

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2022.07.010

# 一种基于位置和时间信息的兴趣点推荐方法

谭 伟, 贾朝龙, 桑春艳

(重庆邮电大学 软件工程学院, 重庆 400065)

**摘要:**在社交网络中,人们往往会访问自己比较感兴趣和离自己比较近的地方,而兴趣点推荐就是根据用户的兴趣偏好能够有效地帮助用户选择自己比较感兴趣的地点。笔者提出一种基于位置和时间信息的兴趣点推荐方法。该方法从兴趣点的角度出发分为 3 个步骤,首先使用用户历史访问的兴趣点的位置信息计算用户历史访问兴趣点和用户未曾访问过的兴趣点的相似度;然后使用时间信息,将一天划分为不同的时间段,统计所有兴趣点在一天中不同时间段被签到的次数,计算用户历史访问兴趣点和用户未曾访问过的兴趣点的相似度;最后根据兴趣点的位置和时间信息综合计算用户历史访问兴趣点与用户未曾访问兴趣点的相似度,根据 Top-N 策略向用户推荐用户未曾访问过的兴趣点。在现实社会中的真实数据集上进行实验验证,实验结果表明笔者提出的方法是有效的。

**关键词:**社交网络;兴趣点推荐;兴趣偏好;相似度;Top-N

**中图分类号:**TP309

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-582X(2022)07-093-10

## A point-of-interest recommendation method based on location and time information

TAN Wei, JIA Chaolong, SANG Chunyan

(School of Software Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications,  
Chongqing 400065, P. R. China)

**Abstract:** In social networks, people tend to visit places that are more interesting and close to themselves. Point-of-interest recommendation based on user's interest preferences can effectively help users choose places which they are interested in. In this paper, a point-of-interest recommendation method based on location and time information was proposed. Three steps from the perspective of the point-of-interest were involved. Firstly, the similarity between the user history access point-of-interest and the point-of-interest that the user has not visited was calculated by using the location information of the point-of-interest accessed by the user. Then, the day is divided into different time periods, during which the number of times all points of interest are checked in is counted. The similarity between the user's historical visit of point-of-interest and the point-of-interest that the user has not visited was calculated by using the time

**收稿日期:**2021-01-12

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(62002037);重庆市自然科学基金面上资助项目(cstc2019jcyj-msxmX0588)。

Supported by National Natural Science Foundation (62002037), and Chongqing Natural Science Foundation General Project (cstc2019jcyj msxmX0588).

**作者简介:**谭伟(1993—),男,硕士,主要从事知识发现与大数据、服务推荐方向研究,(E-mail)1194819598@qq.com。

**通信作者:**贾朝龙,男,博士,副教授,主要从事大数据及可视化方向研究,(E-mail)jiacl@cqupt.edu.cn。

information. Finally, the similarity between the user history access point of interest and the user's non-visited point-of-interest was calculated according to the location and time information of the point-of-interest. The point-of-interest that the user has not visited was recommended according to the Top-N policy. Experimental verification was carried out on the real data set in the real society. The experimental results show that the proposed method is effective.

**Keywords:** social networks; point-of-interest recommendations; interest preference; similarity; Top-N

在当今信息化时代,随着互联网技术和定位技术的飞速发展以及社会经济的快速发展,人们选择出行的方式以出行的地点越来越广泛。人们的兴趣点(POI, point of interest)如:旅游景点、电影院、博物馆、餐厅等也不断增加,然而,面对大量的 POIs,人们如何根据个人喜好快速选择与自己兴趣相关的兴趣点成为了用户的一个难题。基于这样的环境下,基于位置的社交化网络(LBSNs, location-based social networks)推荐技术及其相关的应用服务应运而生,目前比较流行的 LBSNs 有 Foursquare、Gowalla、GeoLife、微信朋友圈等<sup>[1]</sup>。

在基于位置的社交网络(LBSNs)中,鼓励用户分享自己每天的信息,如:行程信息、位置信息、POI 签到信息以及其它的相关信息<sup>[2]</sup>。用户访问过的 POIs 的相关信息(如签到时间、经纬度、日期等)可以通过显示和隐式的方式同时获得,即用户到达一个 POI 之后的签到行为和手机的自动定位功能,而这些信息又可以被其好友(其他用户)共享<sup>[3]</sup>。使用用户以及 POIs 的相关信息,就能够对用户推荐用户未曾访问过的 POIs。而协同过滤是推荐系统比较流行的方法,协同过滤主要是通过不同的用户对项目的评分以及用户或项目之间的相似度来给用户推荐项目<sup>[4]</sup>。

笔者提出一种根据位置和时间信息的 POI 推荐方法。根据用户的历史出行地点的签到信息数据,通过分析地点签到信息的地理信息,使用出行地点签到时间及签到数量来计算 POI 的流行度,最后根据综合分析 POIs 地理信息和流行度来向用户推荐用户未曾访问过的 POIs。研究得:

1) 研究使用 POIs 的位置信息(经度、纬度)计算 POIs 之间的距离,然后根据距离信息计算 POIs 之间的相似度,距离越远相似度越低。

2) 使用 POIs 在不同时间被签到的数量来计算 POIs 的流行度,将一天划分为不同的时间段,分别计算 POIs 在每个时间段被签到的数量,数量越大表示该 POIs 在该时间点的流行度越高,最后根据 POIs 在各个不同时间点的流行度计算 POIs 之间的相似度。

3) 根据位置和时间信息融合 1)、2)中计算出的 POIs 之间的相似度,最终计算出不同 POIs 的整体相似度来向用户推荐新的 POIs,并且分析了不同占比对实验结果的影响效果。

## 1 相关工作

基于位置信息的推荐方法,基于时间信息的推荐方法和基于位置时间信息的推荐方法。

1) 基于位置信息的推荐方法。在 LBSNs 中,用户和 POIs 的位置信息对于兴趣点推荐是一个比较重要的因素,因为用户更加倾向于访问离自己比较近的 POIs。文献[5-7]使用幂律分布函数计算用户从当前 POI 访问下一 POI 的概率;文献[8-10]使用高斯分布函数计算用户从当前 POI 访问下一 POI 的概率;文献[11-13]使用核密度估计来建模地理位置影响。

2) 基于时间信息的推荐方法。时间信息对于 POI 推荐来说是一个非常重要的因素,因为用户出行地点是根据时间的变化而改变的。文献[14-16]都是使用时间信息将一天分为 24 h 或者上午、下午、晚上、傍晚等,然后使用协同过滤相关的一些推荐方法产生 POIs 推荐。文献[17]从 POIs 的角度出发,使用时间信息将一天均等分为 12 份,即 12 个时间戳,统计所有 POIs 在不同时间戳的被签到的次数,然后以向量的方式表示每个 POI,使用时间信息以向量的方式计算 POIs 之间的相似度,最后以 Top-N 的方式产生推荐。文献[18]从用户的角度出发,在基于用户的协同过滤(User-based collaborative filtering)的基础上,使用改进后的余弦

相似度计算 POIs 的相似度。首先使用 K-means 算法将所有用户分为活跃用户和不活跃用户,对于活跃用户,根据用户在一天 24 h(均等分为 24 个时间戳)的签到情况产生 POIs 推荐;对于不活跃用户,根据用户在一天中的签到情况产生 POIs 推荐。

3)基于位置时间信息的推荐方法。现有的一些方法从用户的角度出发,使用位置和时间信息综合分析产生 POIs 推荐。文献[6]从用户的角度出发,在基于用户的协同过滤的基础上进行改进,依次融入 POIs 在不同时间是否有被签到记录以及位置信息后计算兴趣点的评分,最后以 Top-N 的方式向目标用户推荐新的 POIs。文献[19]从用户的角度出发,根据用户的历史签到情况采用模糊 C 均值(Fuzzy C-means)算法将用户分为活跃用户和不活跃用户,对于活跃用户,根据用户在一天中不同时间的签到记录,提出二维(POIs 的经纬度)高斯核密度估计算法计算相似度产生 POIs 推荐;对于不活跃用户,使用一维(POIs 之间的距离)幂律分布函数的方式计算相似度产生推荐。

## 2 基于位置和时间信息的兴趣点推荐方法

### 2.1 问题描述

主要研究的问题是从 POIs 的角度出发分为 3 个步骤,首先,使用 POIs 的位置信息(经度和纬度)计算用户历史访问和未曾访问过的地点的相似度;然后,使用时间信息统计 POIs 在一天内不同时间段被签到的次数,以向量的形式表示每个 POIs,计算用户历史访问和未曾访问过的地点的相似度;最后使用位置和时间信息综合分析计算整体相似度,即估算出目标用户对未曾访问过的 POIs 的访问概率,进而对目标用户进行 POIs 推荐。

假设  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  为用户集合,  $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$  为 POIs 集合。使用位置和时间信息计算出目标用户  $u$  可能访问所有未曾访问过的 POIs 的概率,以 Top-N 的方式向目标用户  $u$  进行 POIs 推荐。

### 2.2 使用位置信息进行相似度建模

在社交网络中,地理信息是一个比较重要的因素。在现实生活中,相对于较远的兴趣点,人们往往会更加倾向于选择访问离自己位置更近的兴趣点,如图 1 所示,图 1 展示了 Foursquare 数据集中兴趣点的位置信息分布情况,从图 1 中可以看出兴趣点分布在很多区域,大部分数据都集中在分布在几个比较集中的群集里面,这说明人们更加倾向于访问距离比较近的兴趣点。所以将地理位置信息融入到的兴趣点推荐方法中,在单考虑地理位置信息影响时,用户访问下一个兴趣点的概率与用户所在兴趣点和下一个兴趣点之间的距离成反比,即距离越远用户访问的概率越小,用公式(1)计算用户访问下一兴趣点的概率。

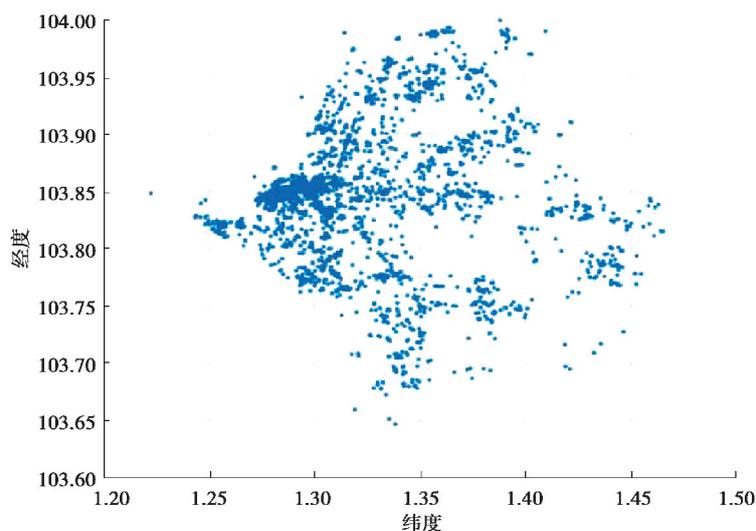


图 1 Foursquare 数据集中兴趣点分布情况

Fig. 1 Distribution of interest points in foursquare dataset

$$\text{sim}_{l_i, l_j}^l = e^{-\text{dis}(l_i, l_j)^2}, \tag{1}$$

$$\text{dis}(l_i, l_j) = R * \arccos[\sin(\text{lat}_i) * \sin(\text{lat}_j) + \cos(\text{lat}_i) * \cos(\text{lat}_j) * \cos(\text{lon}_i - \text{lon}_j)], \tag{2}$$

其中:  $\text{sim}_{l_i, l_j}^l$  表示兴趣点  $l_i$  和  $l_j$  之间的相似度;  $\text{dis}(l_i, l_j)$  表示  $l_i$  和  $l_j$  之间的距离;  $\text{lon}_i$  和  $\text{lat}_i$  表示  $l_i$  的经度和纬度;  $\text{lon}_j$  和  $\text{lat}_j$  表示  $l_j$  的经度和纬度。  $R$  为地球半径:  $R=6\ 378.137\ \text{km}$ 。

**2.3 融入时间信息进行相似度建模**

在现实社会中,人们在不同的时间点会根据实际的情况访问不同的地方,如图 2 所示,图 2 展示了 Foursquare 数据集中 2 个随机 POIs 在一天 24 h 各个不同时间地点被用户签到的次数,从图 2 中可以看出:兴趣点  $L_1$  在 8~12 h 和 13~17 h 这 2 个时间段被签到频率比较高,这说明  $L_1$  可能是某办公地点,因为在现实生活中这个时间段为上班时间;兴趣点  $L_2$  在 10~12 h 和 18~20 h 这 2 个时间段被签到的频率比较高,其中 18~20 h 这个时间段的频率最高,这说明  $L_2$  可能是某娱乐场所。

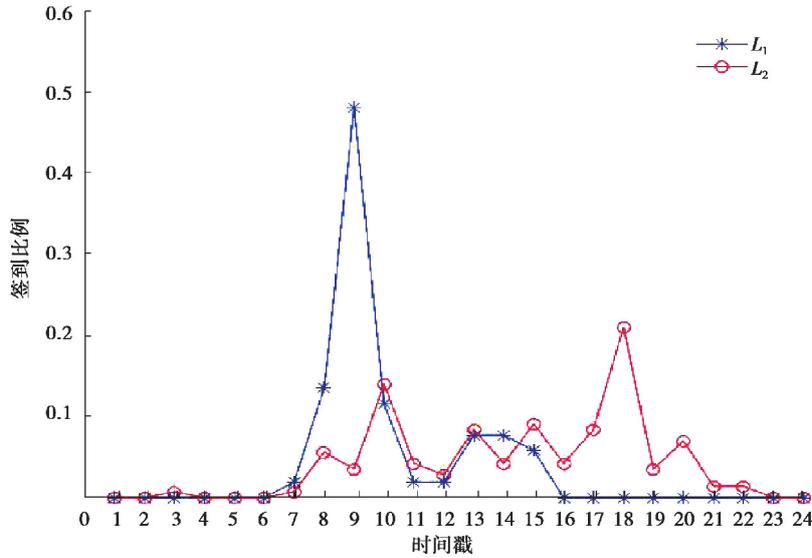


图 2 Foursquare 2 个兴趣点签到分布

Fig. 2 Foursquare sign in distribution of 2 interest points

通过上述分析以及考虑到在实际中用户的签到行为,将用户的签到时间按照不同的时间段进行分段处理,统计在不同时间段兴趣点被用户签到的次数。从图 2 可以看出,兴趣点在白天的被签到的次数往往较多,而在深夜以及凌晨时间段的被签到的次数较少,因此将 1 天 24 h 进行不同时间段的划分,如表 1 所示。然后统计每个 POI 在不同时间段被签到的次数,以矩阵的形式表示所有 POIs 在不同时间段被签到的情况,如表 2 所示。

表 1 时间段划分

Table 1 Time period division

时间段表示	$t_1$	$t_2$	$t_3$	$t_4$	$t_5$
时间	1~6 h	7~8 h	9~10 h	11~12 h	13~14 h
时间段表示	$t_6$	$t_7$	$t_8$	$t_9$	
时间	15~16 h	17~18 h	19~20 h	21~24 h	

表 2 POIs 时间矩阵  
Table 2 POIs time matrix

兴趣点	时间				
	$t_1$	$t_2$	...	$t_8$	$t_9$
$l_1$			...		
$l_2$			...		
...	...	...	...	...	...
$l_{n-1}$					
$l_n$					

为了得到更好的推荐效果,将上述矩阵数据进行标准缩放,常用的标准缩放有归一化和标准化处理,由于考虑到采用的数据量比较大(Foursquare 数据的兴趣点签到记录有 194 108 条),而归一化处理容易受到异常点的影响大,其鲁棒性较差,适合传统精确小数据的场景,所以采用标准化的方式处理上述矩阵数据。计算公式如下

$$N'_{l_i}^{t_j} = \frac{N_{l_i}^{t_j} - \frac{1}{N_t} \sum_{j=1}^{N_t} N_{l_i}^{t_j}}{\sqrt{\text{var}(N_{l_i}^{t_j})}}, \quad (3)$$

$$\text{var}(N_{l_i}^{t_j}) = \frac{\sum_{j=1}^{N_t} (N_{l_i}^{t_j} - \frac{1}{N_t} \sum_{j=1}^{N_t} N_{l_i}^{t_j})^2}{N_t}, \quad (4)$$

其中: $N_{l_i}^{t_j}$ 表示兴趣点 $l_i$ 在 $t_j$ 时间点被签到的次数; $N_t$ 表示所有的时间段的数量。

经过标准化之后,以向量的形式表示每个兴趣点<sup>[17]</sup>,如公式 6, $Cv(l_i)$ 表示兴趣点 $l_i$ 在每个时间点的被签到情况。使用时间信息计算兴趣点之间的相似度的计算公式如下

$$\text{sim}_{l_i, l_j}^{t_j} = \frac{\sum Cv(l_i) \times Cv(l_j)}{\sqrt{\sum Cv(l_i)^2} \times \sqrt{\sum Cv(l_j)^2}}, \quad (5)$$

$$Cv(l_i) = (N'_{l_i}^{t_1}, N'_{l_i}^{t_2}, \dots, N'_{l_i}^{t_9}), \quad (6)$$

综合考虑兴趣点的位置信息和时间信息,以整体的方式计算兴趣点之间的相似度,计算公式如公式(7)所示,其中 $\alpha$ 为参数,取值区间为(0,1),表示位置信息和时间信息的不同占比。

$$\text{sim}(l_i, l_j) = \alpha \text{sim}_{l_i, l_j}^{t_j} + (1 - \alpha) \text{sim}_{l_i, l_j}^{l_j}, \quad (7)$$

在向目标用户推荐新的兴趣点时,将兴趣点划分为用户访问过和用户未曾访问过的 2 个集合,将用户访问过的集合作为用户的特征集合,统计计算特征集合中所有兴趣点在一天中被签到的次数,选取前  $k$  个兴趣点作为用户的特征兴趣点。计算前  $k$  个用户访问过的兴趣点与所有用户未曾访问过的兴趣点的相似度,最后以 Top-N 的方式向目标用户推荐前  $N$  个兴趣点集合。

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验数据集

实验的数据采用来自真实世界的数据集,这些数据来自于 Foursquare 真实数据集<sup>[6]</sup>, Foursquare 数据集采集的是 2010 年 8 月到 2011 年 7 月用户在新加坡的签到数据,数据中一共包括 2 321 名用户,5 596 个签到兴趣点以及 194 108 条签到记录。Foursquare 数据集信息含有用户 ID、兴趣点 ID、兴趣点的经度和纬度以及用户在兴趣点的签到时间。数据集的相关内容如表 2 所示。

表 2 实验数据集  
Table 2 Experimental data set

数据集	Foursquare
用户数	2 321
兴趣点数	5 596
签到记录	194 108
测试集	3 883
训练集	190 255

### 3.2 评估方法

准确率(Precision)和召回率(Recall)是 TOP-N 推荐的重要评价指标,故采用准确率和召回率来评估提出的推荐算法的性能,对目标用户  $u$  推荐结果的准确率和召回率计算公式如下

$$P_u@n = \frac{TP_u}{TP_u + FP_u}, \quad (8)$$

$$R_u@n = \frac{TP_u}{TP_u + FN_u}, \quad (9)$$

其中: $P_u@n$  表示向目标用户  $u$  推荐前  $N$  个兴趣点时的准确率; $R_u@n$  表示向目标用户  $u$  推荐前  $N$  个兴趣点时的召回率; $TP_u$  表示向目标用户  $u$  推荐正确的兴趣点的数量; $FP_u$  表示向目标用户  $u$  推荐错误的兴趣点的数量; $FN_u$  表示向目标用户  $u$  没有推荐到的兴趣点的数量。

整体的准确率和召回率计算公式如下

$$P_{all} = \frac{\sum_u P_u@n}{|U|}, \quad (10)$$

$$R_{all} = \frac{\sum_u R_u@n}{|U|}, \quad (11)$$

其中: $P_{all}$  表示最终推荐算法的准确率; $R_{all}$  表示最终推荐算法的召回率; $|U|$  表示在训练集和测试集中都存在的用户的数量。

### 3.3 实验结果分析

#### 3.3.1 使用位置信息推荐效果

在实验中,设置用户的访问过的兴趣点的特征兴趣点数量  $k$  为  $k = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ ,产生的兴趣点推荐数量  $N$  为  $N = \{10, 20, 30\}$ ,实验结果的准确率和召回率如图 3 和图 4 所示。

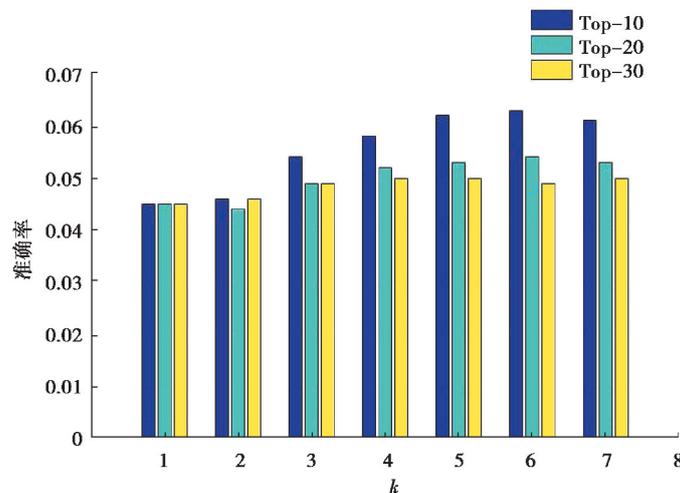


图 3 不同  $k$  值和  $N$  值的准确率

Fig. 3 Accuracy of different K and N values

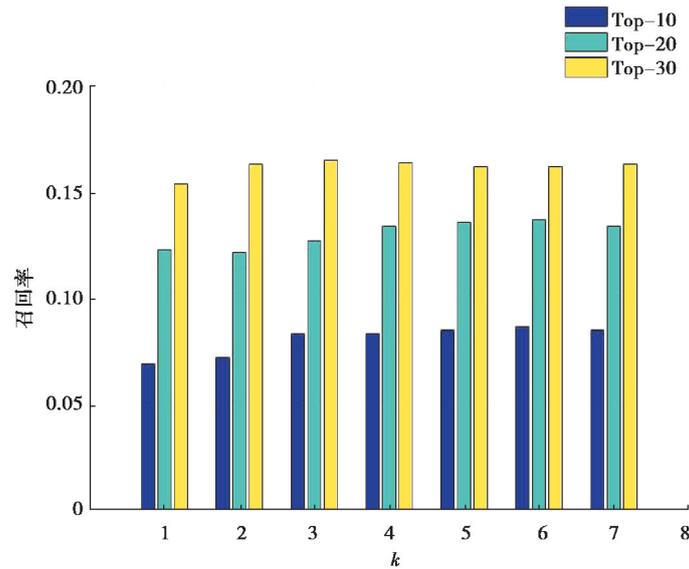


图 4 不同 k 值和 N 值的召回率

Fig. 4 Recall rates for different K and N values

从实验结果中可以看出,兴趣点推荐数量固定不变时,当  $k$  取值在 1~6 时,推荐结果的准确率和召回率基本上都是随着  $k$  的增加而增加,但当  $k$  取值从 6 调整到 7 时,实验结果的准确率和召回率基本都有所下降, $k$  取值为 6 时,产生的推荐效果比较好; $k$  固定不变时,实验结果的准确率随着兴趣点推荐数量的增加而下降,实验结果的召回率随着兴趣点推荐数量的增加而增加。

### 3.3.2 加入时间因素后推荐效果

在实验中,设置用户的访问过的兴趣点的特征兴趣点数量  $k$  为 6,产生的兴趣点推荐数量  $N$  为  $N = \{10, 20, 30\}$ ,实验结果的准确率和召回率如图 5 和图 6 所示。

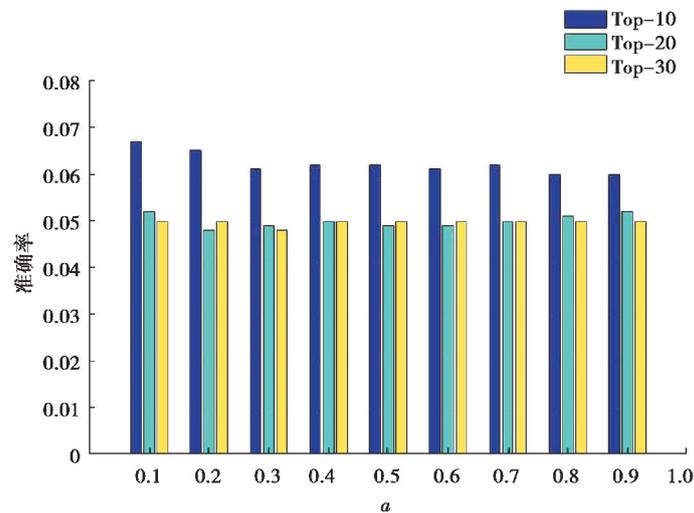
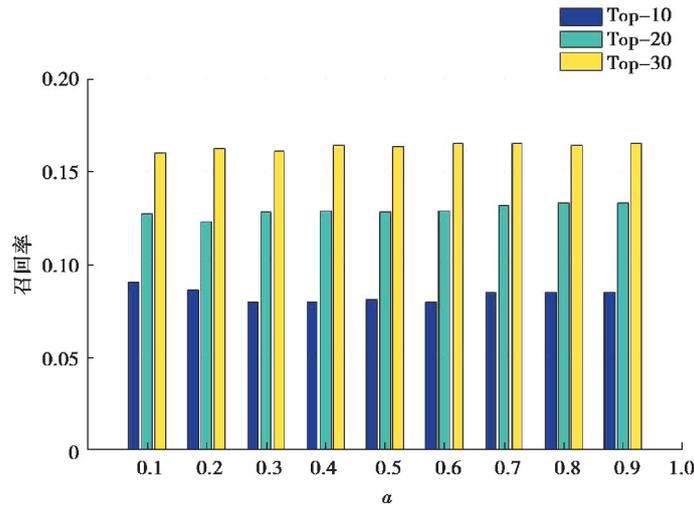


图 5 不同  $\alpha$  值的准确率

Fig. 5 Different  $\alpha$  Accuracy of values

图 6 不同  $\alpha$  值的召回率Fig. 6 Different  $\alpha$  Recall rate of values

从实验结果中可以看出,兴趣点推荐数量为 10 时, $\alpha$  的取值为 0.1 时,实验结果的准确率较高;兴趣点推荐数量为 20 时, $\alpha$  的取值为 0.1 和 0.9 时,实验结果的准确率较高;兴趣点推荐数量为 30 时, $\alpha$  的取值为 0.1 和 0.9 时,实验结果的准确率较高。综合考虑准确率召回率以及兴趣点推荐数量,当  $\alpha$  的取值为 0.1 时实验结果的效果比较好。

### 3.3.3 基于位置信息和融入时间信息后的比较

为了验证融入时间信息后的效果比未融入时间信息的效果即仅使用位置信息好,综合考虑了不同情况下的选取用户不同特征兴趣点数量和进行不同数目的推荐兴趣点的准确率和召回率,采取平均值的方式,即不同情况下的平均准确率和平均召回率,将两种方式进行了实验对比。LB 表示仅使用位置信息的建模,LTB 表示融入时间信息后的建模。实验对比结果如图 7 和图 8 所示:

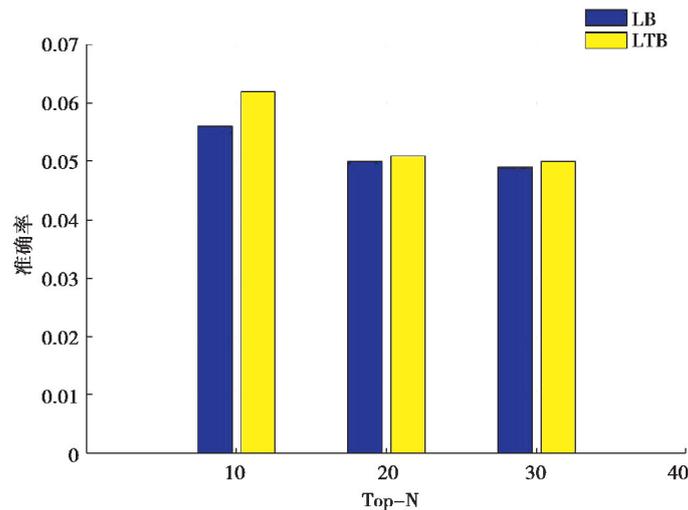


图 7 是否融入时间信息的准确率对比

Fig. 7 Whether to integrate the accuracy comparison of time information

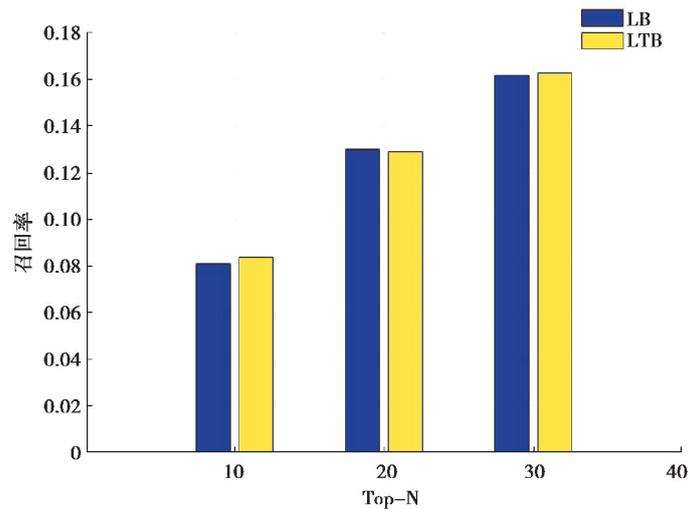


图 8 是否融入时间信息的召回率对比

Fig. 8 Recall rate comparison whether time information is integrated

从对比实验结果中可以看出,无论是准确率和召回率,在融入时间信息后的效果都要比仅使用位置信息的效果好,这说明在使用位置信息的建模中融入时间信息后进行建模效果更佳。在准确率上,推荐的兴趣点为 Top-10 时,融入时间信息后准确率提高了 0.6%,推荐兴趣点为 Top-20 和 Top-30 时,融入时间信息后准确率提高了 0.1%;在召回率上,推荐兴趣点为 Top-10、Top-20 和 Top-30 时,融入时间信息后召回率平均提高了 0.1%。从而说明提出的基于位置和时间信息的兴趣点推荐方法是有效的。

#### 4 结束语

基于兴趣点的位置和时间信息,提出了一种基于位置和时间信息的兴趣点推荐方法。从兴趣点的角度出发,综合分析兴趣点的位置信息和兴趣点在一天中不同时间段被签到的情况,使用这些信息计算兴趣点之间的相似度,以 Top-N 的方式向目标用户推荐新的兴趣点集合,实验结果表明,研究提出的方法是有效的。在未来的工作中,考虑融入更多有关用户和兴趣点的信息以得到更好的推荐效果,如用户的朋友和社交关系以及兴趣点的类别和评论信息等。

#### 参考文献:

- [1] 焦旭,肖迎元,郑文广,等. 基于位置的社会化网络推荐技术研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(10): 2291-2306.  
Jiao X, Xiao Y Y, Zheng W G, et al. Research progress of recommendation technology in location-based social networks[J]. Journal of Computer Research and Development, 2018, 55(10): 2291-2306. (in Chinese)
- [2] 曾雪琳,吴斌. 基于位置的社会化网络的并行化推荐算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(2): 316-323, 335.  
Zeng X L, Wu B. Parallelized recommendation algorithm in location-based social network[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(2): 316-323, 335. (in Chinese)
- [3] Wang H, Terrovitis M, Mamoulis N. Location recommendation in location-based social networks using user check-in data[C]//Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. Orlando Florida. New York, NY, USA: ACM, 2013: 364-373.
- [4] Menk A, Sebastia L, Ferreira R. Recommendation systems for tourism based on social networks: a survey[J]. CoRR abs, 2019.
- [5] Ye M, Yin P F, Lee W C, et al. Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation[C]//SIGIR'11: Proceedings of the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information Retrieval. [S.L.]: ACM, 2011: 325-334.
- [6] Yuan Q, Cong G, Ma Z Y, et al. Time-aware point-of-interest recommendation[C]//SIGIR '13: Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. Dublin Ireland: Association for

- Computing Machinery, 2013: 363-372.
- [ 7 ] Yuan Q, Cong G, Sun A X. Graph-based point-of-interest recommendation with geographical and temporal influences[C]// Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Conference on Information and Knowledge Management. Shanghai China, New York, NY, USA: ACM, 2014: 659-668.
- [ 8 ] Cho E, Myers S A, Leskovec J. Friendship and mobility: user movement in location-based social networks[C]// KDD ' 11: Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. San Diego, CA: Association for Computing Machinery, 2011: 1082-1090.
- [ 9 ] Cheng C, Yang H Q, King I, et al. Fused matrix factorization with geographical and social influence in location-based social networks[C]// AAAI' 12: Proceedings of the Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Canada: AAAI Press, 2012: 17-23.
- [10] Liu B, Fu Y J, Yao Z J, et al. Learning geographical preferences for point-of-interest recommendation[C]// KDD ' 13: Proceedings of the 19th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. Chicago: Association for Computing Machinery, 2013: 1043-1051.
- [11] Zhang J D, Chow C Y. iGSLR: personalized geo-social location recommendation: a kernel density estimation approach[C]// SIGSPATIAL' 13: Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. [S.L.]: ACM, 2013: 334-343.
- [12] Zhang J D, Chow C Y. CoRe: Exploiting the personalized influence of two-dimensional geographic coordinates for location recommendations[J]. Information Sciences, 2015, 293: 163-181.
- [13] 任星怡, 宋美娜, 宋俊德. 基于位置社交网络的上下文感知的兴趣点推荐[J]. 计算机学报, 2017, 40(4):824-841.  
Ren X Y, Song M N, Song J D. Context-aware point-of-interest recommendation in location-based social networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(4):824-841. (in Chinese)
- [14] Gao H, Tang J, Hu X, et al. Exploring temporal effects for location recommendation on location-Based social networks[C]// Acm Conference on Recommender Systems. Hong Kong, China: ACM, 2013:93-100.
- [15] Zhang J D, Chow C Y. TICRec: A probabilistic framework to utilize temporal influence correlations for time-aware location recommendations[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2016, 9(4):633-646.
- [16] Ozsoy M G, Polat F, Alhajj R. Time preference aware dynamic recommendation enhanced with location, social network and temporal information[C]// 2016 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM). California: IEEE Computer Society, 2016:909-916.
- [17] Zeng J, Li Y, Li F, et al. A point-of-interest recommendation method using location similarity[C]// 2017 6th IIAI International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI). Hamamatsu, Japan: IEEE Computer Society, 2017:436-440.
- [18] Si Y, Zhang F, Liu W. CTF-ARA: An adaptive method for POI recommendation based on check-in and temporal features[J]. Knowledge-Based Systems, 128, 2017:59-70.
- [19] Si Y, Zhang F, Liu W. An adaptive point-of-interest recommendation method for location-based social networks based on user activity and spatial features[J]. Knowledge-Based Systems, 163, 2019:267-282.

(编辑 侯 湘)