POI：在地理信息系统中，一个POI可以是一栋房子、一个商铺、一个邮筒、一个公交站等。兴趣点

POI推荐：帮助用户找到他们感兴趣的新的兴趣点

POI推荐最突出的特性之一是，POI的位置和目标用户是推荐的关键因素。例如，在Gowalla和Foursquare，90%的用户连续登录距离不到50。

面临的问题：

* 丰富的背景：（1）受地理距离的影响，通常访问少数活动区域；（2）可以每天访问相同的POI；（3）用户偏好取决于时间；（4）用户访问偏好肯定受社交关系的影响
* 数据稀疏问题：用户访问的POI数量通常是所有POI的一小部分

不同类型的上下文信息：

1. 时间上下文：
2. 地点上下文（空间上下文）
3. 社会上下文

空间影响：用户连续的签到视为POI之间的转换，并计算用户转换之间的距离分布。

通过过度距离的累计分布函数（CDF）表明用户倾向于访问附近的POI

社交影响：

时间影响：2个用户在时间上面可能表现不同；不同POI具有不同的开放时间和高峰时间

类别影响：

用户偏好：

地理偏好：

兴趣偏好：

应用场景：

1，为个人征信提供新的信用评级依据

2，帮助企业更好的捕捉到竞争对手的高价值客户

3，为商家提供对市场整体竞争环境的分析

4，可以为线下的商家提供便捷而精准的线上推广

数据集：

1，Gowalla：包含check-in信息/社交信息

1. Foursquare：包含check-in信息、类别信息、tips信息、tag信息

3，yelp：check-in信息、社交信息、类别信息

评估指标：

1. 精度：检索出的相关文档与检索出的文档总数的比率，即检索出来的条目有多少是准确的
2. 召回率：检索出来的相关文档占文档库中所有相关文档的比率，即所有准确的条目有多少被检索出来了

推荐POI列表中由用户访问的数目(即正确的建议)；

推荐POI列表中用户没有访问的的数目；

用户访问的POI的数量，但不是在推荐的前K个里面。；

1. nDCG@k(归一化折损累计增益)：NDCG@K在0到1的范围内，值越高表示效果更好。
2. MAP@k(平均精度)：是对所有用户进行顶K平均精度(AP@k)的算术平均值。

M是用户的数量

，

相关论文及其分类

1. 矩阵分解（MF）

将登记的矩阵C分解为用户矩阵U∈RM×K和POI矩阵L∈RN×K，M,N,K分别表示用户数，POI，潜在因素。每个用户I 和POI j的潜在特征为ui和lj ；即针对POI j 的用户I 的推荐的分给建模为ui和lj 内积。

接下来介绍基于MF的模型

1. **LRT：**时间增强模型，基于用户的登记行为随时间变化的观察，LRT针对不同的时隙通过不同的潜在向量对每个用户进行建模，并且从所有潜在向量计算最终推荐得分。
2. **IrenMF**：基于加权矩阵分解（WMF），

（1）用户对相邻POI具有相似的偏好---位置级别影响

（2）同一个地理区域中的POI可以共享相似的用户偏好---区域级别影响

**Geographical influence.** 为了对位置级影响进行建模，用户i对POI j的推荐得分还包括相邻POI N(lj)的影响。为了对区域级别影响进行建模，模型根据其地理位置将所有的POI聚类为G区域，通过假设来自相同区域的POI的潜在因子共享相同的稀疏模式。

1. **GeoMF：**是一个地理加权矩阵分解模型。为了捕获空间聚类现象(即，同一用户访问的POI可能位于同一区域[46])，GeoMF通过用户区域的建模和对地理空间的影响传播来整合地理影响

**Geographical influence.** GeoMF将整个地理空间划分为R网格，每个网格代表一个地理区域。对于每个POI，其影响传播到周围区域，吸引附近的用户访问。特别地，引入了两个矩阵，即用户活动区域X∈RM×R和POI影响区域Y∈RN×R。

1. **RankGeoFM：**基于排名的MF模型（1）学习用户对POI的偏好排名 （2）邻近POI的地理影响

**Geographical influence.** 除了用户偏好矩阵U(1)之外，RankGeoFM使用另一个潜在矩阵U(2)来表示用户的地理偏好。

1. **ASMF：**（1）从用户朋友那学习潜在的位置 （2）将潜在的位置结合到WMF中，克服冷启动

**Social influence.** 对于每个用户i，ASMF将三种类型的朋友（即社交朋友，位置朋友和邻近朋友）访问的位置视为他/她的潜在位置poti，

**Categorical influence.** 在计算推荐分数时，ASMF使用基于类别的权重

**Geographical influence.** 基于距离的地理分数pGij与WMF的结果融合为总推荐分数

1. 泊松因子分解（PFM）

概率模型，其将用户-POI值机矩阵C分解为C~Poisson（ULT）

1. **MGMPFM：**融合PFM和地理建模的方法，即多中心高斯模型（MGM）

**Geographical influence.** 基于观察用户的签到通常分布在几个中心（例如家庭和工作场所）的情况下，MGM使用多个高斯分布来学习每个用户的活动区域。

1. **GeoPFM：**用户的地理偏好和兴趣偏好相互影响，用户的偏好与两者相关。即模型共同学习用户的地理偏好和兴趣偏好

**Geographical influence.** 潜在区域被整合到PFM中，由空间上的二维高斯分布表示，并且每个用户在区域上具有多项分布。

1. 基于连接的模型：关系图
2. **LFBCA：**在图中，**用户偏好**和**社交影响**都是由不同类型的边缘建模的。特别地，具有相似登记行为的用户被链接以对“相似性关系”进行建模，并且添加表示“友谊关系”的边缘以连接图中的朋友。

基于构造的图形，为每个用户执行书签-着色算法算法（BCA）[3]以计算他/她与每个其他用户的相似性，然后执行基于用户的协同过滤(UCF) [1] 基于相似之处

1. 混合模式
2. **USG：**用户偏好，地理影响，社会影响

**User preference.** 该模型将UCF应用于模型用户偏好，其中两个用户之间的相似性是基于它们的公共检验来计算的。

**Social influence.** 为了利用社交影响力，USG建议基于朋友的协同过滤（FCF）根据类似的朋友提出POI推荐。朋友之间的相似性基于他们共同的登记POI和普通朋友。

**Geographical influence.** 给定POI j和用户i，地理影响被估计为基于用户的历史访问POI来访问j的概率。

（二）**iGSLR：**地理偏好和社会影响

**Social influence.** 与USG类似，IGSLR还使用FCF来利用朋友的“签到”，其中朋友之间的相似性是基于他们的住宅的距离来计算的。在我们的数据集中，由于没有用户的居住位置，我们将用户最频繁的登录POI作为他们的住所。

**Geographical influence.** 对于每个用户，iGSLR使用核密度估计(KDE)从他/她的签入历史记录中学习距离分布。因此，用户i访问新POIj的概率是根据POIj与用户i访问的POI之间距离的KDE值估算的。

（三）**LORE：**社会影响，地理影响，顺序影响

**Social influence**. 采用FCF来模拟社会影响，其中社会相似性被定义为iGSLR。

**Geographical influence.** 对于每个用户，LORE使用KDE在二维空间中建模登记概率分布。然后，基于其在登记概率分布上的位置来估计访问新POI的地理概率。

**Sequential influence.** LORE采用加性马尔可夫链（AMC）[40]来利用POI之间的连续影响。 用户访问POI的顺序概率基于所有用户访问的POI与目标POI之间的转移概率。

（四）**GeoSoCo：**三种类型的上下文：即地理、社交、分类

**Geographical influence.** GeoSoCa还使用二维KDE进行地理建模。与LORE不同，其中σ由所有用户共享，GeoSoCa增加了本地（即用户相关的）带宽，使地理建模更加个性化。

**Social influence.** GeoSoCa估计用户社交登记频率的幂律分布（表示为fS (xij)）。 社交登记频率xij是指用户i的朋友在POI j上的登记频率。GeoSoCa使用fS (xij)的累积分布作为推荐中的社会影响。

**Categorical influence.** 与社会影响力建模类似，GeoSoCa估计用户的分类登记频率的幂律分布（表示为fC(yic)）。分类登记频率yic表示用户i在具有类别c的所有POI上的登记频率。fC(yic)的累积分布用作推荐中的分类影响。

**POI嵌入模型**：该模型能够依次从用户的检查中获取POI的地理影响

1. CAPE：基于内容的嵌入
2. Geo-Teaser：基于时间序列嵌入
3. RELINE：使用的信息包含社交/地理/时间影响/用户的偏好动态性，通过8个关系图进行embe dding
4. 提出8个信息图的概率权重策略克服稀疏性
5. 从过去的历史签到中提取路线和停留点
6. 基于图的方法从这些加权图中联合学习用户和POI的嵌入，进行POI推荐
7. 将大型单平面和二分图嵌入到低维空间中

问题：数据的稀疏性和冷启动问题

以前模型忽略了重要因素，例如地理接近度，社交影响，时间和偏好动态

挑战：稀疏性，异质性，多维度等增加了问题的复杂性

主要研究方向：（1）用户和用户位置二分网络上的地理信息关系—未能消除稀疏性问题，为使用与用户交互相关的偏好动态和辅助信息。

（2）通过社交网络关系丰富用户的地理信息—缺陷同上

（3）用户偏好随时间的演变—无法处理稀疏性，因为存在与用户相关的附加上下文信息，这些信息随着时间的推移而随着他们的偏好而变化。

**基于空间的行为：**在日常活动中的用户的登记行为存在空间模式；等级区域内位置的用户很有可能参加邻近的位置。假设：用户倾向于在与任务相关的区域内的同一时间段内执行一系列活动。

**基于时间的行为：**通常，用户在其活动中维护固定的每日计划以及他们执行的签到。一些作品旨在通过关注时间转移来模拟这种行为，但他们**忽略了与用户活动相关的显性和隐性上下文信息**[12][17]。

**动态偏好：用户倾向于在时间内改变行为**，因此，同一用户交替进行他的登记行为时应该考虑偏好的动态变化的由来：（1）新POI的探索（2）用户体验（3）受欢迎的程度（4）社交影响

现有方法的局限性：

* 许多方法将POI视为常规节点，并且不捕获空间维度和它们之间的接近度
* 其他工作考虑地理影响，但忽略偏好动态解决所有准确性
* 捕捉动态时间的方法不同时处理空间维度
* 最后，同时考虑空间和时间行为的模型忽略了偏好的演化

基于内容的嵌入，基于时间的嵌入，使用多个网络嵌入的

另外2篇：

Content-Aware Hierarchical Point-of-Interest Embedding Model for Successive POI Recommendation

最近，基于时间和空间上下文信息的用户下一步访问感兴趣点(POI)是移动应用中的一项重要任务。近年来，已有几种基于传统顺序数据建模方法的POI推荐模型被提出。然而，这种模型只关注用户的签入序列信息和POI之间的物理距离。此外，它们没有利用POI的特性或POI之间的关系。

本文（一）利用文本内容提供关于POI特性的信息，（二）从用户的签入序列中获取POI的地理影响。

传统顺序建模的方法:

Exploiting POI-Specific Geographical Influence for Point-of-Interest Recommendation

现有的方法将两个POI之间的地理影响建模为两个POI在物理距离下被同一个用户共同访问的概率或倾向。这些方法假设POI之间的地理影响由其物理距离决定，未能捕捉到地理影响的不对称性以及跨POI的地理影响的高度变化。

我们利用三个因素对两个POI之间的地理影响进行建模：POI的地理影响，POI的地理敏感性及其物理距离。

地理影响力可以捕捉POI对其他POI施加地理影响的能力，即传播影响，如地铁

地理敏感性反映了POI在地理上受其他POI影响的倾向，即接受其他POI的访问者的倾向，如餐馆