# 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。【1】Online To Offline，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。

与之相对应的，是一系列服务网站的产生。团购网站被认为是最早的O2O模式，其中以美团为代表。

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

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。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。

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。

亚马逊

### 1.1.3 O2O商业模式中的POI推荐

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，也会有极大的不同，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。

O2O商业模式的Online模块，可以采集用户数据，包括用户的位置信息，购买行为。分析用户数据，找到用户在Offline下，POI之间转移的特点。对用户进行推荐行为。提高用户体验。

## 1.2研究现状与存在的问题

### 1.2.1 研究现状

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。

推荐算法概括来说，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。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。而对于协同过滤算法，一般又可以分为三种类型，分别是基于用户的协同过滤，是基于物品的协同过滤，还有就是基于模型的协同过滤。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

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。

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。

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。

分解机（Factorization Machines，FM）

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

### 1.2.2 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。第三章，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。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

# 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。

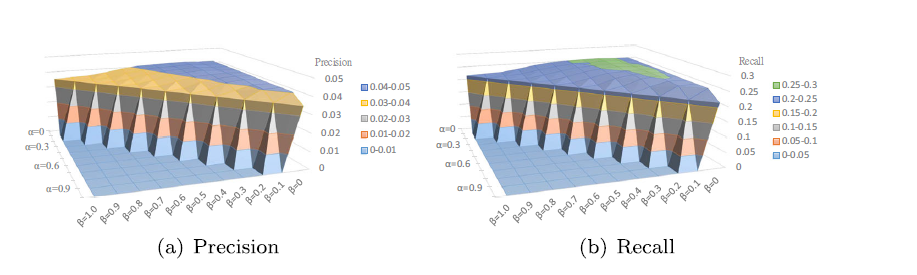
### 3.3.2参数的确定

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

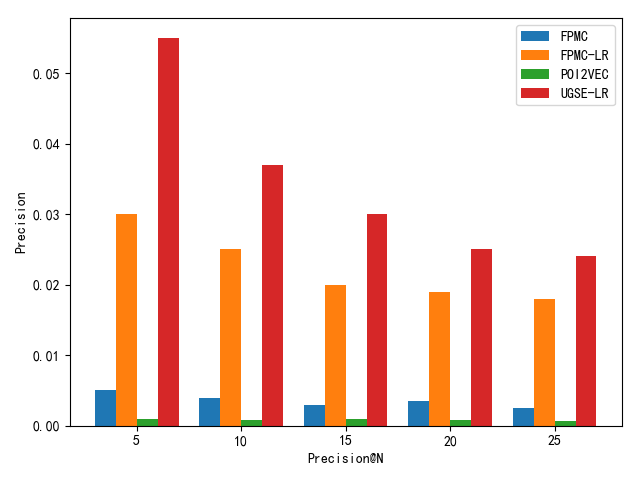
从图中可以看出，在Gowalla数据集上，当阈值设置为1km时，可以得到最好的推荐效果，然后随着距离阈值的增大，模型的推荐效果发生下降。这意味着如果距离阈值设置过大的时候，模型需要考虑更多的POIs作为候选POIs，因为用户通常会在当前位置的附近发生下一次的签到行为，所以更多的候选POIs使得推荐更具有挑战性。而在Brightkite数据集中，却发生了一个有趣的现象，随着距离阈值的增加，推荐的效果反而更好。这个地方还是和数据集本身的特性有关。因为Brightkite系统可以直接完成签到行为，而不用到达POI后完成签到行为。这也就导致了用户在选择下一个POI时，很小的程度上会考虑过远的实际距离。

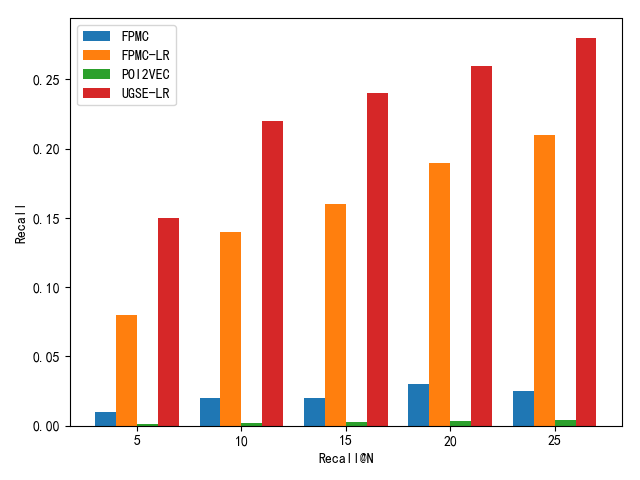
网格大小对区域影响非常重要。如果网格大小设置过大，那么每个网格中的POIs的数量就会增加。导致区域影响占据过大的权重。另一方面，如果网格设置的过小，那么，每个网格中的POIs数量就会减少。这就会导致网格缺乏区域特性。由图中数据可以看出Gowalla数据集中，当网格大小设置为0.5km时，推荐效果最好，而对于Brightkite数据集来说。网格大小设置为0.2km，可以得到最好的推荐效果。

### 3.3.4 性能比较

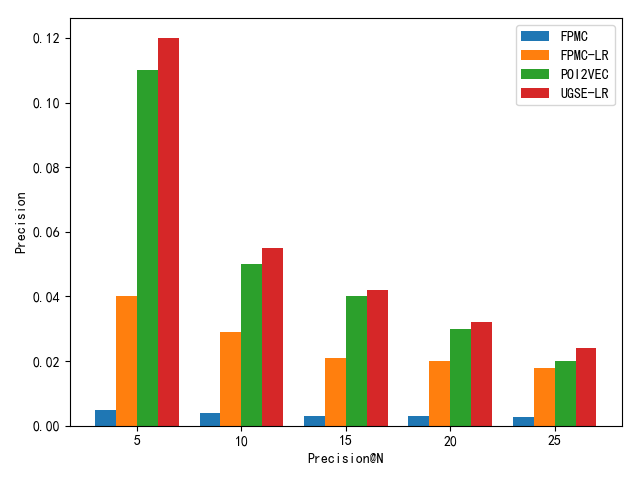
#### 3.3.4.1 推荐列表中POIs数量的影响

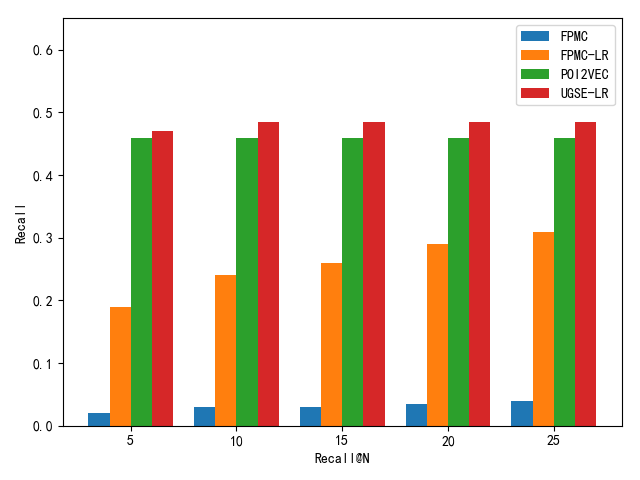
对于模型中的网格大小设置，Gowalla数据集被设置为0.5km，在Brightkite数据集中，被设置为0.2km。推荐列表中POIs的数量N的值分别设置为5，10，15，20，25。 由下图数据显示，模型的性能优于FPMC，FPMC-LR和POI2VEC。原因是模型不仅考虑了POIs与用户之间的距离，而且还包括POIs所在区域对用户决策行为的影响。





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

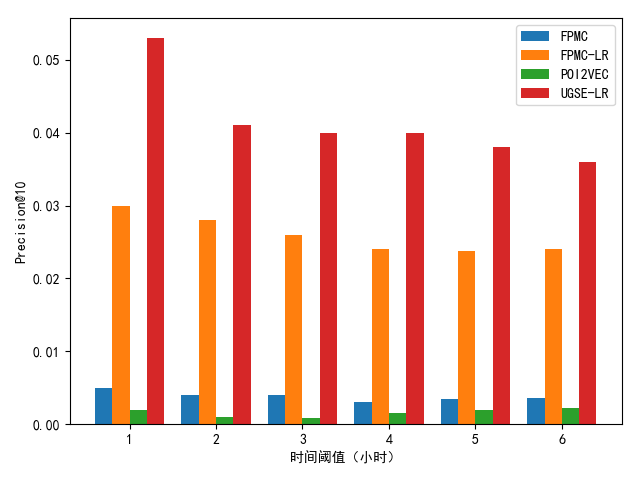


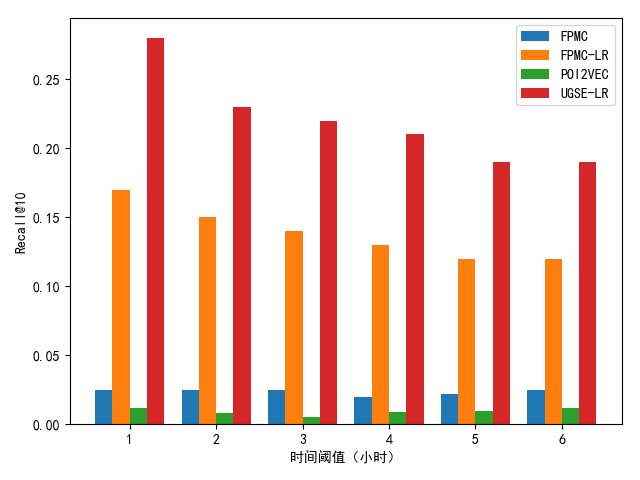
τ=6小时

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。

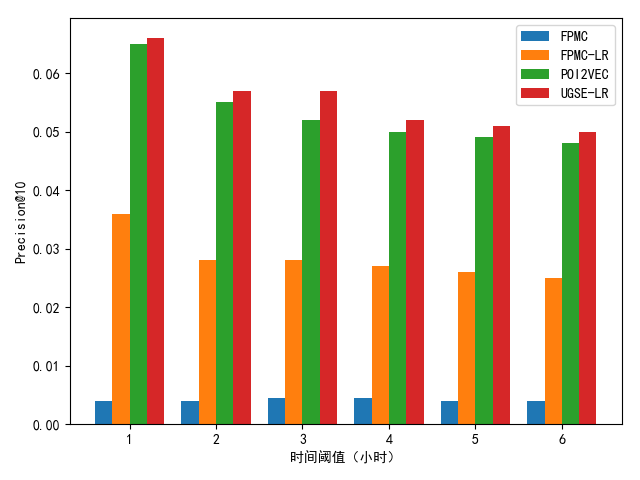
#### 3.3.4.2 时间约束τ的影响

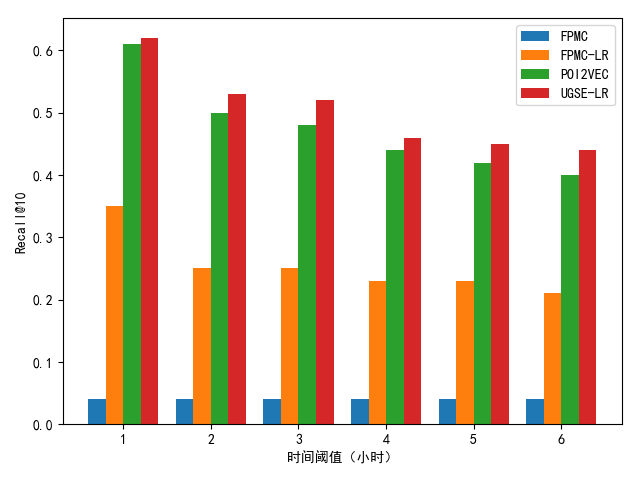
对于时间阈值τ的确定，我们从1到6小时进行取值，实验结果如下图所示





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

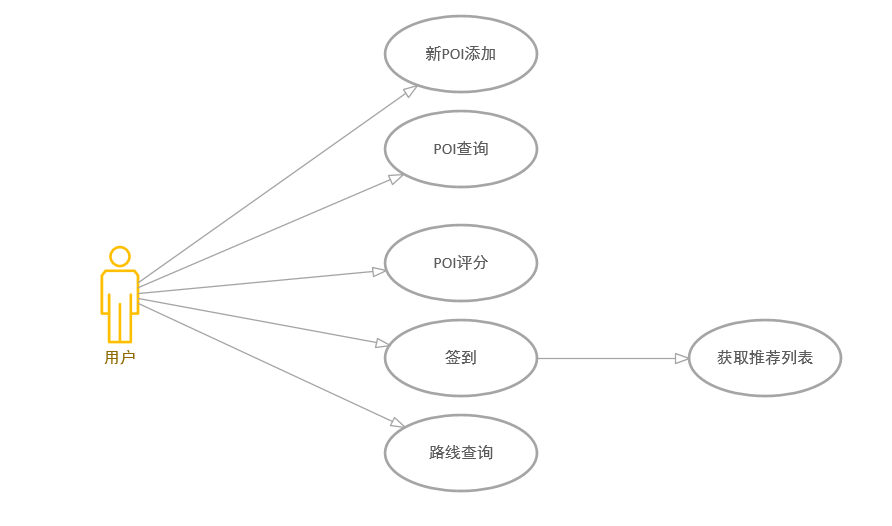
### 4.1.1背景

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）

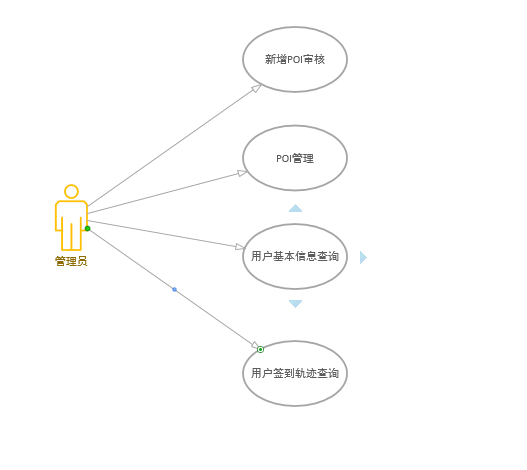
POI查询：用户可以设置查询条件，查询条件包括区域位置，POI关键字，评分等。查询信息包括位置信息，评分信息，评论信息。

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）

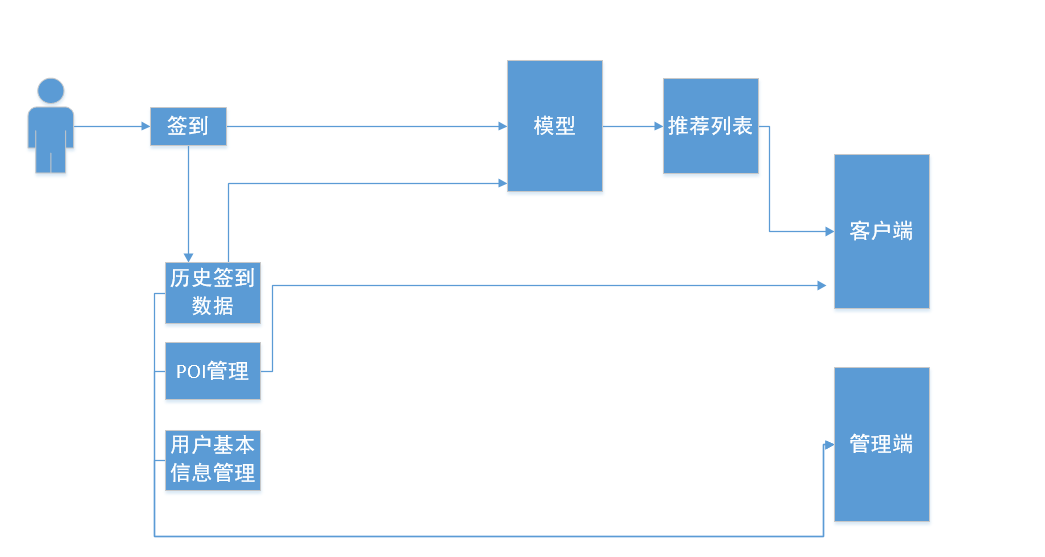
新增POI审核：对于用户添加的新POI进行审核工作，包括基本信息验证和POI合法性验证。

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

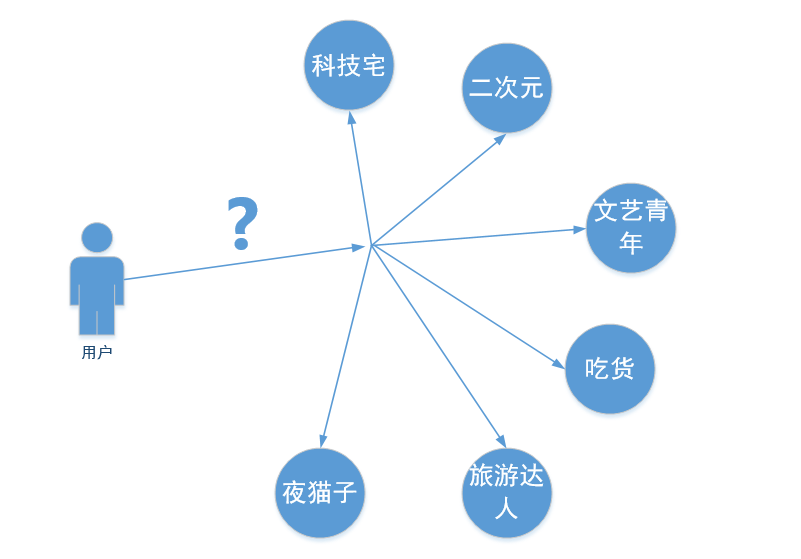
当新用户进入系统，或者新POI添加进系统时，系统存在冷启动问题，分别为系统冷启动，用户冷启动，以及POI冷启动。

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。

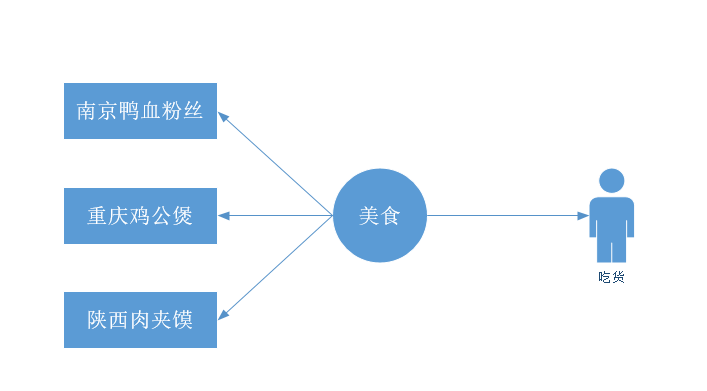
POI冷启动：对于新添加的POI，用户的历史签到数据往往无法覆盖，这里根据POI标签与用户标签，直接添加到用户的推荐列表中，对于每个用户而言，所有的新POI都有且只有一次冷启动机会。

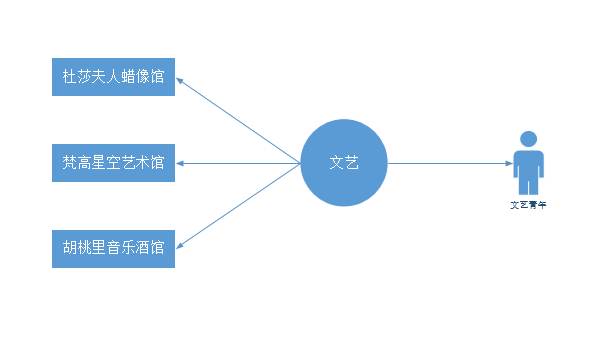
#### 4.2.1.2 问题的解决



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。

## 4.3系统实现

## 4.4主要界面

## 4.5本章小结

# 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)