# 摘要

随着定位技术的发展和O2O商业模式的火爆，越来越多的研究者将POIs推荐作为研究课题，不同于传统意义上的推荐系统，POI具备其自身的特性，用户在选择签到地点的时候，往往会考虑到短时间可达性，然而就POI本身而言，不同POI之间往往具有连续过度影响，而对于商圈中POI而言。其往往具有很强的区域聚集性，也就是说，同一区域的POI，往往具有相同的特点，这些特性也决定了POI推荐的复杂性。传统意义上的协同过滤无法很好的适应POI推荐的场景。近年来，针对POI的各种特性，人们提出了连续POI推荐的思想，也就是说，用户对于下一POI的签到行为，和当前的位置相关，这里将POI之间的转移进行了模型化处理，将POIs和用户的历史签到用有向图来表示，将用户在POI之间的转移看作是一个马尔可夫链行为，本文用边权个性化PageRank来计算POIs之间的转移特性，然后结合商圈中POI的区域聚集性，将地理位置进行网格的划分，将同一区域的POIs划分到同一个网格，结合用户的当前位置，提出区域影响因子，最后，结合协同过滤的思想，引入用户偏好，提出了UGSE-LR模型，最后通过对两个真实数据集进行对比实验，验证了模型性能。并针对商圈的应用场景，结合UGSE-LR模型，完成相应系统的开发和设计。

关键词：商圈；POI连续推荐；PageRank

# 1 绪论

## 1.1研究背景及意义

### 1.1.1 O2O商业模式的巨大市场

O2O商业模式的出现，是互联网服务于传统行业的一个例子。Online To Offline【1】，意为线上到线下，以实体店为依托，以互联网为平台。商家通过线上的推广活动，吸引用户在线下进行消费行为。通过互联网服务，发布新品消息，折扣消息等，吸引用户。而对于用户而言，可以通过线上的信息反馈，了解商家的服务质量，资源环境等一系列信息。

据中国电子商务报告数据显示，2017年全国电子商务交易额为29.16万亿元，同比增长11.7%，其中，中国本地生活服务O2O整体市场规模达9992亿元，相比去年增长71.5%。在交易额上，口碑和美团点评分列行业第一第二。

### 1.1.2 推荐系统在各行各业中的应用

Haubl和Trifts曾经对推荐系统的定义为，一种基于用户的特征学习而进行推荐的软件工具。与搜索引擎不一样，推荐系统强调推荐结果的个性化。推荐是信息过滤的一种形式，它利用用户过去的行为和用户相似点生成一个信息项的推荐列表，该列表为用户进行个性化定制。在没有足够多的信息支持和知识积累下，用户通常会依赖其他人来辅助决策，这些人可能是家人，朋友，或者专家。推荐系统的价值在于它能为用户提供最合适的选择，而不需要用户明确定义他们想要的内容。

推荐系统在电子商务网站中，更多是扮演销售人员的角色，为用户提供建议，帮助用户完成决策行为。而个性化推荐，可以根据用户的兴趣特点，还有历史的消费行为，为用户进行“私人定制”。完成对用户的推荐行为。

亚马逊（Amazon）【10】等公司已经表明，通过将购买和浏览行为的宏观模式进行统计关联，可以大大提高零售体验。亚马逊的成功经常被各种零售商（例如CD.、Barnes和Noble）仿效，并且已经有大量关于不同风格的推荐系统及其在各种零售领域的有效性的实验。Ringo【11】根据用户的音乐兴趣推荐音乐项目。GroupLens系统【12】主要是应用在新闻的筛选上，帮助新闻的阅听者过滤其感兴趣的新闻内容，PocketLens项目【13】重新设计了移动环境的算法，以可移植性和信任为标准，并利用对等网络来实现移动用户的可接受的精度和延迟。

国内字节跳动公司旗下产品“今日头条”客户端，利用数据挖掘算法，以读者兴趣作为导向，颠覆传统的新闻客户端，其最为直观的特点就是，每个用户的客户端都是不一样的，内容更多的是依据用户的历史记录来呈现的。这让所有的内容都有出现在首屏的可能，正因为这一点，在BAT之后诞生的小巨头，字节跳动拥有强大的竞争力。特别是短视频产品“抖音”，更是俘获大批量粉丝。

基于位置的服务的流行也见证了许多生成和使用基于位置的数据的系统的诞生。这些范围从简单的基于位置的过滤系统，比如“Shopper’s Eye”【14】，简单地提醒用户在某个地方感兴趣的信息，到像“GeoNotes”【15】这样的系统，这些系统允许用户在服务器上发布信息性内容（例如，评论、意见），以供将来访问该站点的访问者检索。

特别的，基于位置的推荐，已经在社交网络中，得到了很好的应用，定位技术的发展从根本上增强了社交网络服务【16】，用户共享他们的位置和与位置相关的内容，海量的位置数据桥接了物理世界和数字世界，对于位置数据的分析和使用可以让我们很好的理解用户的喜好和行为。这海量的地理空间数据集也刺激了对寻求促进用户旅行和社会互动的新型推荐系统的研究。随着数百万用户的加入，Facebook和Twitter等社交网络服务已经成为最受欢迎的互联网应用之一,在这些社交网站上积累的丰富的知识为各种新朋友和媒体提供了多种推荐系统。最近，位置获取和无线通信技术的进步使得基于位置的社交网络服务的创建成为可能, 比如Four.、Twinkle和GeoLife【17】在这种服务中，用户可以通过在线平台轻松地共享他们在物理世界中的地理空间位置和位置相关内容。例如，手机用户通过网络社交网站与他的朋友分享关于他吃饭的餐馆的评论。其他用户可以使用来自重叠位置历史的朋友建议扩展他们的社交网络。例如，经常在同一座山上徒步旅行的人可以被联系起来。地理位置是物理世界与数字化社交网络服务之间的桥梁，它给传统推荐系统带来了新的机遇和挑战。

### 1.1.3 O2O商业模式中的POI推荐

O2O商业模式的出现，让服务提供商，可以很好的获取用户行为数据，Online to Offline。在为用户提供更好的服务的同时，也提供了更多让研究员用以分析的元数据。2013年，中国的线上销售额仅占零售总额的百分之三，而美国也仅占百分之八【18】。而O2O的商业模式，可以将百分之九十的线下消费，通过互联网的服务，引流到线上的消费行为中。O2O中的团购模式【19】，消费者通过登录线上的团购的网站，获取商家的折扣信息和其它增值服务，消费者可以选择线上支付，然后在线下享受实体店的商品或者服务。这个时候，作为O2O的平台，借助于互联网，可以获取到用户的消费行为，包括用户的基本信息，消费类型，消费时间。为用户刻画出用户肖像，然后借助推荐系统的思想，为用户推荐，他想去的下一个POI，提高用户体验，增加用户的消费行为。

作为电商的一个部分，O2O商业模式有着其自身的独特性。网易云音乐的推荐，其内容为音乐，淘宝的推荐，其内容为商品。但是对于O2O来说，顾客更多的是在网上完成调研工作或者消费行为。在线下，实体店中，获取服务。那么，与之相对应的POI推荐，也会有着很大的不同，POI具备其自身的特性，用户在选择签到地点的时候，往往会考虑到短时间可达性，然而就POI本身而言，不同POI之间往往具有连续过度影响，而对于商圈中POI而言。其往往具有很强的区域聚集性，也就是说，同一区域的POI，往往具有相同的特点，这些特性也决定了POI推荐的复杂性。如用户在餐馆消费后，如果按照淘宝或者网易云推荐思路。系统很大可能会继续推荐餐馆之类的商店。这和实际生活会有很大的不同。用户在吃完饭之后，更多是会选择休闲娱乐场所进行消费，这里，餐馆到休闲娱乐场所之间的连续过度影响一定是大于餐馆到餐馆的连续过度影响的。这就需要结合地理特性和用户签到的上下文，来制定特殊的推荐服务。

得益于定位技术的发展，GPS,基站和wi-fi定位，现在已经能将误差缩小在一米之内，这对于基于位置的推荐来说，已经提供了所需要的足够精度。现在的很多应用软件通过埋点行为，获取用户的轨迹数据【33】，利用轨迹数据，来分析用户行为，进而对用户的喜好进行预测，这个方向已经成为相关企业和学者的研究热点。

## 1.2研究现状与存在的问题

### 1.2.1 基本推荐算法分类

推荐系统按照个性化程度可以划分为两种，一种是非个性化推荐，一种是个性化推荐。就非个性化推荐而言，系统为所有用户推荐的内容往往是一样的，不会因为用户的特征不同而有所区别，采用非个性化推荐的情况一般发生在推荐系统的冷启动阶段，对于缺乏用户历史数据，一般数据挖掘算法无效的时候。对于个性化推荐而言，通过分析用户的历史行为数据，利用数据挖掘算法，发掘用户偏好，实现个性化推荐，直击用户兴趣。

而就推荐算法本身而言，可以分为基于内容的推荐，协同过滤推荐，混合推荐，还有就是基于规则的推荐。

#### 1.2.1.1基于内容的推荐算法

其中，基于内容的推荐，一般依赖于NLP，通过挖掘文本的特征向量来得到用户的偏好，这类推荐算法，一般都有较好的解释性。混合推荐，类似机器学习中的集成学习，一般都是通过多个不同推荐算法的结合，得到推荐结果，效果理论上比单一的算法要好很多，但是算法的复杂度较高。

#### 1.2.1.2协同过滤推荐算法

而对于协同过滤算法（collaborative filtering recommendation），一般又可以分为两种类型，一种是基于内存的协同过滤(memory-based collaborative filtering)，还有就是基于模型的协同过滤(model-based collaborative filtering)。其中，基于内存的协同过滤包括基于用户的协同过滤和基于物品的协同过滤。

a）基于内存的协同过滤

基于用户的协同过滤算法，他的思想是，具有相同兴趣爱好的人，喜欢的东西也可能会相同，一般用矩阵来表示用户行为，矩阵项为用户对于物品的打分，最后，计算两个矩阵的相似度，来得出两个用户之间的相似度的。但是，这种推荐算法存在明显的缺点，随着用户量的的增多，用户的相似性的计算会越来越困难，算法的时间复杂度还有空间的复杂度都会很高。基于物品的协同过滤算法，他的思想是，向用户推荐他之前选择的相似的物品，这个地方是根据所有用户对于物品的打分，来计算物品之间的相似度，他的优点在于基于用户的历史行为，对于推荐，有合理的解释，同样的，在计算物品相似度的过程中，随着物品种类的增多，物品之间相似度的计算代价会变大。而且无法发掘用户的隐形爱好。当然，协同过滤算法也存在比较典型的问题，分别是数据稀疏性（用户评分数据过少）和冷启动问题

b)基于模型的协同过滤算法

基于模型的协同过滤算法，一般是基于原始数据中的显式或者隐式信息，挖掘用户的偏好信息。然后将用户偏好信息放入到推荐模型中。得到推荐结果。

对于基于模型的协同过滤，我们可以用关联算法，聚类算法，分类算法，回归算法，矩阵分解，神经网络，还有图模型等来实现协同过滤。

1. 矩阵分解

在推荐系统中，有很多的用户和物品，其中，已有的是部分用户对部分物品的评分，我们要做的就是，根据已有的评分数据，去预测目标用户对于未评分物品的评分，然后根据评分生成推荐列表。传统的SVD（奇异值分解）要求矩阵是稠密的，所以一般会对评分矩阵进行补全操作，一般是全局平均值或者是物品的平均值，然后再进行分解降维。但是在实际的生产中，用户数和物品数都是很大的，对一个千万级矩阵进行SVD分解，时间会非常的长。而FunkSVD采用线性回归的思想，用均方差作为损失函数，将评分矩阵分解成两个矩阵P和Q

（https://www.cnblogs.com/pinard/p/6351319.html）

FunkSVD的改版，BiasSVD在评分系统中添加了三部分的偏置因素，在某些场景会比FunkSVD表现好。SVD++算法，在BiasSVD算法上进一步加强，考虑用户的隐私反馈。目前张量分解和分解机分解是矩阵分解推荐方法的趋势

贝叶斯个性化排序（BPR）也用到了矩阵分解，但是和FunkSVD有很大的不同，在实际的推荐场景中，我们要在千万级的商品中推荐个位数的商品给用户，这个时候，需要的是为每个用户生成一个商品的喜好排序列表，让少数优先级高的商品排序靠前。BRP是基于矩阵分解的一种排序算法，和FunkSVD之类的算法相比，它不是生成全局的分解矩阵，而是针对每个用户，生成商品的喜好排序列表。

1. 张量分解（tensor factorization ,TF）

与矩阵分解不同，张量分解不单单局限于二维的数据，而是可以更为有效的处理高阶数据，是矩阵分解的扩展。算法本身通过分解高维的张量，生成稠密的预测张量，通过补全原始张量，进而可以得到原始张量中的空缺值，从而生成推荐列表。

高阶张量一般可以表示为，其中N表示张量的阶数，Dn表示张量的维度。对于张量Y，Y的mode-n向量可以通过调整张量的第Dn维索引得到，所以也被称作是Y的n-mode矩阵展开

对于张量的分解，采用的方法一般是高阶奇异值分解。可以用下面的式子表示



其中，U1,...,UN是因子矩阵，G为核心张量，用来决定各个因子矩阵之间交互关系。表示张量和mode-n向量的乘机运算，n表示张量乘以矩阵的方向。

1. 因子分解机

因子分解机（Factorization Machines，FM）是一种机器学习的算法，算法本身通过组合多维的高阶特征，使他们的表现力和影响力更强。进而获得预估模型。因为算法对于稀疏的数据有很好的学习能力。所以在推荐系统中，可以很好的获取用户的偏好信息。

考虑到互异特征之间的作用关系，因子分解机可以用如下模型表示



其中，Xi表示输入特征，y表示预测标签，，，是整个模型的参数，其中d表示特征的维度。对于FM模型而言，前面一部分是传统意义上的线性模型，后面部分是特征之间的相互作用。特别的，对于某些特征，经过关联之后，会提高和最终标签的相关性。在推荐系统中，将推荐项目的各类特征数据，作为模型的输入，将预测评分作为输出。用以在多特征的作用下，进行预测推荐。

在回归问题中，因子分解机直接使用作为预测结果，使用Logistic Loss损失函数作为优化的标准，表示如下



对于二分类问题，通过Sigmoid函数，将映射成不同的类别，使用Logit Loss损失函数作为优化标准，表示如下



就因子分解机而言，无论是处理回归问题还是二分类问题，最终都要采用随机梯度下降法（stochastic gradient descent,SGD）来对模型进行训练求解。最后得到预测结果。然后根据预测结果，生成推荐列表。

4)图模型，SimRank基于图论，如果两个用户相似，则这两个用户相关联的物品也类似，如果两个物品类似，则这两个物品相关联的用户也类似。SimRank++算法，对SimRank算法做了两点改进，第一添加了边的权值，第二考虑了子集节点相似度。对于SimRank算法，如果用户和物品量非常大，涉及矩阵运算的计算量非常大，加上迭代的方法，会花上很长的时间，一般会用两种方法来加快求解速度，一种是利用Hadoop的MapReduce或者Spark来将矩阵运算并行化，加速求解过程。第二种是利用蒙特卡洛法（Monte Carlo，MC）模拟，这里用两个随机游走者分别从两个节点出发，用最后相遇的总时间的期望函数来表示两个结点的相似度。算法的时间复杂度会大大降低，但是有随机性，结果的精度不高。

区域影响因子的确定，可以很大程度上降低计算成本，也可以丢弃噪声信息

#### 1.2.1.3混合推荐算法

针对不同的应用场景，不同的推荐算法往往有着不同的性能表现。有时候，一个算法正好可以弥补另外一个算法的缺陷。而且对于一些复杂的推荐环境，往往会采用混合推荐算法。通过多个算法之间的相互作用，提升推荐效果。对于混合推荐推荐而言，一般会有如下的几种实现形式。

1. 加权，这种实现方式，单个算法之间一般不会有交互，而是采用多种推荐技术分别对项目进行推荐。然后通过分析推荐结果，对推荐列表的项目进行加权处理，来得到最终的推荐结果。
2. 变换，对于同一个背景下，不同的应用场景，采用不同的推荐算法，可以获得更加好的推荐效果。
3. 特征组合，对于多种推荐技术，将它们产生的特征数据组合到一起，作为推荐模型的输入。
4. 层叠，推荐算法相互叠加，后一种推荐算法是对前一种推荐算法的修正，使最终结果更加的精准。
5. 特征扩充，对于某一个推荐算法产生的结果，作为另一种推荐算法的输入特征。

### 1.2.2传统POI推荐算法

对于POI推荐的复杂特性，不同的研究学者根据POI特点提出了不同的推荐策略。其中包括，地理位置，时间因素，用户偏好，社会关系，POI流行度等

1. 融合时间因素

在【41】中，Yuan等人认为用户对于POI的选择，往往会受到时间的影响。提出将时间因素融入到POI推荐中。算法本身将时间进行划分，计算每一个时间段上用户的相似度，然后，以时间段为单位，生成推荐列表。因为依赖协同过滤算法，加上将签到记录按照时间段划分，使得数据的稀疏性更加的严重。

在【42】中，Yao等人使用张量分解模型，根据用户的历史签到记录，建立“用户-时间-POI”的三阶张量，通过张量分解，获取用户对于POI的偏好信息。但就算法本身而言，只通过用户的签到次数来反映用户偏好，没有考虑到用户的非显示偏好。

同样的，Ying等人【43】也通过用户的历史签到记录，创建上下文感知的三阶张量，根据用户的签到时间，计算用户对于不同类别的POI的兴趣偏好。然后结合WHBPR（weighted HITS-based POI rating）方法计算用户对于某一POI的偏好。

1. 融合地理位置因素

【44】中，Ye等人根据LBSN中的地理特性，构建了幂律概率模型，通过模型来获取地理位置在POI推荐中的影响作用，同时，引入用户偏好和社会关系，结合三种影响因素来生成推荐列表。

【45】中，Liu等人将区域流行度和地理第一定律等多个地理因素特征结合考虑，分析地理位置对于用户签到行为的影响，然后利用非负贝叶斯矩阵分解完成对POI的推荐。对于地理位置对用户行为的影响，Zhao等人【46】利用POI之间距离的幂律分布，将待推荐的POIs和用户的历史签到POIs集合建立关系。用以获取地理因素对用户

### 1.2.3 连续的POI推荐

【2】中cheng等人第一次阐述了连续POI推荐问题，然后提出了因式分解个性化马尔可夫链（FPMC）来解决连续推荐的问题。FPMC最开始是用来解决基于当前的下一个的推荐问题的。Cheng等人在推荐兴趣点的过程中，在FPMC算法中也加入了地理影响因子。因为在众多的POIs中，用户通常只会在一段时间内在很小的一部分POIs上完成签到行为。所以，签到数据往往有很大的稀疏性。针对这种情况，He等人【3】不仅用马尔可夫链来推断用户在POIs上的偏好，而且根据用户的签到行为，按照POIs的类型或者签到时间，来将用户进行分组。来解决数据稀疏的问题。Zhao等人认为【4】顺序的签到行为受时间的影响。因此，他们使用时间因素来衡量顺序签到行为的重要性，并相应的提出了一种连续的POI推荐方法。

Feng等人【5】利用距离嵌入（metric embedding），将POI映射到低维度的欧氏空间中，用两个POI的欧式距离来确定二者的序列关系，最后综合序列信息和个人喜好，提出个性化距离嵌入排名算法（PRME）。此外，Liu等人【6】根据POI的访问顺序探究POI的上下文信息。首先，他们利用原本为自然语言处理（NLP）设计的Skip-Gram模型【7】，探究POI访问顺序的影响。然后，基于【8】中提出的个性化推荐模型，将访问频率带入模型。虽然Skip-gram最开始是用作于语言处理，但是他在连续的POI推荐中也有很好的表现。在POIs上检索每个POI的潜在表示，Feng等人【9】也利用了单词嵌入技术。基于【7】，他们通过用地理二进制树替换原来的霍夫曼树，修改了Continuous Bag-of-Word（CBOW）模型来适应地理环境因素。同样的，他们也将用户偏好作为模型的输入来表示每个用户。最后，通过融合用户和POIs的潜在词向量的聚合函数，得到即将要访问的POI的得分。

### 1.2.3 现有研究存在的问题

对于POI的研究中，目前还没有利用连续POI推荐思想，用之于商圈这种特定场景。商圈中的POI不同于一般的POI，其聚集性，和稠密性更高，用户在商圈中不同POI之间的转移也更为频繁。商圈中的POI也更具有特征性。特别是O2O商业模式下，如何有效的利用用户的签到行为，根据用户的当前位置，为用户推荐下一个更值得去的地方，提供更好的用户体验，是一个值得被讨论的问题。

## 1.3研究内容和成果

### 1.3.1研究内容

本文研究的是内容在于连续POI的推荐，不同于传统的POI推荐，连续的POI推荐考虑的是用户在不久的将来即将到达的地方，这里是将生活中，人们对于POI的转移看作是一个马尔可夫链过程，也就是说，人们对于自己要即将前往的地方，很大程度上会被先前访问的地点所影响，特别是在商圈中，用户对于POI的转移，和当前的位置还有POI的类别有很大的关系。对于POI到POI之间的转移，可以用图论的思想来处理。将用户在POI之间的历史签到记录映射到一个有向图中，利用个性化pagerank的处理思想，来计算所有POI对于用户的关联度。得出连续转变影响。

### 1.3.2 研究结果

1）实验验证了UGSE-LR模型在真实数据集上的推荐性能。

2）根据商圈中的特定情境，结合UGSE-LR模型，设定参数值，并且引入用户标签和POI标签来解决实际问题中的冷启动问题。

## 1.4论文的组织结构

本文第一章主要是对研究方向进行了相关的调研工作，明确研究意义，学习并了解了推荐系统的国内外研究现状，针对近年来，推荐系统的出现的连续POI推荐，做出了比较详细的介绍。

第二章主要是详细介绍了UGSE-LR模型，根据连续POI推荐的思想，将POI和用户的签到数据映射到有向图中的顶点和有向边，采用边权个性化PageRank处理POI到POI的连续过度影响。然后根据历史签到数据，采用协同过滤的思想，计算用户偏好。最后根据用户的签到位置，设置网格，计算区域影响。综合三者，计算POI得分，将得分高的POI推荐给用户。

1. 主要是是对模型进行了实验上的验证，主要是确定参数的数值，以及具体到不同数据集上不同模型的性能比较。
2. 第四章，主要是参照模型，完成商圈中POI推荐系统的设计和实现。

# 2 连续POI推荐技术分析

## 2.1 POI 推荐的特点

和传统的推荐系统一样，当面对信息过载的情况时，人们往往无法做出合适的选择。就地理位置而言，当用户在某一个确定的区域里面活动的时候，往往对于周围的地理信息，了解的不够全面，无法从众多的兴趣点中，选择自己想要去的地方，而基于地理位置的推荐，在分析用户的行为轨迹之后，会向用户推荐未来可能会到达的POI，这一点，可以发掘用户的潜在消费，创造巨大的价值。

不同于传统的推荐，基于位置的推荐，具有更多属于自己的特点，包括时间上下文，空间上下文，POI组的特点等，都会影响到用户决策。好的推荐系统，不仅在推荐的准确性上，符合用户的行为，更能发掘长尾效应。

基于位置的服务（LBS）能够提供位置感知功能。随着定位技术和移动互联网的快速发展，位置数据的产生和利用，越来越被大家重视【20，21】， POI推荐【22，23，24，25】在近几年一直是一个广泛研究的课题，通过分析用户的历史签到数据，POI推荐可以推荐一些用户感兴趣的地点，而这可以提高用户在LBSNs的用户体验【26】。

GPS轨迹【27，28】可以直接应用于LBSN数据，因为这两种数据类型表现出一定的相似性，但是LBSN签入数据表现出一些独特的特性，这些特性与广泛研究的GPS轨迹不同，通过分析从Gowalla这个真实的基于位置的在线社交网络收集到的签到记录，LBSN数据表现出的特性有（1）数据稀疏性。在整个12个月期间，只有10%的用户拥有58个以上的签到记录，这是每个用户的平均签入时间，显示较低的签到频率。此外，任何两个连续签到之间的空间间隔通常为千米级，而连续记录的GPS点之间的空间间隔通常为5到10米【27】；(2)语义。每个签入记录都用LBSN中的位置名称和类别进行标记，而GPS点仅由纬度、经度和时间戳组成。签入类别信息重新反映了用户偏好和用户行为的异质性。由于这些差异，现有的基于GPS轨迹设计的技术不能直接应用于LBSN数据。

位置预测中的固有挑战是位置预测空间非常大——LBSN中可能有数百万个不同的签到位置。因此，很难通过结合用户移动模式、偏好和时间空间信息来建立模型，以直接预测位置并获得满意的性能。考虑到这一挑战，Ye等人【29】提出将原始问题分解为两个子问题：（1）在下一步预测用户活动的类别；然后（2）给定估计的类别分布预测位置。例如，LBSN可以预测用户的下一个活动是娱乐，然后它可能预测用户附近的电影院的位置。这种方法的一个明显的优点是显著地减少了预测空间，因为只有少数类别，如食物、购物、娱乐等。用户活动的意义。因此，在此工作中研究的问题是：如何预测用户在下一步的活动类别，并预测最有可能的位置，给定他/她的登记记录序列作为观察？

对于POI推荐的特点，主要面临的挑战如下：

1. 用户偏好不明确。对于POI推荐，我们的数据集更多的是LBSN中签到数据，虽然，LBSN中存在大量的签到信息，但是，这无法反映用户的真实偏好，用户对某一个POI进行签到行为，只能表示，用户曾经的签到事实。而对于数据本身而言，并不代表用户偏好。
2. 时间敏感性。对于用户而言，不同的POI具有不同的时间特性，比如说，餐馆，就用户而言，就餐时间一般在中午十一点到十三点之间，还有下午的十七点到二十点之间。这个时间段的餐馆，对于用户而言，往往具有更大的吸引力。而对于不同用户而言，同样的POI，也具有不同的时间特性，就好像KTV，学生党因为没有收入的问题，对于KTV的选择更多是中午，因为这个时间段，商家往往会推出折扣很大的套餐。
3. 数据稀疏性。因为LBSN中有着大量POIs，而对于每个用户而言，其签到信息有限，在数据的显示上，就会表现的十分稀疏。尤其是细化到时间段上，用户的签到数据更为稀少。这都是POI推荐面临的问题【39】。
4. 影响多样性。对于POI的选择上，用户往往会被众多的因素所影响，如时间因素，位置因素，社会关系等。特别的，可能单纯因为下雨的原因，用户放弃了出门聚餐的打算。
5. 地点感知性。对于POI而言，每个POI都有自己的特性。而不同特性的POI之间，往往相互依存，紧密联系。例如，火车站和宾馆之间，往往联系密切，但是，火车站和电影院之间，往往关系微弱。因此，发掘各个POI之间的联系，感知当前POI的特性。也是POI推荐的重要挑战。
6. 实时性。在POI的推荐中，用户最需要的根据当前的时间和地点，得到自己在短时间内最可能去的地方的推荐。而不是说，一味的推荐用户喜欢，但是不符合当前情境的POI。就好像用户喜欢杭州菜，但是在用户吃过晚餐后，还一味的推荐橘味这种杭州风味的餐厅。这显然是不合适的。所以说，对于POI的推荐，我们不仅要获取用户的历史偏好，同时，还要根据用户所在的情境，进行推荐，从而保证推荐的质量。目前，实时推荐是POI推荐的热点和难点之一【40】

## 2.2 PageRank

1998年，斯坦福大学的博士研究生Sergey Brin 和Lawrence Page提出了PageRank算法，算法本身最初被提议对网页进行排名【34】，但是该方法现在被广泛应用于各种应用中，如作为对象数据库、社交网络和推荐系统【35，36，37，38】

### 2.2.1全局PageRank

PageRank算法本身因为应用在商用搜索软件Google上，而获得巨大成功。虽然网页的数量巨大，但是由于PageRank算法是离线计算，所以当用户进行网页搜索的时候，并没有感受到时间的差异性。传统的PageRank和查询条件无关，也被称为全局PageRank算法，可以在离线的情况下进行计算，然后得出所有结点的权重，

对于全局PageRank算法而言，page等人将网页之间的链接关系表示成一个有向图G=<V,E>。其中，结点v∈V表示网页，有向边e=(vi,vj)表示网页之间的链接关系。利用随机游走模型来模拟用户的冲浪行为。用户从任意的结点开始，以概率α到达下一个可达结点（网页之间有超链接），或者以1-α的概率开始新一轮的随机游走（跳转到任意一个网页），α的取值一般为0.15。用户不断迭代这种行为，直到对于有向图而言，用户停留到每个网页的可能性趋于稳定。可以用公式表示为，其中，α为跳转概率，M为有向图G的邻接矩阵，u为值等于1/n的均值向量。

### 2.2.2 个性化PageRank

而对于PageRank的扩展算法。个性化PageRank更多是被当作一种排序算法，其应用场合更多的是可以表示成图结构的数据集。利用图中节点的链接关系，通过递归计算，得出结点的权重。但是对于个性化PageRank而言，在计算结点权重的时候，不仅需要考虑结点间静态的链接结构，而且还要添加用户的个性化信息。所以对于计算效率而言，是一个很大的挑战。

通过个性化PageRank计算的结点权重，反映了结点和查询条件的关联程度，称之为个性化PageRank向量，表示为PPV（personalized PageRank vector）【30】。对于数据集规模比较大的情况下，PPV的计算往往需要很大的计算量。特别是对于实时查询，用户对响应时间有着严格的要求。而对于采用离线计算的方式，存储所有的可能，来缩减用户等待，这对于系统而言，显然是一件不可能的事情。Fogaras等人【31】已经证明，对于n个结点，需要的存储空间至少是Ω(n)2。这也就是说，用户偏好可能是2n-1个任意子集

对于个性化PageRank而言，其概念模型上与全局PageRank最大的区别在于随机游走中的跳转行为，用户在进行跳转过程中，只能跳转到代表用户偏好的部分结点，所以，用户偏好的结点和往往能获得较高的访问概率，可以用公式表示为，其中v表示用户的个性化向量，，如果用户偏好的结点有k个，那么这k个结点的值之和为1，其他结点的值为零，式子的解就是个性化向量的v对应的PPV

### 2.2.3边权个性化PageRank

对于个性化PageRank，可以调整节点权重或边缘权重，以确定随机冲浪者模型中的传送概率和转换概率。当节点权重是个性化的时，有许多快速的方法来近似pagerank，然而，自十多年前个性化pagerank出现以来，基于边缘权重的个性化一直是一个开放的问题。Wenlei Xie【32】提出边权个性化PageRank（Edge-Weighted Personalized PageRank），使得个性化推荐的性能得到了很大的提高。

## 2.3本章小结

本章主要是结合POI的特点，将用户在POI之间的转移进行模型化处理，将POI之间的路径关系表示成一个有向图G=<V,E>。其中，结点v∈V表示POIs，有向边e=(vi,vj)表示用户历史签到记录中，POI之间的连续签到。将用户在POIs之间的转移模型化一条马尔可夫链，也就说，用户对下一个位置的选择，只和当前位置有关，然后，用边权个性化PageRank算法计算POIs的个性化PageRank向量。其中，权重较高的POIs，表示，对于用户而言，从当前位置，到目标POIs的连续过度影响较大。

# 3 连续POI推荐模型

## 3.1 问题定义



连续推荐中，问题可以归纳为下面几点

U和L分别代表用户和POIs的集合，Lu表示用户u在POIs中已经访问过的POI集合 ，对于给定的q(u,lc,tc),其中u∈U,为目标用户，lc∈Lu是用户签到地点，tc是当前时间，连续POI推荐的问题在于推荐N个用户u没有去过的POIs，可以用式子表示为Ru，N。其中对于每一个POI， l∈Ru，N，满足下面条件。

1. l和lc之间的距离要小于等于距离阈值d。
2. 用户u会在时间段[tc,tc+τ]内，在l处完成签到行为。

2.2 数据库描述

本次实验的数据集为Gowalla和Brightkite。因为一些签到记录的信息不足，不活跃用户的签到记录和那些不受欢迎的POIs记录，会被从数据库中移除，因为这些记录会严重影响推荐的性能，在本文中，数据满足以下几点，会被删除。

1. 少于80个签到记录的用户的签到行为
2. POIs中，少于五个用户签到的位置
3. 用户中少于五个好友的

通过数据清理，数据集中的数据表示如下

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Dataset | Brightkite | Gowalla |
| #Users | 3178 | 6415 |
| #Locations | 6792 | 44938 |
| #Check-ins | 291655 | 819283 |
| #Edges | 45308 | 73410 |
| Periods | 2008.04-2010.10 | 2009.02-2010.10 |

在连续的POI研究中，连续POI的签到在很大可能上会受到上一时间段签到行为的影响，如下图显示，Gowalla和Brightkite数据集中两个连续签到记录的时间差在所有签到记录中的比例，在Gowalla数据集中，大约52%的连续签到行为发生在6个小时内，超过72%的数据发生在24小时内，在Brightkite数据集中，超过40%的连续签到行为发生在6小时内，超过60%的发生在一天内。这里可以看出，Brightkite数据集在时间域上比Gowalla数据集更加的稀疏



除了时间差异之外，距离差异也会影响用户签到行为，下图是连续签到行为发生在6小时内，签到地点距离差的分布图，从图中可以看到，在Gowalla数据集中，超过90%的连续签到行为发生在距离当前位置距离15km的位置内，而在Brightkite中，也有超过50%的数据。很显然，Brightkite数据集在空间领域也比Gowalla数据集更稀疏。



## 3.2 模型架构



### 3.2.1用户偏好

这个地方使用基于用户的协同过滤（User-based CF）来计算目标用户u对于POIs的偏好得分。这里有两个用户v和u，让cu,l=1表示用户u已经在POI l处进行过签到行为，否则cu,l=0，根据用户v和u的历史签到记录，用下面的等式表示用户u和用户v的相似度。

 （1）

U'是用户u在签到行为上相似的用户的集合，用户u对POI l偏好程度的分数可以用下面的等式表示

 （2）

### 3.2.2 区域影响

与传统的POI推荐不一样，连续POI推荐很大程度上会考虑推荐POI和当前用户所在位置的距离，如之前数据集中的数据显示，用户选择下一个POI时，很大程度上会选择距离自己较近的，特别是具体到商圈中，用户在某个商圈中的消费行为，很大程度上都在一个区域里面。这也就意味着，用户很小的可能会选择一个比较有趣，但是却距离自己现在位置很远的地方，因此，我们可以将距离远近作为一个影响因子，放在连续的POI推荐中，如图所示，将地理位置划分为很多大小相等的格子，以用户u当前位置lc为圆心，阈值d为半径作圆。圆与网格相交的阴影部分，我们称之为用户u的临近网格单元。这来源于生活实际，一个区域内，有很多人进行签到行为，那么这个区域必定是一个受欢迎的区域，与之相对应的，这个区域里面的POIs，也会更受欢迎。就好像每个每个商圈中的店铺一样。



这里我们让Checkins(gi)作为网格单元gi中所有签到记录的总和，那么网格gi的受欢迎程度可以用等式表示为

 （3）

其中Gs是用户u的临近网格单元的集合

当用户u在某个网格单元gi中，有很多的签到行为。那么有很大的可能gi区域是用户u最喜欢的区域，用户u有很大的可能会在这个gi中的其他POIs，进行签到行为。就好像用户经常活动，以及发生消费行为的，都会是某个固定的商圈。这个地方，我们让Checkins(gi,u)表示用户u在网格gi中所有POIs的签到记录总和。我们可以用等式来表示这种影响。

 （4）

正如数据集所显示的，用户往往倾向于在距离当前位置较近的POIs发生签到行为，因此，我们可以推断出，用户倾向于在当前位置所有的网格内的POIs进行签到行为，我们可以将这种影响表示为下面的等式

 （5）

我们将三种影响因子混合在一起，通过线性方程组将网格gi得分表示为如下等式

 （6）

其中α,β还有γ是满足下列条件的常量

 （7）

最后POI l对于用户u的影响因子，可以用下面的等式表示

 （8）

其中 gi是POI l所在的网格。

### 3.2.3 连续过度影响

这里，我们用POI到POI的过度图来建模签到记录中的连续签到行为，用(l,t)来表示用户已经在时间到t在POI l进行了签到行为，那么POI到POI的过度图可以定义如下。

定义1：用户u的一系列签到行为(l1,t1)，(l2,t2)，…，(ln,tn)，其中t1≦t2≦…≦tn，如果说tn-t1≦τ,我们就说在POI li到li+1 有连续过度影响

定义2：POI到POI的过度图，可以表示为有向图G=(L,E)，其中L是POIs的集合，E是L中所有POIs中有连续过度影响的边。也就是说，如果在所有的用户的历史签到记录中，从li到lj有连续过度影响，那么就存在一条有向边(li,lj)，这个地方，(li,lj)边的权重可以定义为：

 （9）

这里Transitions(li,lj)是所有用户签到记录中，li到lj的连续过度记录的总数。

因为考虑到距离阈值，被推荐给用户的POIs，一定是在用户u的临近网格中，我们可以从全局G中，创建子图G'=(L',E'),从全局G中去除掉不在u临近网格中的POIs，然后再用Edge-weighted Personalized PageRank(EdgePPR)来计算子图中所有结点，对于用户u当前位置的连续转变影响。这个地方选择EdgePPR是因为该算法通过模型降阶，可以在本地高效的运行。用户u到l的连续过度影响可以表示为下面的等式

 （10）

然后利用最大最小归一化方法，对用户偏好，区域影响和连续过度影响进行归一处理



 （11）



这里，，分别是在区域L'中，用户偏好，区域影响，还有连续过度影响的最大最小值，这样对于用户u而言，POI l的得分可以用下面的式子表示

 （12）

其中δ，ε，ξ是满足下面条件的常量

 （13）

## 3.3实验设计与验证

### 3.3.1 实验设计

准确率和召回率被广泛用于评价推荐系统的性能，所以，在本次实验中，分别用Precision@N和Recall@N来表示实验的准确率和召回率，Precision@N和Recall@N可以用如下的等式表示

 （18）

 （19）

上式中Ru,N是包含top-N POIs的集合，lc是用户当前位置所在的POI。是用户在POI lc的位置上，在时间段[tc,tc+τ]内，访问的POIs的集合。

为了评估方法的性能，70%的数据被用作训练数据，10%的作为参数调优的验证数据，时剩下的20%数据被用作测试数据。

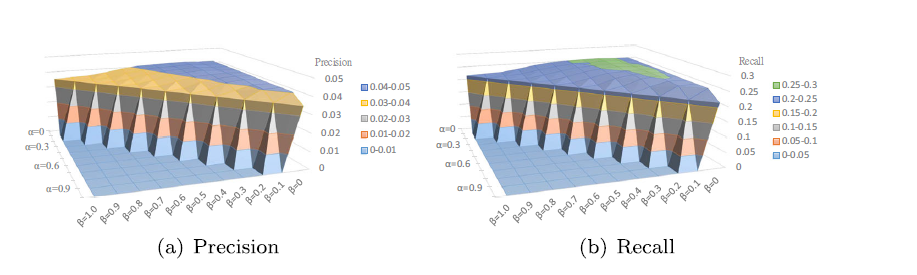
### 3.3.2参数的确定

在方法中有两组参数需要确定，分别是公式（6）中的{α，β，γ}，还有公式（12）中的{δ，ε，ξ}。由于每个参数集的约束条件是，权值之和应该等于1。图中只需要显示每个参数集中的两个参数的值。两个数据集的调优结果如下图显示，两个数据集的参数的最优值如下表显示。

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Dataset | α | β | γ | δ | ε | ξ |
| Gowalla | 0.3 | 0.2 | 0.5 | 0.2 | 0.3 | 0.5 |
| Brightkite | 0.2 | 0.2 | 0.6 | 0.5 | 0.3 | 0.2 |

由表中数据可以得出，无论是在Gowalla还是Brightkite数据集中，γ的值都是区域影响因子中三个决定因子的最大值，在公式（6）中，也就说明，用户决定下一个访问的POI时的主要因素是当前位置。这一点也和实际的生产生活一致。在用户偏好，区域影响，还有连续过度影响中，在表中可以看出，对于Gowalla数据集，连续过度影响是最重要的因素。而在Brightkite数据集中，用户偏好是影响访问意愿的关键。我们认为这种差异可能是由用户行为引起的。在Gowalla系统中，有一个行程推荐系统，让用户更容易跟随行程建议。因此，连续过度影响在Gowalla数据集中起着重要的重用。

从数据集本身来说，由图二和图三可以看出，在Brightkite数据集中，两次连续签到的距离和时间差异比Gowalla数据集中的距离和时间差异要长。这个地方和数据的收集有关。在Brightkite系统中，允许用户自由的在任何POI上进行签到行为，这里的POI可能是用户在短时间上无法到达的地点。这种机制使得用户偏好成为Brightkite数据集中的关键因素。



### 3.3.3 网格大小和距离阈值的影响

对于区域影响因子的确定，我们用网格对地图进行了划分，然后根据距离阈值作圆确定临近网格单元。为了确定网格大小和距离阈值d对于模型的准确率和召回率的影响，τ值被设置为两个小时。推荐给用户的POIs的数量N被设置为10，网格大小分别设置为0.2km、0.5km、5km和20km，距离阈值d设置为0.5km、1km、5km、10km、50km、100km。实验结果如图所示。





Gowalla数据集中的准确率和召回率





Brightkite数据集中的准确率和召回率

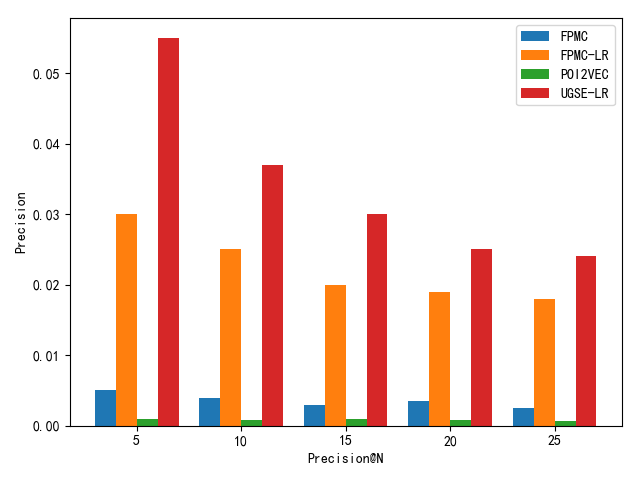
从图中可以看出，在Gowalla数据集上，当阈值设置为1km时，可以得到最好的推荐效果，然后随着距离阈值的增大，模型的推荐效果发生下降。这意味着如果距离阈值设置过大的时候，模型需要考虑更多的POIs作为候选POIs，因为用户通常会在当前位置的附近发生下一次的签到行为，所以更多的候选POIs使得推荐更具有挑战性。而在Brightkite数据集中，却发生了一个有趣的现象，随着距离阈值的增加，推荐的效果反而更好。这个地方还是和数据集本身的特性有关。因为Brightkite系统可以直接完成签到行为，而不用到达POI后完成签到行为。这也就导致了用户在选择下一个POI时，很小的程度上会考虑过远的实际距离。

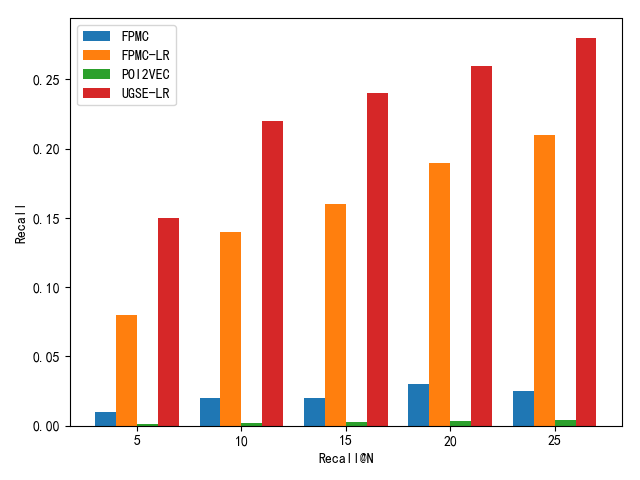
网格大小对区域影响非常重要。如果网格大小设置过大，那么每个网格中的POIs的数量就会增加。导致区域影响占据过大的权重。另一方面，如果网格设置的过小，那么，每个网格中的POIs数量就会减少。这就会导致网格缺乏区域特性。由图中数据可以看出Gowalla数据集中，当网格大小设置为0.5km时，推荐效果最好，而对于Brightkite数据集来说。网格大小设置为0.2km，可以得到最好的推荐效果。

### 3.3.4 性能比较

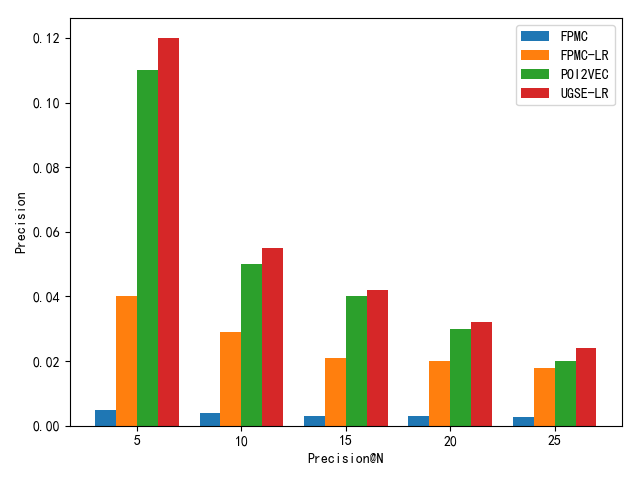
#### 3.3.4.1 推荐列表中POIs数量的影响

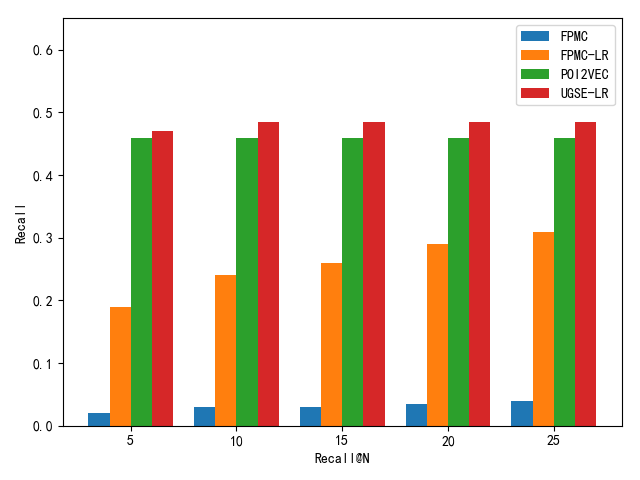
对于模型中的网格大小设置，Gowalla数据集被设置为0.5km，在Brightkite数据集中，被设置为0.2km。推荐列表中POIs的数量N的值分别设置为5，10，15，20，25。 由下图数据显示，模型的性能优于FPMC，FPMC-LR和POI2VEC。原因是模型不仅考虑了POIs与用户之间的距离，而且还包括POIs所在区域对用户决策行为的影响。





Gowalla数据集中的准确率和召回率





Brightkite数据集中的准确率和召回率

下图是Gowalla和Brightkite数据集中，在τ值分别取3和6小时时，关于连续签到的数量分布。在Brightkite的训练数据集中，有百分之九十的签到序列在三小时内，只完成了一次签到行为，但是在Gowalla数据集中，超过一次的连续签到行为的数据超过百分之三十。



τ=3小时

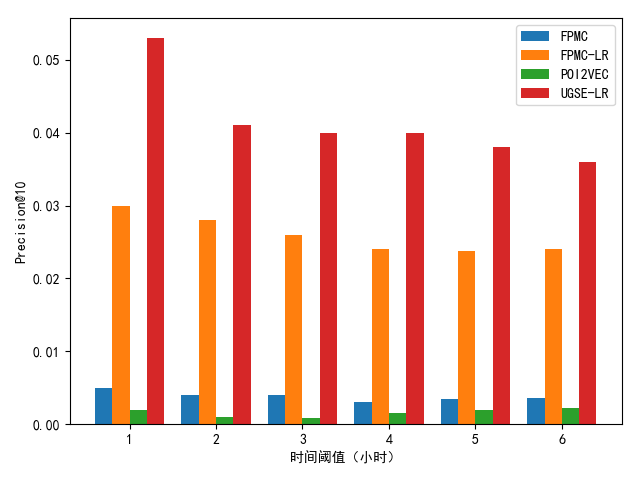


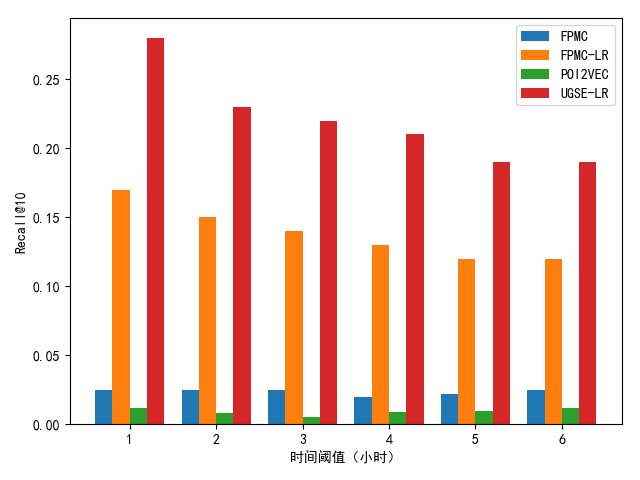
τ=6小时

正如之前所提到的，在Brightkite数据集中，用户偏好的影响是最大的，连续转变的影响较低。我们的方法因为考虑到用户偏好，区域影响还有连续转变影响的原因，在大多数情况下仍然优于其他方法。在Gowalla数据集的对比实验中，我们发现POI2VEC的性能是最差的，这和【9】中的实验结果相冲突，但是在Brightkite数据集中具有良好的性能，特别是在N比较小的情况下。我们认为在Gowalla数据集中的实验结果是由于进行实验的Gowalla数据集的规模所导致的。在【9】中，只使用了部分Gowalla数据集（准确来说只有一个城市），而在我们的研究中，使用了全部Gowalla数据集。在Brightkite数据集中，随着推荐POIs数量的增加，POI2VEC的性能逐渐降低。这里是因为POI2VEC不考虑距离约束，导致算法推荐的POIs距离用户很远。而这与实际的生活实际相违背。不同的是，由于考虑了多种因素，当POIs数量增加时，我们的算法总能表现良好，并且推荐性能稳定。

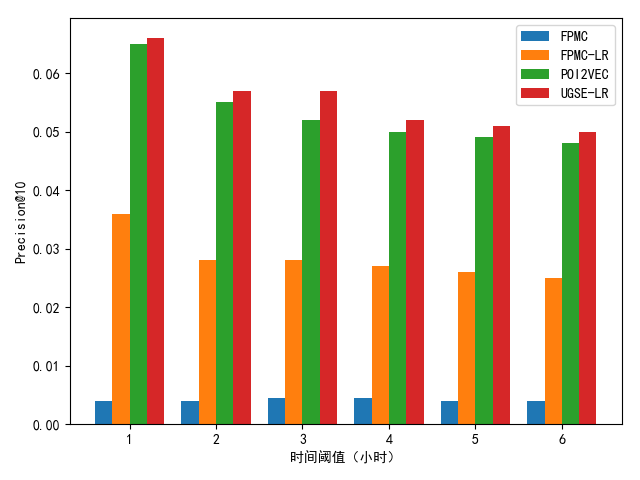
#### 3.3.4.2 时间约束τ的影响

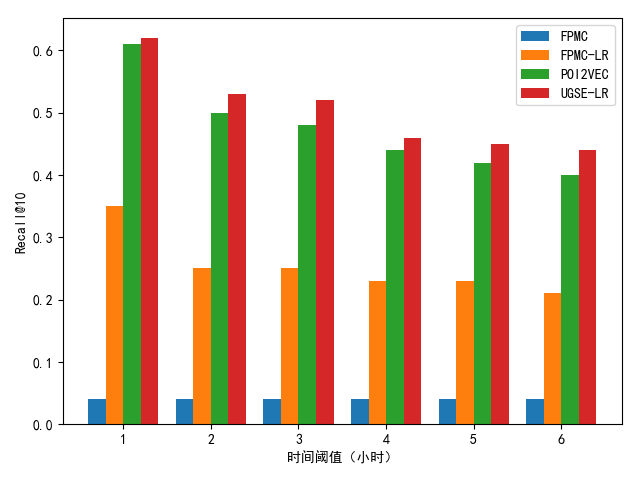
对于时间阈值τ的确定，我们从1到6小时进行取值，实验结果如下图所示





Gowalla数据集中的准确率和召回率





Brightkite数据集中的准确率和召回率

由表中数据可以直观发现，无论是Gowalla数据集还是Brightkite数据集，随着时间τ值的增加，UGSE-LR模型的推荐效果都发生了降低。但是无论是那种情况下，与其它的推荐算法相比，效果都是比较好的。

## 3.4本章小结

本章主要是对于实际问题的建模，实际生活中，根据协同过滤的思想，用户的签到行为往往具有偏好性，也就是说，用户对于不同POI的偏好程度可以从相似用户的签到轨迹中得到启发，这里根据用户的历史签到记录，计算用户偏好。结合用户在POI之间转移的特性，用户的签到行为很可能会被之前的签到位置所影响。采用边权个性化PageRank，计算POI之间的连续过度影响。最后，结合生活实际，商圈中的POI往往具有相似的属性，提出区域影响因子。来重新确定推荐POI的范围区域。结合以上三个影响因子，建立模型。

本章主要是对模型进行参数的确定，评判标准为推荐POI的准确率和召回率。根据实际的数据集Brightkite和Gowalla，采用控制变量法确定了网格大小还有距离阈值。通过不同模型的对比实验，得出UGSE-LR模型优于其他模型的结论，并确定可推荐POI数量和时间τ的最优值。

# 4系统的设计和实现

## 4.1需求分析

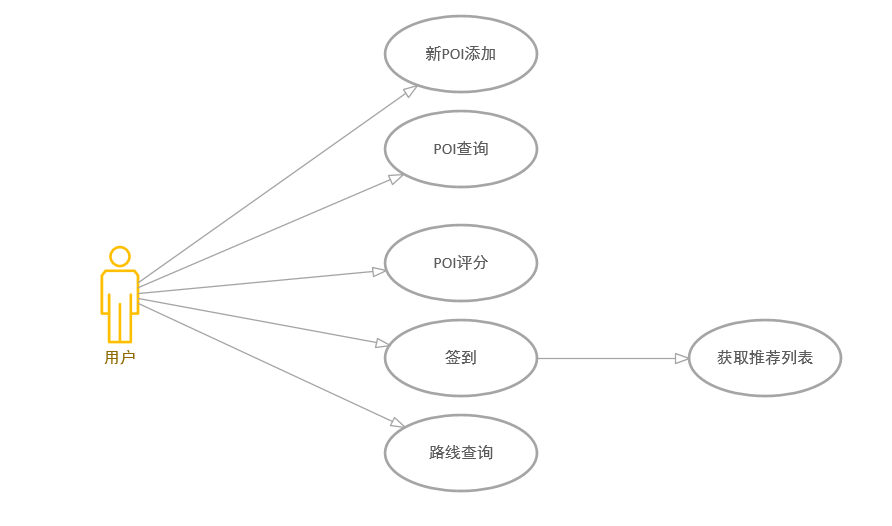
### 4.1.1背景

利用用户在商圈中的签到数据，为用户在商圈中不同POI之间的转移提供建议，提高用户体验。

### 4.1.2 可行性研究

当前O2O商业模式具有很好的应用前景，已经商用的软件包括美团点评，口碑等，都取得了很好的商用价值，商家在网上发布特价消息，或者软件运营部门发布特价活动，都在很大程度上吸引用户进行消费行为。O2O本就是互联网服务线下生活的一种模式，那么，对于现在大行其道的大数据分析，如何有效的利用用户的行为数据，为用户提供更好的用户体验。O2O本身离不开线下行为，在推荐系统被广泛运用的今天。隶属于电子商务的O2O商业模式。如何结合自身特点，利用推荐系统的思想，更好的服务于用户是一个值得被研究的话题，正如本文第二章所提出的思想。利用用户的历史签到数据，和当前位置，可以将用户偏好，区域影响，还有连续过度影响这三个影响因子作为推荐POIs的计分凭据。然后将得分最高的POIs推荐给用户。

### 4.1.3 功能模块



用户用例图（截图）

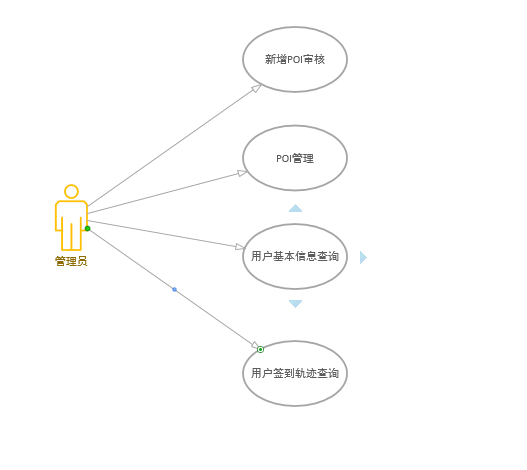
POI查询：用户可以设置查询条件，查询条件包括区域位置，POI关键字，评分等。查询信息包括位置信息，评分信息，评论信息。

POI评分：用户进行签到行为后，可以对POI进行评论和评分，评分为五分制。

新POI添加：对于系统中没有的POI，用户可以自主创建，创建信息包括地理位置，名称，描述，POI类型，以及创建理由。

签到：用户到达目标POI，进行签到行为，系统根据用户历史记录和当前位置，生成推荐列表。

路线查询：用户选择推荐列表中的推荐POI，或者自行搜寻POI时，系统会为用户推荐到达路线。



管理员用例图（截图）

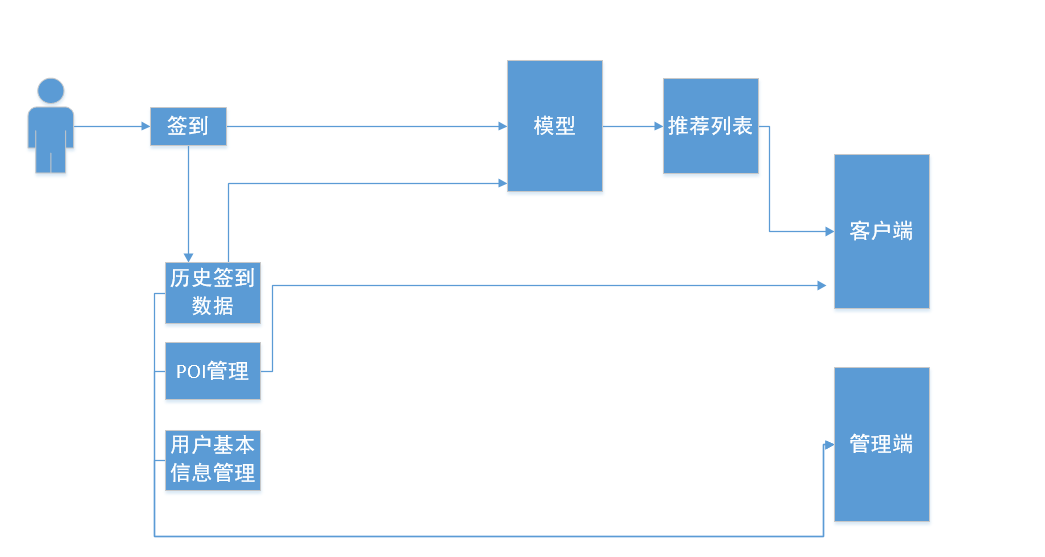
新增POI审核：对于用户添加的新POI进行审核工作，包括基本信息验证和POI合法性验证。

POI管理：可以对POIs进行查询，修改，删除和添加操作。

用户基本信息查询：可以对用户的基本信息进行查询工作，包括身份信息，账号信息等。

用户签到轨迹查询：可以对用户进行轨迹跟踪。查询用户的所有签到数据，并图形化展示。

## **4.2系统设计**



### 4.2.1 冷启动问题

#### 4.2.1.1 问题的提出

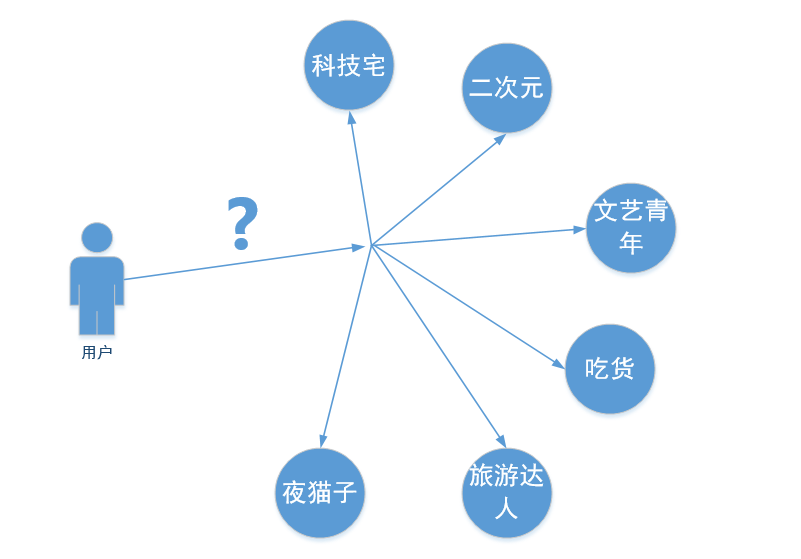
当新用户进入系统，或者新POI添加进系统时，系统存在冷启动问题，分别为系统冷启动，用户冷启动，以及POI冷启动。

系统冷启动：系统最开始状态，没有用户的签到行为，采用非个性化推荐，根据用户的签到位置，根据第二章提出网格思想，找出所有的临近网格中的POIs，然后按照POIs的评分和用户标签，完成推荐列表。

用户冷启动问题：新用户在没有历史签到数据的情况下，无法根据协同过滤计算出用户偏好，只能根据用户的当前签到位置，计算出区域影响和POI之间的连续过度影响，这里的用户偏好，我们根据用户的注册信息建立用户特征模型。同性别，同年龄段，同标签用户，往往具有相似的兴趣爱好。

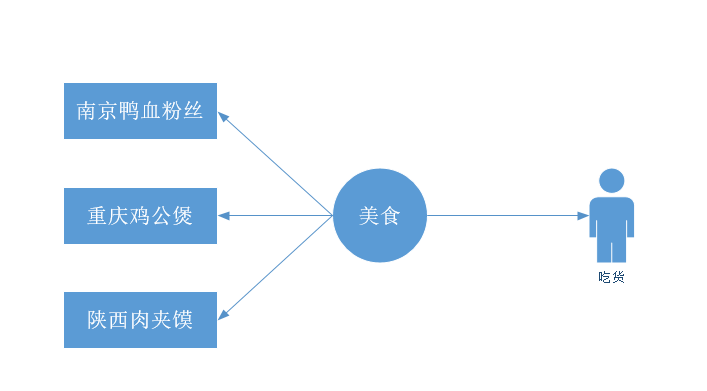
POI冷启动：对于新添加的POI，用户的历史签到数据往往无法覆盖，这里根据POI标签与用户标签，直接添加到用户的推荐列表中，对于每个用户而言，所有的新POI都有且只有一次冷启动机会。

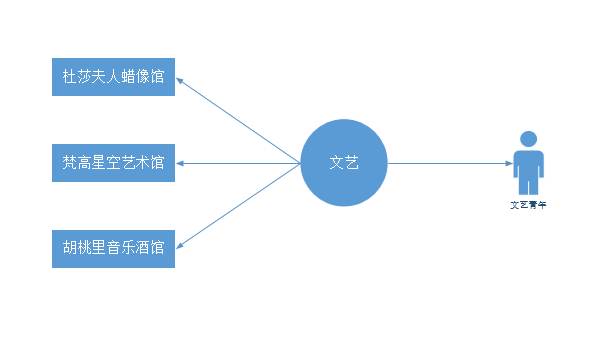
#### 4.2.1.2 问题的解决



用户标签选择（截图）

用户注册时，可以为自己贴上标签，包括科技宅，二次元，文艺青年，吃货，旅游达人，夜猫子等。方便系统为用户建模模型。在无历史签到数据的情况下，为用户实现推荐。





POI标签：用户在创建新POI时，会添加POI类型，例如武汉街道口新开了一家鸭血粉丝店，对于系统而言，这里是一个新POI，用户无法进行签到行为，此时用户可以选择新POI的添加，这里除了对POI进行简单描述以外，也要为POI贴上标签。

### 4.2.2 用户偏好的获取

对于用户的签到而言，用户的签到行为，无法表示用户对于POI的偏好信息，也就是说，不能简单的根据用户的签到与否，来得出用户对于POI的喜好问题，这里，我们对模型进行改进，引入评分信息，用户对于自己的签到位置，可以发布自己的态度，

## 4.3系统实现

## 4.4主要界面

## 4.5本章小结

本章主要是根据第三章提出的模型，进行了系统的设计和实现，根据连续POI推荐的思想，完成商圈中，POI推荐系统的设计和实现。针对系统的冷启动问题，提出POI标签和用户标签。

# 5总结与展望

## 5.1总结

两年的研究生生涯，马上就要结束了，在漫漫的求学生涯的最后阶段，有太多需要回味和反思的。这里，我首先要感谢我的导师，刘永坚老师，作为求学生涯的最后一任老师，刘老师以他的大格局深刻影响着我。从计算机出发，以学科融合的态度对待出版行业，在出版行业实现计算机的新型应用，实现出版融合。创造引领行业的新产品。这都是本科阶段，我不曾有过的想法。然后，我也要感谢我的学术指导人，解庆老师，在论文的撰写过程中，我遇到了太多的问题，解老师，以自己丰富的经验和专业的学术功底。给了提了很多建设性建议，无论是从论文的选题开始，还是相关研究的调研，以及后来的论文撰写，解老师都给了我太多的帮助。当然，这里，我还要感谢的我同学们，学术的道路注定是孤独的，在探索真知的过程中，我们都曾迷惘过，但路途中，有了你们的陪伴，再孤独的旅程也会是精彩飞扬。最后，要感谢我的父母。求学二十载，太多的心血放在了我的身上，从牙牙学语，到如今。你们从曾经也在我深夜苦读的旁边陪伴，到后来，我独自踏上求学生涯。无论是生活中，还是学习上，你们都付出了太多，初高中的陪伴，到后来我独自踏上大学，在到如今的研究生生涯。你们一直是我继续下去的理由，感谢有你们。终于到了学业的最后。未来的学习还在继续。

## 5.2展望

致谢

参考文献

攻读硕士学位期间的研究成果

【1】张荣. O2O模式企业的发展现状[J]. 物流工程与管理, 2013, 35(12):127-129.

【2】. Cheng, C., Yang, H., Lyu, M.R., King, I.: Where you like to go next: Successive point-of-interest recommendation. In: Proceedings of the 23rd International Conference on Artificial Intelligence, pp. 2605–2611 (2013)

【3】He, J., Li, X., Liao, L., Song, D., Cheung, W.K.: Inferring a personalized next point-of-interest recommendation model with latent behavior patterns. In: Proceedings of the 30th AAAI Conference on Artificial Intelligence (2016)

【4】Zhao, S., Zhao, T., Yang, H., Lyu, M.R., King, I.: Stellar: Spatial-temporal latent ranking for successive point-of-interest recommendation. In: Proceedings of the 30th AAAI Conference on Artificial Intelligence (2016)

【5】Feng, S., Li, X., Zeng, Y., Cong, G., Chee, Y.M., Yuan, Q.: Personalized ranking metric embeddingfor next new poi recommendation. In: Proceedings of the 24th International Conference on ArtificialIntelligence, pp. 2069–2075 (2015)

【6】Liu, X., Liu, Y., Li, X.: Exploring the context of locations for personalized location recommendations. In: Proceedings of the 25th International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI’16, pp. 1188– 1194. AAAI Press (2016)

【7】Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G., Dean, J.: Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In: Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems, pp. 3111–3119. Curran Associates Inc. (2013)

【8】Weston, J., Bengio, S., Usunier, N.: Large scale image annotation: Learning to rank with joint wordimage embeddings. In: European Conference on Machine Learning (2010)

【9】Feng, S., Cong, G., An, B., Chee, Y.M.: Poi2vec: Geographical latent representation for predicting future visitors. In: AAAI Conference on Artificial Intelligence (2017)

【10】Linden G, Smith B, York J. Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering[J]. IEEE Internet Computing, 2003, 7(1):76-80.

【11】Shardanand U. Social Information Filtering: Algorithm for Automating'Word of Mouth'[J]. Proc Chi, 1995, 110(1):210-217.

【12】Konstan J A, Miller B N, Maltz D, et al. GroupLens: applying collaborative filtering to Usenet news[J]. Cacm, 1997, 40(3):77-87.

【13】Miller B N, Konstan J A, Riedl J. PocketLens: Toward a personal recommender system[M]. University of Minnesota, 2004.

【14】Fano A E. Shopper's eye: using location-based filtering for a shopping agent in the physical world[C]// International Conference on Autonomous Agents. ACM, 1998:416-421.

【15】Espinoza F, Persson P, Sandin A, et al. GeoNotes: Social and Navigational Aspects of Location-Based Information Systems[C]// International Conference on Ubiquitous Computing. Springer-Verlag, 2001:2-17.

【16】Bao J, Zheng Y, Wilkie D, et al. Recommendations in location-based social networks: a survey[J]. Geoinformatica, 2015, 19(3):525-565.

【17】 Zheng Y, Chen Y, Xie X, et al. GeoLife2.0: A Location-Based Social Networking Service[C]// Tenth International Conference on Mobile Data Management: Systems, Services and MIDDLEWARE. IEEE, 2009:357-358.

【18】吴芝新. 简析O2O电子商务模式[J]. 重庆科技学院学报(社会科学版), 2012(13):73-74.

【19】孙悦, 郭醒, 徐欣欣. O2O电子商务模式剖析[J]. 电子商务, 2013(11):5-5.

[20]Wilson M W. Location-based services, conspicuous mobility, and the location-aware future[J]. Geoforum, 2012, 43(6):1266-1275.

[21] Gao H. Personalized POI Recommendation on Location-Based Social Networks[J]. Dissertations & Theses - Gradworks, 2014.

[22] Wang W, Yin H, Chen L, et al. Geo-SAGE:A Geographical Sparse Additive Generative Model for Spatial Item Recommendation[C]// ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2015:1255-1264.

[23]Yuan, Q., Cong, G., Sun, A.: Graph-based point-of-interest recommendation with geographical and temporal influences. In: Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Conference on Information and Knowledge Management, pp. 2014:659–668

[24]Zhang, J.-D., Chow, C.-Y., Li, Y.: Lore: Exploiting sequential influence for location recommendations.In: Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pp. 2014:103–112

[25]任星怡, 宋美娜, 宋俊德. 基于用户签到行为的兴趣点推荐[J]. 计算机学报, 2017(1):28-51.

[26]Lu Y S, Shih W Y, Gau H Y, et al. On successive point-of-interest recommendation[J]. World Wide Web-internet & Web Information Systems, 2018:1-23.

[27]Zheng Y, Zhang L, Xie X, et al. Mining interesting locations and travel sequences from GPS trajectories[C]// International Conference on World Wide Web. ACM, 2009:791-800.

[28]Song L, Kotz D, Jain R, et al. Evaluating location predictors with extensive Wi-Fi mobility data[C]// Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. IEEE, 2004:1414-1424 vol.2.

[29]Ye J, Zhu Z, Cheng H. What's Your Next Move: User Activity Prediction in Location-based Social Networks[J]. 2013.

【30】朱凡微, 吴明晖, 应晶. 高效个性化PageRank算法综述[J]. 中国科技论文, 2012, 07(1):7-13.

【31】Fogaras, Dániel, Rácz, Balázs, Csalogány, Károly, et al. Towards Scaling Fully Personalized PageRank: Algorithms, Lower Bounds, and Experiments[J]. Internet Mathematics, 2005, 2(3):333-358.

【32】Xie W, Bindel D, Demers A, et al. Edge-Weighted Personalized PageRank: Breaking A Decade-Old Performance Barrier[C]// Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. 2015.

【33】李坡, 华一新, 李响,等. 基于用户轨迹的POI个性化推荐算法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2016(11):55-58.

【34】Sehgal U , Kaur K , Kumar P . The anatomy of a large-scale hyper textual web search engine[C]// Second International Conference on Computer & Electrical Engineering. IEEE Computer Society, 2009.

【35】ObjectRank: Authority-Based Keyword Search in Databases (extended version)（引用有问题）

【36】Backstrom L , Leskovec J . Supervised Random Walks: Predicting and Recommending Links in Social Networks[J]. 2010.

【37】Feng W , Wang J . Incorporating heterogeneous information for personalized tag recommendation in social tagging systems.[C]// Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. ACM, 2012.

【38】Gleich D F . PageRank beyond the Web[J]. Computer Science, 2014, 57(3).

【39】Ying J C , Lu H C , Kuo W N , et al. Urban point-of-interest recommendation by mining user check-in behaviors[C]// Acm Sigkdd International Workshop on Urban Computing. ACM, 2012.

【40】Yin H , Zhou X , Shao Y , et al. Joint Modeling of User Check-in Behaviors for Point-of-Interest Recommendation[C]// Acm International on Conference on Information & Knowledge Management. ACM, 2015.

【41】Yuan Q , Cong G , Ma Z , et al. Time-aware point-of-interest recommendation[C]// International Acm Sigir Conference on Research & Development in Information Retrieval. ACM, 2013.

【42】Context-aware Point-of-Interest Recommendation Using Tensor Factorization with Social Regularization（格式有误）

【43】Ying Y, Ling C, Chen G. A temporal-aware POI recommendation system using context-aware tensor decomposition and weighted HITS[M]. 2017.

【44】Ye M , Yin P , Lee W C , et al. Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation[C]// Proceeding of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR 2011, Beijing, China, July 25-29, 2011. ACM, 2011.

【45】Liu B , Fu Y , Yao Z , et al. Learning geographical preferences for point-of-interest recommendation[C]// Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. ACM, 2013.

【46】Zhao X , Ma Z , Zhang Z . A novel recommendation system in location-based social networks using distributed ELM[J]. Memetic Computing, 2017(3):1-11.