈恩红[1] 徐 童[1] 田继雷[2] 杨 禹[1]
[1]中国科学技术大学
[2]诺基亚

关键词：移动情境感知 个性化推荐

人们的在线浏览行为模式正在随着智能手机、个人数字助理(PDA)、平板电脑等智能移动终端的普及应用发生着革命性的变革，网络随时随地接入的“3W”(whoever, whenever, wherever)梦想正在逐渐成为现实。丰富的移动互联网应用在为用户提供便利的同时，也为个性化推荐系统提供了丰富的情境(context)信息。因此，如何有效地利用基于移动情境感知(mobile context awareness)的个性化推荐技术(即利用移动情境信息提高个性化推荐系统性能)正成为日益重要的研究课题。本文将在分析移动情境感知独有特征的基础上，着重介绍其基本建模技术及相关的个

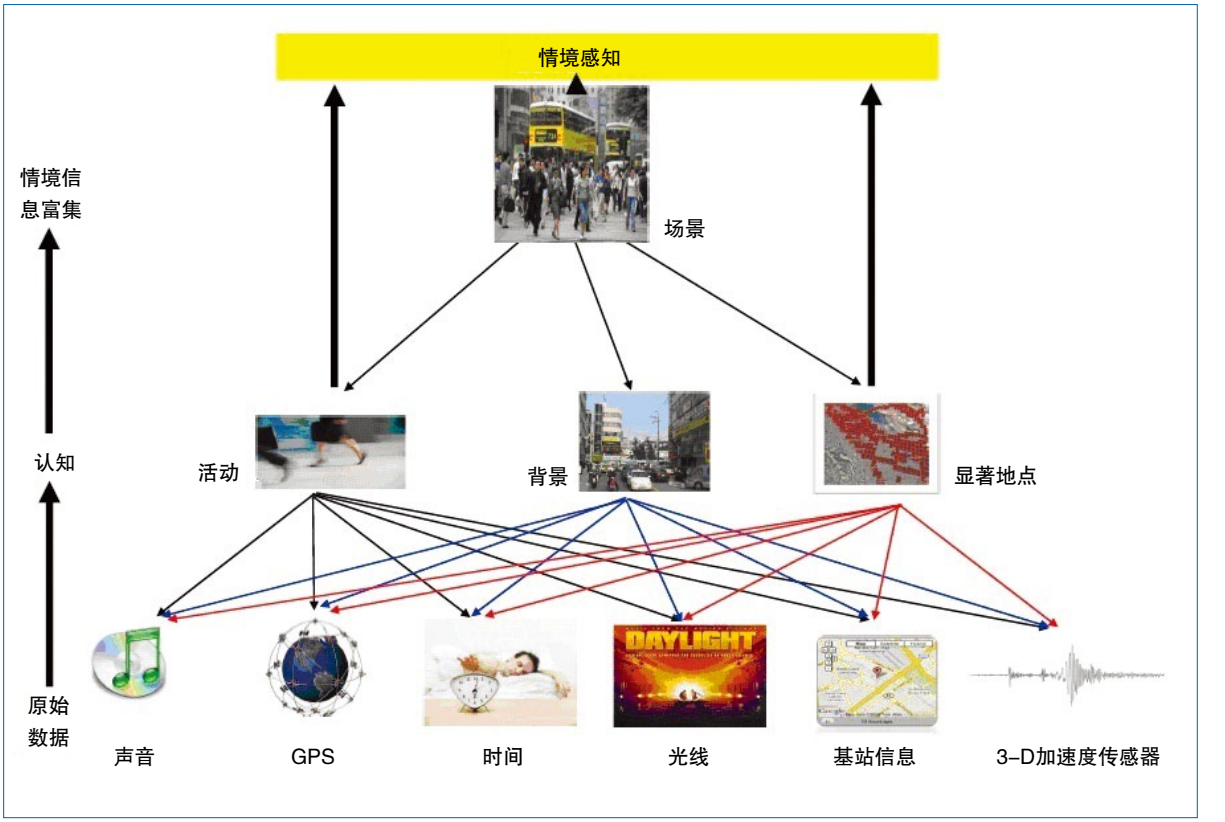

图1 移动情境感知层次

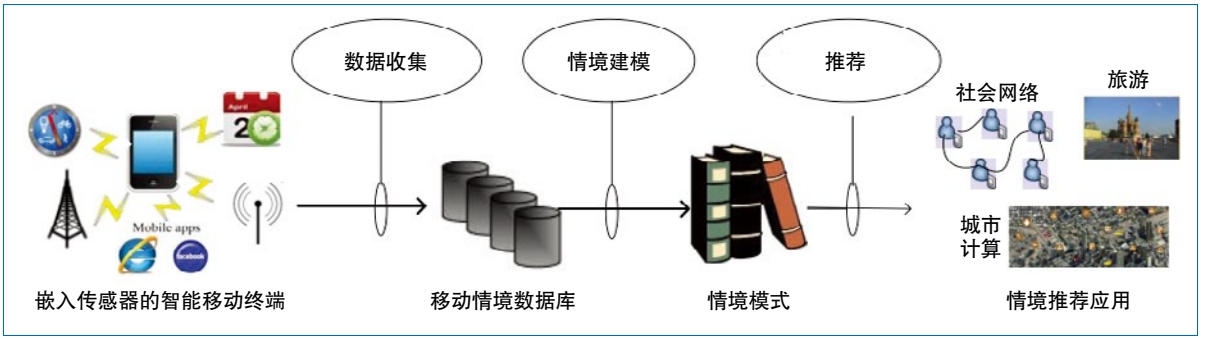

图2 移动情境感知推荐的基本流程

性化推荐应用。

情境与移动情境感知

作为一个跨学科概念，情境感知在计算机科学、认知科学、心理学和语言学等诸多领域有着深入的研究。从计算机学科，特别是人工智能与普适计算的视角出发，“情境”一词可定义为“所有与人机交互相关，用于区分标定当前特殊场景的信息”[1]。基于这一定义，服务提供者借助情境信息为用户提供更精确的信息推送和过滤服务。一个与搜索引擎相关的经典案例是：如果我们通过日志分析，发现某用户经常关注与“机器学习”关联的内容，那么，当用户以“Michael Jordan（迈克尔·乔丹）”为查询条件进行搜索时，我们可以认为该用户关注的可能是机器学习领域的一位知名学者，而非同名的NBA球星。通过这一手段，可以有效地解决传统文本分析中的歧义问题，提高排序和推荐的算法效率。

与传统的静态情境感知技术相比，移动情境感知技术在既有的“上下文”概念基础之上，更为强调“场景”的概念，即多种信息源的综合描述。图1为移动情境感知的认知层次。从中可以看到，移动情境感知特征不仅包括时间、地点、用户操作等基本信息，还包括各种丰富的传感器信息，如基站、蓝牙、麦克风、3-D加速度传感器等。通过综合分析这些特征，可以尽可能真实地还原移动用户的行为模式和实时场景，比如速度、环境等细节，甚至可借此分析、预测其行为目标，从而为信息推送和过滤提供更全面、更可靠的依据。

在获取更丰富的情境特征信息的同时，移动情境感知技术也面临着全新的挑战，尤其是移动性带来的跨地域问题。若用户面临的场景不断切换，则相应的情境行为模式也需要随之更新，而且其不同地点的语义转换轨迹也具有显著意义。另一方面，移动情境由多种特征组成，不同种类特征之间存在关联性。以最典型的时间与地点之间的关联为例，比如夜间主要呆在家里，白天在外；而白天又有工作日和周末之分，工作日期间地理信息较规律而周末呈现多样性等。因此，如何理解和利用这些关联性成为决定移动情境模式有效性的关键因素。情境数据收集依赖于多种传感器，如全球定位系统(Global Positioning System，GPS)、Wi-Fi、蓝牙等系统，它们往往面临特定环境下的失效问题（如GPS在室内无法定位，无线热点覆盖范围有限），再加上用户行为自身的不连贯性，因此往往存在数据稀疏性问题。这些都进一步增加了挖掘行为模式的难度。

移动情境建模

针对前面所述难点，学术界已开展了一系列相关的研究工作。图2为移动情境感知推荐的基本流程。

显著地点与轨迹挖掘

随着GPS的普及，基于位置的移动推荐已成为最热门、发展最快的移动应用之一。而显著地

点挖掘和轨迹挖掘是两大关键。

显著地点挖掘 这一问题可细分为挖掘个性化显著地点和根据大众记录挖掘特定公共区域内显著地点两个子任务。前者着眼于标定个人生活的基本地点，如家、单位等，这些地点的判别标准不具有普适性，主要是为其个性化服务推荐或社会模式挖掘奠定基础；后者更注重公共地点的功能性标注，如旅游名胜、商业中心等，可为大众的社会化活动推荐提供依据，因此更具有普遍推广意义。

识别个人的显著位置是理解个人的移动行为和社会模式的核心，对于处于更高层次的推荐应用，尤其是对用户个人的行为规律挖掘来说非常重要。根据室内无 GPS 信号这一特点，我们可以利用 GPS 信号消失和重现的规律，在一定的范围之内确定大致的显著地点[2]。在个性化显著地点挖掘的基础上，结合已有的人工标注样本与时间等情境信息进行关联规则分析，从而总结出地点类型与情境模式的映射规则。比如，多数用户每天晚上 7 点至早上 7 点呆在“家”中，而工作日下午 1 点至 5 点则多在“办公室”[3]。借助这些规则，即可实现对个性化显著地点的有效标注。

大众显著地点挖掘具有更广泛的应用前景。一个有趣的典型应用是，挖掘一个给定地理区域的显著地点，可以为到访的游客了解这座城市并合理规划旅行线路提供重要参考。与前者不同，这一建模任务是基于具有相同类型目标的多用户轨迹序列完成的。例如，基于 HITS 的推理算法来分析用户旅游体验（hub 分数）和地点评价（authority 分数）之间的联系[4]。

轨迹模式挖掘 移动场景中持续的地点切换使得传统的针对单一静态地点的行为模式推荐存在局限性。因此，连续的轨迹模式挖掘的重要性日益凸显，尤其在交通管制、城市规划和路线推荐等领域轨迹模式信息有着广泛的应用。一般而言，轨迹数据的定义是一组停顿地点和移动轨迹的序列化记录。地点为显著地点，移动轨迹是连接相继停顿地点的转换过程。

例如，如果我们获得一个包含 3 个停顿地点的轨迹 C1 → C2 → C3，并且根据相关语义信息，获知 C1 代表购物广场，C2 代表餐馆，C3 代表电影院，那么这条轨迹就代表了一条“购物广场→餐馆→电影院”的周末度假路线。针对此类问题，在层次聚类的基础建模之上，相关研究通常借助第三方数据源（如谷歌地图等）实现地理信息与语义信息的映射，并通过引入采样点语义知识及其转移概率，以及利用序列挖掘算法，来分析其语义轨迹模式。

用户行为模式挖掘

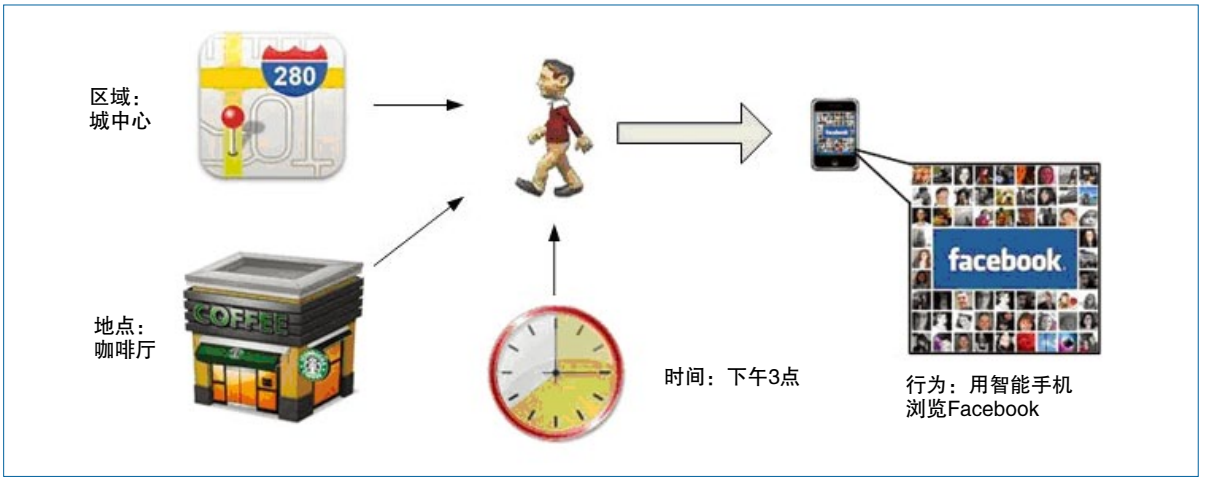

图3 用户行为模式范例

用户行为模式挖掘是移动用户的个性化推荐的关键，它揭示了用户生活规律和个人偏好的基础性信息，对于提升推荐效率至关重要。图3是一个用户行为模式的实例。我们通过分析用户的移动情境日志，发现某用户在下午3：00左右，习惯于在城市内的咖啡厅用智能手机浏览脸谱(Facebook)等社交网站，根据用户的行为规律，我们可以提供相应的服务，例如，将社交网站有关的消息（好友的新鲜事、社交服务新闻）集中在这个时间段推送，从而有效地提升用户体验。

与前面所述的地理信息挖掘相似，用户的行为模式挖掘也可分为单一关联规则挖掘和复合型的序列模式挖掘。

关联规则挖掘 其目的不仅在于发现情境与行为的关联，同时还揭示不同情境特征之间强有力的联系，例如下午在咖啡厅浏览社交网站的用户习惯。我们通过基本的关联规则挖掘技术和在此基础之上的拓展，可以有效地完成这一任务[5]。又如，先针对多用户情境日志挖掘公共的行为规律，再将这些公共规律映射到单个用户上。

序列模式挖掘 其任务是在一个序列化的数据库中发现频繁子序列。与单纯的关联规则学习相比，序列模式挖掘更注重挖掘时间序列模式，从而揭示个性化的不同类型地点之间的语义关联。利用这一技术，服务提供商可以预测用户下一步的需求发展和变化趋势，从而更好地为个性化服务做好准备，或对突发事件或异常事件做好警戒。

情境可定义为“所有与人机交互相关，用于区分标定当前特殊场景的信息”。

就建模而言，序列模式挖掘相当于规则挖掘，是在空间（即在运动过程中的空间区域访问）和时间（即运动的持续时间）频繁行为的简洁描述基础上引入轨迹模式的概念。用户自己生成的一些数据也可用于序列模式挖掘。游客的旅途线路信息与旅游行为中基于地理标记的照片相结合，可以建立起完整的旅游轨迹信息[6]。轨迹信息的建立使得这一模式有着更广阔的应用前景。例如，可以利用这些轨迹模式来预测用户下一步的移动位置，从而采取相应的对策[7]。我们还可以通过分析个人或者群体的轨迹模式，在偏离该轨迹的行为出现时发出警示，实现对突发异常事件的及时处理。

移动情境感知的个性化推荐

移动会带来场景的切换，不同情境信息会对用户需求产生不同的影响。用户所处情境和实时的需求是息息相关的。例如，一个用户夜间在家中用手机玩游戏和白天在地铁里浏览新闻是两种情境，他的推荐需求也会有很大差异。移动情境数据的有效分析和利用，对于更好地理解用户当前的意图和兴趣，提升面向移动用户的推荐系统体验有着重要的

意义。

社交推荐

根据推荐的内容，基于移动情境感知的社交推荐应用可分为社交好友推荐、社交地点标注和面向移动服务提供商的影响力传播。

与在线社交服务中的好友推荐不同，在移动情境下，我们很难获得明确的社交网络关系，但可以获得大量丰富的情境数据，尤其是路线、行为等。这些情境数据可以与社交关系之间建立某种联系。例如，通过分析手机位置数据和基于地理位置的在线社交网络的相互关联，可以发现人们的短距离活动在时间和空间上都有较强的规律性，几乎不受社交关系的影响，但长距离活动更易受社交关系的驱动[8]。

受关联性启发，在情境感知基础上的相关研究，利用具有相似行为模式和经历的人更可能成为朋友的这一社会学现象，提出了多种好友关系预测和推荐的方法。例如，通过分析用户的情境数据，定义基于用户访问地理位置的特征，建立分类器模型等，用以分析不同用户在同时访问同一地点或具有共同好友的特殊情形下，成为好友的可能性[9]。

在基于移动情境感知的地点推荐中，正确识别不同地点的语义信息是保证推荐效果的重要前提。比如，通过分析用户的签到数据和不同地点之间的联系网络，可以有效地挖掘单个地点的模式信息以及相似地点之间的潜在联系，从而构建性能更好的分类器，实现自动标注地点语义的有监督学习[10]。

一般而言，移动广告的投放效果主要取决于广告内容与用户所处情境的契合程度。如用户刚好路过某个大型购物中心，此时推送给他的正是这个购物中心的优惠券……

移动用户的情境数据还对服务提供商有着重要的意义。尤其是用户之间的关系网络，相当于传统的社会传播问题在含有情境信息的隐性移动网络中的应用。比如，服务提供商为了扩大自己的影响力，可以在用户网络中选取少量的初始用户，使之成为自己产品的支持者，从而通过网络“口口相传”扩大影响力，使更多的人成为服务提供商产品的支持者。这一服务需要建立在对瞬时移动社交网络或移动用户通信网络的有效分析基础之上。比如，研究人员针对一个移动用户通话网络的情境数据，提出高效的选择初始目标用户的算法[11]。

城市计算

在全球城市化进程加快的背景下，城市计算最近受到极大的关注。在城市计算中，传感器、道路、房屋、车辆和人都可作为计算单元来协同完成任务，达到为人们提供便捷服务的目的。面向移动用户的购物推荐和出租车推荐是两个典型的基于移动情境感知的城市计算的应用例子。

个性化购物推荐早在10年前就已提出。近几年，越来越多的应用开始利用丰富的用户情境数据来提高用户体验。例如，可通过识别用户到达过的地点，结

合地点语义标识，来推测用户的兴趣点[12]，或者通过分析用户的情境下移动轨迹与商品购买记录之间的联系，挖掘和预测用户的移动商务行为[13]。

出租车上的GPS装置为出租车司机提供了即时有效的路线数据。通过分析出租车上GPS的大量历史数据，可挖掘出行驶路线的优化信息。当司机面临行驶路线选择时，系统便可根据当前的时间和目的地信息，为司机推荐最快最便利的行驶路线[14]。又如,通过挖掘出租车的GPS数据，还可以为出租车司机推荐一系列载客地点，计算可提升载客率的最佳导航轨迹，有效地缩短出租车空载时间[15]。

广告推送

在线广告投放是互联网比较成熟的盈利模式。在移动互联网日益普及的背景下，移动广告推送成了新的研究热点。在广告投放的过程中，准确理解并推送给用户需要的广告是用户购买产品的前提。移动用户的情境数据为准确分析用户的当前需求提供了极大的帮助。因此，基于情境感知的移动广告推送系统已成为此领域重要的发展方向。

一般而言，移动广告投放的效果主要取决于广告内容与用户所处情境的契合程度。例如，如果用户刚好路过某个大型购物中心，或者用户刚好具有购买某项物品或服务的需求，此时推送相关的广告或优惠券就可能促使其浏览和消费，而在其他时间、地点推送则可能被用户忽略。此外，移动广告推送还面临一些其它的挑战，如垃圾广告过滤、用户隐私保护以及手机通讯的成本等。

针对这些挑战，相关工作应着眼于有效利用情境信息或引入更多信息源。例如，利用用户的情绪信息来提高广告投放的有效性，或基于用户地理信息位置，分析用户的偏好与情境数据交互，并利用传统的协同过滤方法，为用户推荐基于情境感知的广告信息[16]。借助这些手段，可以提高广告的投放精度。

结语

现有的移动情境感知研究还面临着诸多挑战。我们相信，随着数据积累和技术革新，基于移动情境感知数据的挖掘在带来大量挑战的同时，也将进一步推动学术研究的深入，催生更多内容丰富的新应用。■

陈恩红

CCF理事。中国科学技术大学教授。主要研究方向为数据挖掘、社会网络与个性化推荐系统。cheneh@ustc.edu.cn

徐　童

中国科学技术大学博士生。主要研究方向为社会网络、移动互联网与个性化推荐系统。tongxu@mail.ustc.edu.cn

田继雷

诺基亚移动互联网服务主管研究员。主要研究方向为大数据处理及分析、情境推荐系统等。Jilei.Tian@nokia.com

杨　禹

中国科学技术大学硕士生。主要研究方向为社会网络挖掘与个性化推荐系统。ryanyang@mail.ustc.edu.cn

参考文献

[1] G. Abowd, A. Dey, P. Brown, N. Davies, M. Smith and P. Steggles, Towards a better understanding of context and context-awareness, in Handheld and Ubiquitous Computing (1999), 304~307

[2] N. Marmasse and C. Schmandt, Location-aware information delivery with commotion, in Handheld and Ubiquitous Computing (Springer, 2000), 361~370

[3] S. Isaacman, R. Becker, R. Cáceres,, S. Kobourov, M. Martonosi, J. Rowland and A.

Varshavsky, Identifying important places in peoples lives from cellular network data, Pervasive Computing (2011), 133~151

[4] Y. Zheng, L. Zhang, X. Xie and W. Y. Ma, Mining interesting locations and travel sequences from gps trajectories, in Proc. 18th Int. Conf. on World Wide Web (ACM, 2009), 791~800

[5] J. Wang, C. Zeng, C. He, L. Hong, L. Zhou, R. K. Wong and J. Tian, Context-aware role mining for mobile service recommendation, in Proc. 27th Annual ACM Sympo. Applied Computing (ACM, 2012), 173~178

[6] Y. T. Zheng, Z. J. Zha and T. S. Chua, Mining travel patterns from geotagged photos, ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST) 3(3) (2012) 56

[7] A. Monreale, F. Pinelli, R. Trasarti and F. Giannotti, Wherenext: A location predictor on trajectory pattern mining, in Proc. 15th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (ACM, 2009), 637~646

[8] E. Cho, S. A. Myers and J. Leskovec, Friendship and mobility: User movement in location-based social networks, in Proc. 17th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (2011), 1082~1090

[9] S. Scellato, A. Noulas and C. Mascolo, Exploiting place features in link prediction on location-based social networks, in Proc. 17th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (ACM, 2011), 1046~1054

[10] M. Ye, D. Shou, W. C. Lee, P. Yin and K. Janowicz, On the semantic annotation of places in location-based social networks, in Proc. 17th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (ACM, 2011), 520~528

[11] Y. Wang, G. Cong, G. Song and K. Xie, Community-based greedy algorithm for mining top-k in° uential nodes in mobile social networks, in Proc. 16th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (ACM, 2010), 1039~1048

[12] H. Kidokoro, K. Kamei, K. Shinozawa, T. Miyashita and N. Hagita, You stopped by there? i recommend this: Changing customer behaviors with robots, in Proc. 13th Int. Conf. Ubiquitous Computing (ACM, 2011), 569~570

[13] E. Lu, W. Lee and V. Tseng, A framework for personal mobile commerce pattern mining and prediction, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering 24(5), 2012, pp.769~782

[14] J. Yuan, Y. Zheng, C. Zhang, W. Xie, X. Xie, G. Sun and Y. Huang, T-drive: Driving directions based on taxi trajectories, in Proc. 18th SIGSPATIAL Int. Conf. Advances in Geographic Information Systems (2010), 99~108

[15] Y. Ge, H. Xiong, A. Tuzhilin, K. Xiao, M. Gruteser and M. Pazzani, An energy-efficient mobile recommender system, in Proc. 16th ACM SIGKDD int. conf. Knowledge Discovery and Data Mining, (ACM, 2010), 899~908

[16] Dao, T.H. and Jeong, S.R. and Ahn, H., A novel recommendation model of location-based advertising: Context-Aware Collaborative Filtering using GA approach, Expert Systems with Applications, Elsevier , 2012, 39(3), 3731~3739