



智能系统学报
CAAI Transactions on Intelligent Systems
ISSN 1673-4785, CN 23-1538/TP

《智能系统学报》网络首发论文

题目: 基于时空循环神经网络的下一个兴趣点推荐方法
作者: 柴瑞敏, 殷臣, 孟祥福, 张霄雁, 关昕, 齐雪月
收稿日期: 2020-04-09
网络首发日期: 2020-10-23
引用格式: 柴瑞敏, 殷臣, 孟祥福, 张霄雁, 关昕, 齐雪月. 基于时空循环神经网络的下一个兴趣点推荐方法. 智能系统学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20201022.1722.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于时空循环神经网络的下一个兴趣点推荐方法

柴瑞敏, 殷臣, 孟祥福, 张霄雁, 关昕, 齐雪月

(辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 下一个兴趣点推荐已经成为基于位置的社交网络(location-based social networks, LBSNs)中一个重要任务。现有的模型没有深入考虑相邻签到兴趣点之间的转移时空信息,无法对用户访问下一个兴趣点的长短时间偏好和远近距离偏好进行有效建模。本文通过对循环神经网络(RNN)进行扩展,提出一个新的基于会话的时空循环神经网络模型(简称为SST-RNN)用于下一个兴趣点推荐。该模型通过设置时间转移矩阵和空间转移矩阵分别对用户的时间和空间偏好信息进行建模,综合考虑连续签到兴趣点的序列信息、时空信息以及用户偏好进行下一个兴趣点推荐。通过在两个真实公开的数据集上进行实验,结果显示本文提出的SST-RNN模型的推荐效果比主流的推荐模型有显著提升。在Foursquare和CA数据集上,ACC@5评价指标分别有36.38%和13.81%提升,MAP评价指标分别有30.72%和17.26%的提升。

关键词: 下一个兴趣点推荐; 基于位置的社交网络; 循环神经网络; 序列信息; 时间偏好; 空间偏好; 用户偏好; 会话

中图分类号: TP183

文献标志码: A

中文引用格式: 柴瑞敏, 殷臣, 孟祥福, 等. 基于时空循环神经网络的下一个兴趣点推荐方法[J]. 智能系统学报, DOI: 10.11992/tis.202004009.

英文引用格式: CHAI Ruimin, YIN Chen, MENG Xiangfu, et al. A recurrent neural network model based on spatial and temporal information for next POI recommendation[J]. CAAI transactions on intelligent systems, DOI: 10.11992/tis.202004009.

A recurrent neural network model based on spatial and temporal information for next POI recommendation

CHAI Ruimin, YIN Chen, MENG Xiangfu, ZHANG Xiaoyan, GUAN Xin, QI Xueyue

(School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: Next Point-of-Interest (POI) recommendation has become an important task in Location-Based Social Networks (LBSNs). The existing models lack of in-depth research on the temporal and spatial information transition between adjacent check-in POIs, and cannot effectively model long/short time and distance preferences of users accessing the next POI. In this paper, a new Session-based Spatial-Temporal Recurrent Neural Network (SST-RNN) model is proposed, which is used to recommend the next POI. This model takes advantage of spatial transition matrix and temporal transition matrix to respectively model the user's spatial and temporal preferences, and then comprehensively considers the sequence information and spatial-temporal information of consecutive check-in POIs as well as user preferences to do the next POI recommendation. The experimental results in two real open datasets show that the performance of the proposed SST-RNN model is significantly improved compared with the state-of-the-art models. On Foursquare and CA datasets, the ACC@5 is increased respectively by 36.38% and 13.81%, and the MAP is increased respectively by 30.72% and 17.26%.

Keywords: next POI recommendation; LBSNs; recurrent neural network; sequence information; temporal preferences; spatial preferences; user preferences; session

随着基于位置的社交网络发展,一些基于位

置服务的社交软件被广泛使用,如 Foursquare、Gowalla 和 Yelp 等,使人们可以轻松的通过签到的形式分享他们的位置和记录生活。同时,用户大量

收稿日期: 2020-04-09.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61772249).

通信作者: 孟祥福. E-mail: marxi@126.com.

的签到信息也为探索人们的行为规律提供了机遇。下一个兴趣点推荐已经成为基于位置的社交网络的重要任务。

然而,与传统的推荐系统(如音乐、视频和图书推荐等)不同,时空属性对于兴趣点推荐起着很强的约束性;并且,在兴趣点的签到信息中,用户并没有明确给出对兴趣点的喜爱或偏好。由于用户的隐式反馈信息以及地点签到信息的稀疏性问题,导致对于下一个兴趣点的推荐极具挑战性。为了提高兴趣点的推荐效果,一些研究将序列信息^[1-2]、时空信息^[3-5]、社交关系^[6-8]以及签到兴趣点的上下文信^[9-12]整合到模型中。本文主要利用签到信息中的序列信息、时间信息和空间信息进行下一个兴趣点推荐。

序列信息在下一个兴趣点推荐中扮演着重要角色。一些研究通过整合用户历史签到序列信息提升模型的效果,FPMC 模型^[1]通过结合矩阵分解和马尔科夫链捕获用户连续签到兴趣点之间的序列影响。最近,一些研究采用 RNN^[13]模型用于序列信息分析,由于基于循环神经网络(RNN)的方法能够更有效的捕捉序列数据之间的关系,因此在兴趣点推荐中得到了广泛应用,并成为当前主流的推荐模型。然而,RNN 存在梯度爆炸和梯度消失的问题,使其不能学习到较长序列内远距离的依赖关系。为了解决这个问题,长短时记忆(LSTM)^[14]和门控循环单元(GRU)^[15]两种 RNN 变体被提出,使得循环神经网络能够学习到长序列内远距离的依赖问题。

空间信息是基于位置服务的基本属性^[16],对兴趣点的推荐同样起着重要作用。一些研究表明^[17-18],人们更倾向于访问距离用户当前位置较近的地点,因此很多模型通常给用户推荐距离较近的兴趣点。这些模型通过将距离作为权重系数或者根据兴趣点之间的距离进行聚类进而推荐位置较近的兴趣点,限制了模型给用户推荐远距离的兴趣点。通过对实验数据集分析发现,在本文使用的 Foursquare 和 CA 数据集中,分别有 24%和 42%的相邻签到兴趣点之间的距离间隔大于 10 km,这说明用户多数情况下偏好访问距离较近的兴趣点,但也有较大比例用户依然偏好访问距离较远的兴趣点。另外,用户的偏好会随情况发生变化的。比如,一个刚下火车的用户,在较近的距离内通常表现出近距离的偏好,更倾向于访问附近的饭店或者宾馆;而当用户访问较远位地点的时候,用户会表现出远距离的偏好,比如倾向于访问距离远的一些景点。在现有的下一个兴趣点推荐模型中,大多数模型倾

向于推荐较近的地点限制了模型的表现,使得模型并不会自适应用户需求和偏好的变化而进行推荐,这也意味着模型推荐的兴趣点列表是固定不变的。为了解决上述问题,模型需要用户提供其将要访问下一个兴趣点的距离间隔。这有两方面的好处,首先根据用户的距离间隔,能够给用户提供更灵活的推荐,如果当前的推荐列表用户不满意,用户可以有更多的灵活性去调整不同的距离间隔而得到不同得推荐列表,使用户能够与模型进行交互而不是只能得到固定推荐列表。其次,根据用户提供的距离间隔,能够分析出用户此时表现的偏好模式(即近距离偏好或者远距离偏好),进而根据用户的偏好给出个性化的推荐列表。

时间信息在兴趣点推荐中也具有较大作用。用户偏好会随时间发生变化,用户在不同的时间间隔内会表现出不同的偏好。当用户要访问的下一个兴趣点的时间点与当前用户时间点的时间间隔较短时,模型应倾向于推荐用户较近的一些地点。同时,利用相邻时间间隔信息也能提供一些隐含的有价值信息,比如相邻兴趣点之间转化的时间规律。比如,当用户从一个景点紧接着去附近的另一景点时,不同的用户在这两个兴趣点之间的转移通常有相似的时间间隔。因此利用用户在相邻兴趣点之间的转移时间间隔有利于进行兴趣点推荐。

由于 RNN 模型在序列建模中具有很好效果,本文采用 RNN 模型对序列信息建模,通过对 RNN 进行改进使其能够满足对用户变化的时空偏好信息进行下一个兴趣点推荐。现有模型通常将用户的整个签到序列作为 RNN 的输入用于下一个兴趣点推荐。而实际上,使用用户的整个签到记录并不一定适用于实际的应用场景,随着用户签到记录数量和兴趣点数量的增加,这将导致巨大的计算能力消耗。因此,本文仅根据最后一次会话信息用于下一个兴趣点推荐。为了对用户签到序列中用户变化的复杂时空偏好进行建模,本文分别建立时间转移矩阵和空间转移矩阵。时空转移矩阵由用户相邻签到兴趣点之间的时空间隔信息确定;为了进一步考虑用户的时间偏好,用户会话中的每个兴趣点与推荐兴趣点的时间间隔信息也被整合到模型中。本文通过同时考虑用户的两类时间信息(包括相邻兴趣点的时间间隔和会话中访问过的兴趣点与下一个兴趣点的时间间隔)、空间信息、签到序列信息和用户偏好给出个性化的下一个兴趣点推荐。

1 相关工作

传统兴趣点推荐通常采用协同过滤算法。矩阵分解^[19-20]是协同过滤最常用的方法,其目标是将“用户-兴趣点”隐式评分矩阵分解为两个低维矩阵,分别表示用户和兴趣点的潜在因子。然而,矩阵分解方法不适用于用户签到序列信息的建模。

序列信息和时空信息是下一个兴趣点推荐的最基本要素。为了提升下一个兴趣点的推荐效果,一些模型,如基于 MC 模型的方法^[21]、基于嵌入的方法^[22-23]和基于神经网络 RNN 的方法,通过整合序列信息和时空信息用于下一个兴趣点推荐。文献[1]提出 FPMC 模型,该模型结合矩阵分解和马尔科夫链对用户偏好和序列信息建模。文献[21]是 FPMC 模型的扩展,通过结合用户的地理位置约束为用户推荐下一个兴趣点。文献[24]提出 POI2vec,该模型应用二叉树结构对附近的兴趣点进行聚类,进而为用户推荐下一个兴趣点。文献[17]提出 PRME-G,该模型利用嵌入的方法,通过度量嵌入的方法整合兴趣点的序列信息和地理位置信息进行下一个兴趣点推荐。文献[22]提出了一种嵌入学习方法(GE),该方法利用二部图对 POI 推荐上下文中的一对上下文进行建模,并通过在 4 对嵌入模型(POI-POI、POI-Time、POI-Region 和 POI-Word)进行统一优化进行兴趣点推荐。

然而,以上模型缺乏对用户连续签到的两个兴趣点之间的转移时空信息的考虑,并且时间信息和空间信息之间复杂的交互也被忽略。最近,序列信息和时空信息也被广泛的整合到 RNN 网络中。文献[25]提出了 Distance2Pre 模型,利用 GRU 模型首次整合用户不同地理距离偏好进行下一个兴趣点预测,提出线性和非线性两种方式整合用户距离偏好分数的两种结构模型。文献[4]通过对 RNN 改进,提出整合时空信息的 RNN 模型(叫做 ST-RNN),然而它使用固定窗口的时空转化信息,缺乏对相邻的兴趣点之间的转移信息进行建模。文献[26]提出了改进的 LSTM 模型,该模型在 LSTM 模型中加入时间门和距离门,通过对相邻签到地点之间的时间间隔和距离间隔进行建模来提取用户长期和短期兴趣偏好。

以上模型都是将用户的历史签到记录作为 RNN 的输入,本文使用用户最后一次的会话信息作为 RNN 的输入。并且,上述模型都忽略了用户历史签到到兴趣点与最终推荐的兴趣点的时间间隔信息。与本文工作最为相似是 Distance2Pre 模型,该

模型通过对用户的不同距离偏好进行建模,但其忽略了用户偏好与时间之间的关联,这就意味着随着时间的改变,无论是之后的一个小时还是两天内,Distance2Pre 将始终为用户预测相同的推荐列表。本文提出的模型与上述模型的不同之处体现在,一方面本文模型只使用用户最后的会话作为 RNN 的输入,具有更快的推荐速度;另一方面,模型能够根据用户的查询条件以及用户的偏好变化情况而进行自适应调整,为相同用户推荐变化的个性化的兴趣点推荐列表。

2 相关定义

本文中关键的数据结构和符号定义如下。令

$U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_{|U|}\}$ 表示所有用户组成的集合,

$P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_{|P|}\}$ 和 $G = \{g_{p_1}, g_{p_2}, g_{p_3}, \dots, g_{|P|}\}$ 分别表示兴趣点的集合及其对应兴趣点的地理坐标的集合,其中 $|U|$ 和 $|P|$ 分别表示用户数量和兴趣点数量。本文中,用户和兴趣点的标识都用连续的整数编码,编码值从 1 开始。

定义 1 兴趣点 (POI): 兴趣点是具有唯一标识(编码)的地点,它包含经纬度信息。

定义 2 历史签到序列: 某一用户 u 的历史签到序列表示为 $H_u^i = \{p_{t_1}^u, p_{t_2}^u, \dots, p_{t_i}^u\}$, 其中 $p_{t_i}^u$ 表示用户 u 在 t_i 时刻访问过兴趣点 p 。

定义 3 下一个兴趣点推荐: 给定用户的历史签到记录 H_u^i , 用户最后的签到位置信息 $p_{t_i}^u$ 以及查询条件 $Q = (\Delta d, t_{i+1})$, 其中 Δd 表示用户访问下一个兴趣点的距离间隔。下一个兴趣点推荐目标是为用户推荐其在 t_{i+1} 时刻最有可能访问的 TOP-K 个兴趣点。

3 模型

本节分别介绍模型的输入、序列建模、时空偏好建模和模型推荐。

3.1 模型的输入信息

图 1 中 $p_i(Q)$ 表示用户在兴趣的 p_i 发出的查询。 $S(t)$ 的取值为 0 或者 1, 用于判断用户签到到兴

趣点是否属于同一个会话。 $S(t)$ 的值根据用户两个相邻签到兴趣点之间的时间差得到, 如果用户在 t_i 时刻签到与上一时刻签到 t_{i-1} 的差大于 π_s , 即 $S(t)=0$, 表示用户 t_i 和 t_{i-1} 时刻的签到兴趣点不属于同一个会话。

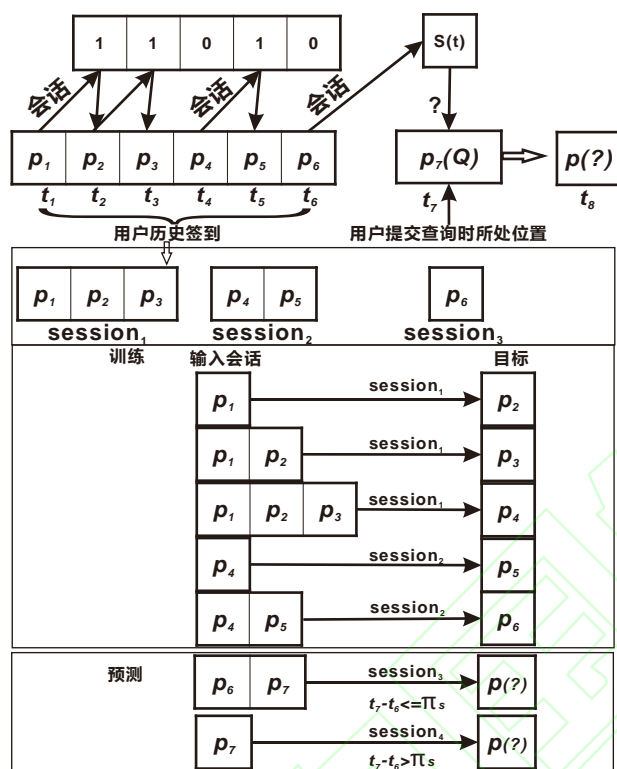


图1 基于会话的下一个兴趣点推荐模型的训练与推荐过程

Fig.1 Training and recommendation process of next POI recommendation model based on session

由于用户的偏好是随时间变化的, 同时用户所处地点也有可能发生变化, 因此利用用户整个的历史签到记录进行下一个兴趣点推荐并不一定合适。在下一个兴趣点推荐中, 用户最近的签到地点通常对于下一个兴趣点的推荐具有较大影响, 因此本文仅使用用户最后一次会话信息作为 RNN 的输入, 用户的一次会话表示为相邻的签到兴趣点之间的最大间隔不超过 π_s 的一段连续签到序列。从图 1 可以看出用户的历史签到记录被分成了多个会话, $session_1$ 和 $session_2$ 是已完成会话, $session_3$ 是用户最后一次会话。图 1 中用户历史签到序列上面的 0 和 1 数值表示相邻的两个兴趣点之间是否属于一个会话。本文将用户的每一次签到记录作为训练目标, 每个用户将会得到 $s-1$ 训练序列, s 为用户历史签到总数。下面, 举例说明模型的训练和推荐过程。

如果一个用户在 t_3 时刻之前已访问过 p_1, p_2 两个兴趣点, 由于用户访问 p_1 和 p_2 之间的时间间隔小于 π_s , 因此 p_1 和 p_2 属于同一个会话, 假如用户在 t_3 ($t_3 - t_2 \leq \pi_s$) 时刻在 p_3 地点提出一个查询 Q , 此用户最后的会话信息包括 $\{p_1, p_2, p_3\}$ 将会作为序列输入用于推荐, 兴趣点 p_4 将会作为目标兴趣点进行训练。假如用户在 t_4 ($t_4 - t_3 > \pi_s$) 时刻在 p_4 地点提出查询 Q , 由于当前用户的会话信息不属于上一会话, 模型将在 t_4 时刻新建一个只包括当前用户查询位置的会话信息作为输入, 用户下一个访问的兴趣点 p_5 将会被作为训练目标。在模型的训练中, 用户每次访问的下一个兴趣点被当成目标兴趣点, 由于它的地理信息和签到时间是已知的, 因此用户访问下一个兴趣点的时空信息也可以通过计算得到。本文将用户访问下一个兴趣点的时空信息作为用户的查询信息在模型中进行训练。通过大量用户历史签到数据集的训练, 用户访问下一个兴趣点的远/近距离偏好、长/短时间偏好和时空信息的交互作用就可以学习到。

在模型的推荐过程中, 模型根据用户的查询条件进行动态推荐, 用户最后的一个会话信息被用于推荐。例如, 当用户在 p_7 地点提出查询时, 模型将会根据用户在 p_7 的签到时间判断是否上一个会话已结束, 当用户的前一个会话结束时 (即 $S(t) = 0$), 用户最后一次签到的 p_7 地点将作为一个新的会话用于推荐下一个兴趣点, 当 $S(t) = 1$, 说明 p_7 地点的签到属于上一个会话信息, 此时 p_6 和 p_7 将共同作为一个会话信息用于推荐下一个兴趣点。

3.2 序列建模

本文采用 RNN 模型对用户的签到序列信息进

行建模。在 RNN 中，用户在 t_k 时刻签到的隐藏层

向量 h_{t_k} 表示为

$$h_{t_k} = f(M\mathbf{p}_{t_k}^u + Ch_{t_{k-1}}) \quad (1)$$

式中： $\mathbf{p}_{t_k}^u$ 表示对应兴趣点 p 编码的低维向量； f 表示激活函数； M 、 C 分别表示参数矩阵。

3.3 时空偏好建模

一些模型在对空间信息建模时，通常认为用户更倾向于访问位置较近的地点，通过利用空间距离作为参数控制用户的空间偏好。然而，这些模型无法对用户的远距离偏好的兴趣点进行推荐。传统的 RNN 模型对近距离和远距离的用户偏好建模存在困难，因此需要对 RNN 模型进行改进。本文通过设置两个空间转移矩阵 W_1 、 W_2 对用户的空间偏好进行建模， W_1 用于捕获用户的短距离的偏好， W_2 用于捕获用户长距离的偏好。为了能够让转移矩阵 W_1 自然过渡到转移矩阵 W_2 ，设置了一个最大距离间隔 π_d 。当兴趣点转换距离在最大距离间隔内时，用户的空间偏好转移矩阵由距离间隔对 W_1 和 W_2 转移矩阵进行加权而计算得到。当兴趣点转换距离在最大距离间隔外时，用户表现出远距离的偏好，此时 W_2 将作为空间转移矩阵。在训练时，用户访问下一个兴趣点的转换距离 (Δd) 由用户历史签到到兴趣点相邻的下一个签到到兴趣点的距离相减得到，计算公式为

$$\Delta d_k = h(g_{k+1}^{u,p_{k+1}} - g_k^{u,p_k})$$

式中： Δd_k 表示相邻兴趣点的距离间隔； g_k^{u,p_k} 表示用户 u 在 k 时刻访问的兴趣点 p 的经纬度； h 表示 haversine 公式，用于计算经纬度之间的距离。根据用户签到兴趣点的转换距离，兴趣点的空间转移矩阵可表示为

$$D_{\Delta d_k} = \begin{cases} \frac{(\pi_d - \Delta d_k)W_1}{\pi_d} + \frac{\Delta d_k W_2}{\pi_d}, & \Delta d_k < \pi_d \\ W_2, & \Delta d_k \geq \pi_d \end{cases} \quad (2)$$

得到用户的空间转移矩阵 $D_{\Delta d_k}$ 后，用 $D_{\Delta d_k}$ 替代公式 (1) 中的 M 矩阵，因此考虑用户空间偏好的 RNN 公式可以表示为

$$h_{t_k} = f(D_{\Delta d_k} \cdot \mathbf{p}_{t_k}^u + Ch_{t_{k-1}}) \quad (3)$$

同理，为了考虑用户的时间偏好，本文也设置两个时间转移矩阵 W_3 、 W_4 和最大时间间隔 π_t 来捕获用户的短时间偏好和长时间偏好。两个相邻签到兴趣点之间的时间间隔由用户历史签到到兴趣点与相邻的下一个兴趣点的签到时间差得到，表示为

$$\Delta t_k = t_{k+1}^{u,p_{k+1}} - t_k^{u,p_k}$$

式中： Δt_k (单位为分钟) 为相邻签到兴趣点之间的时间间隔； t_k^{u,p_k} 表示用户 u 在 k 时刻访问兴趣点 p 的时间点。因此用户的时间转移矩阵可表示为

$$T_{\Delta t_k} = \begin{cases} \frac{(\pi_t - \Delta t_k)W_3}{\pi_t} + \frac{\Delta t_k W_4}{\pi_t}, & \Delta t_k < \pi_t \\ W_4, & \Delta t_k \geq \pi_t \end{cases} \quad (4)$$

为了同时考虑用户的时间转移偏好和距离转移偏好，本文使用时间转移矩阵和空间转移矩阵的乘积形式作为用户的时空偏好转移矩阵。因此 RNN 公式可以改写成如下形式：

$$h_{t_k} = f(T_{\Delta t_k} \cdot D_{\Delta d_k} \cdot \mathbf{p}_{t_k}^u + Ch_{t_{k-1}}) \quad (5)$$

为了更充分利用签到序列中的时间信息，本文进一步提取用户签到序列中的每个兴趣点与推荐兴趣点的时间间隔 Δa_{t_k} ：

$$\Delta a_{t_k} = t_{i+1}^{u,p_{i+1}} - t_k^{u,p_k} \quad (k \in \{1, 2, \dots, i\}) \quad (6)$$

式中： $t_{i+1}^{u,p_{i+1}}$ 表示用户将要访问的下一个兴趣点的时间； t_k^{u,p_k} 表示用户在 t_k 时刻访问兴趣点 p_k 的签到时间。这里对 Δa_{t_k} 进行分段表示，时间间隔为

20min, 分成等间距的 145 段, 每段用对应的连续整数表示。例如: 当 $0 \leq \Delta a_{t_k} < 20 \text{ min}$ 时, 其分段数值编号为 0, 当 $\Delta a_{t_k} \geq 2880 \text{ min}$ (2d) 时, 其数值编号表示为 144。之后通过嵌入层得到对应的嵌入向量 $\Delta \mathbf{a}_{t_k}$, 因此整合时间信息 $\Delta \mathbf{a}_{t_k}$ 的循环神经网络可进一步表示为

$$h_{t_k} = f(T_{\Delta t_k} \cdot D_{\Delta d_k} \cdot (\mathbf{p}_{t_k}^u + \Delta \mathbf{a}_{t_k}) + \mathcal{C}h_{t_{k-1}}) \quad (7)$$

最后, 将用户签到序列信息和用户偏好作为用户访问下一个兴趣点的最终推荐向量, 表示为

$$h_{t_i}^u = h_{t_i} + \mathbf{u}$$

式中: h_{t_i} 表示 RNN 网络最终的输出向量; \mathbf{u} 表示

用户的嵌入向量; $h_{t_i}^u$ 表示 t_i 时刻用户将要访问的下一个兴趣点对应的偏好向量。

3.4 模型推荐

受矩阵分解的启发, 用户对下一个兴趣点的偏好可由偏好向量 $h_{t_i}^u$ 与兴趣点 p 对应的向量 \mathbf{p} 的内积来表示。向量的内积越大表示用户越倾向于访问此兴趣点, 即

$$x_p = h_{t_i}^u \otimes \mathbf{p}$$

本文将兴趣点推荐问题看成分类问题, 根据用户访问每个兴趣点的偏好分数 x_p , 利用 softmax 函数计算用户访问每个兴趣点的概率:

$$y_{p_m} = \frac{\exp(x_{p_m})}{\sum_{n=1}^N \exp(x_{p_n})} \quad m \in 1, 2, \dots, N$$

式中: N 表示兴趣点的总数; m 表示兴趣点的唯一标识; y_{p_m} 表示用户将会访问标识为 m 的兴趣点的概率。

4 实验

4.1 实验设置

数据集: 本文使用两个公开数据集, 即 Foursquare 和 CA 数据集。两个数据集中, 用户的每次签到记录都包括 4 个属性: 用户 ID、兴趣点 ID、

签到时间和 GPS 位置。Foursquare 数据集^[27], 包括用户在 Foursquare 应用软件上 2010 年 8 月到 2011 年 1 月份在新加坡的 352850 条签到记录; CA 数据集包括生活在美国加利福尼亚州的 4163 名使用者的 483813 个签到信息、121142 个不同的兴趣点。遵循常用的下一个兴趣点预处理方式^[21,26,28], 在这两个数据集中, 移除了少于 5 次签到信息的用户以及少于 5 个被不同用户访问的兴趣点。数据预处理结果如表 1 所示。本文选择用户历史签到数据集的最后一次签到记录作为测试集, 其余作为训练集, 以前的大多数工作^[9,25,29]也都采用这种方法对数据集进行分割。

表 1 数据集信息统计 (数据预处理后)

Table 1 Datasets information statistics (after data preprocessing)

数据集	用户	兴趣点	签到数	平均签到
Foursquare	2321	5596	194108	86.63
CA	3041	9641	186364	61.28

参数设置: 实验中, SST-RNN 模型采用 PyTorch 编程实现, 设置用户向量、兴趣点向量和时间间隔向量的嵌入维度为 20, 隐藏层神经元个数为 20。向量嵌入过程是通过 PyTorch 提供的“nn.Embedding”嵌入查找表的方法实现。时间转移矩阵和空间转移矩阵的大小为 $\mathbf{R}^{20 \times 20}$ 。 π_s 为 8h (8 小时)。在 Foursquare 数据集中, 最优的参数值为 $\pi_t=24\text{h}$, $\pi_d=14\text{km}$, 在 CA 数据集中, 最优的参

数值为 $\pi_t=16\text{h}$, $\pi_d=12\text{km}$, 参数的确定将在之后的“参数分析”部分进行说明。学习率设置为 0.001, 激活函数选择 ReLU。本文使用交叉熵损失函数和 BPTT 算法进行误差的计算和误差的反向传播, 使用 SGD 优化器对参数进行优化。

评价方法: 选用两个常用的度量标准 Accuracy@K (ACC@K) 和 MAP 作为实验评价指标。ACC@K 是推荐系统中常用衡量推荐效果好坏的指标, 对于用户的一次推荐, 如果用户访问的下一个兴趣点出现在推荐列表中, 则认为预测正确, 其值为 1, 否则为 0。ACC@K 的值是取所有测试实例的平均值, 值越高表示模型的推荐效果越好。MAP 是衡量推荐列表中兴趣点排名的标准, 如果用户访问下一个兴趣点在推荐列表的位置越靠前, MAP 的得分就会越高。

对比模型：本文使用基线算法和最新的算法进行对比，对比模型中的所有用户和兴趣点的向量维度均为 20。对比模型的参数设置采用原文文献默认的参数，实验结果是模型训练迭代 100 次中的最优结果。

BPR^[29]：利用矩阵分解算法和 BPR 损失对“用户-兴趣点”的隐式反馈矩阵进行优化。作为基线模型，BPR 认为用户对交互过的兴趣点偏好大于未交互的兴趣点。

RNN：通过标准的循环神经网络结构对用户历史访问兴趣点的时序信息建模。作为基线模型，RNN 只使用最后一次会话信息作为输入。

GRU^[15]：RNN 的最新变体，通过两个门控单元控制信息的流动，能够处理长序列依赖问题，解决 RNN 存在的梯度消失和梯度爆炸问题。作为基线模型，该模型使用用户的全部历史签到记录作为输入。

FPMC-LR^[21]：利用个性化马尔科夫链对用户签到序列建模，结合用户的地理位置限制进行下一个兴趣点推荐。

PRME-G^[17]：利用度量嵌入的方法对用户序列信息建模，将空间距离作为权重控制用户的距离偏好。

POI2Vec^[24]：该模型使用二叉树将距离相近的兴趣点聚为一类。为了增强兴趣点的空间影响，一个兴趣点可以分配到多个类中。

Distance2Pre^[25]：利用 GRU 模型根据用户签到历史序列信息和距离偏好进行推荐。提出了 Distance (linear) 和 Distance (non-linear) 两种模型，本文使用效果表现最好的 Distance (non-linear) 模型，其默认的隐藏层神经元个数为 20。

SST-RNN：本文提出的模型，通过改进 RNN 模型使其能够对用户访问下一个兴趣点的远近距离偏好和长短时间偏好建模，根据用户的会话信息进行个性化的下一个兴趣点推荐。

4.2 实验结果和分析

实验结果：Foursquare 和 CA 数据集在不同模型的实验结果如表 2 和表 3 所示，表中 Improvement 表示本文提出的模型相对于对比模型中的最好性能（下划线数值）提升的效果，模型提升效果的计算公式为如下：

$$I = \frac{(\text{实验结果} - \text{对比模型结果})}{\text{对比模型结果}} \times 100\%$$

表 2 Foursquare 数据集 ACC@K 和 MAP 的表现对比

Table 2 Performance comparison on Foursquare dataset by ACC@K and MAP

模型	ACC@5	ACC@10	ACC@15	MAP
BPR	10.15%	15.08%	18.33%	6.28%
GRU	10.19%	15.17%	18.31%	6.68%
FPMC-LR	11.12%	15.64%	18.83%	7.13%
PRME-G	12.88%	15.73%	17.75%	8.65%
RNN	14.48%	19.68%	23.01%	9.98%
POI2Vec	<u>15.45%</u>	18.79%	20.55%	<u>10.84%</u>
Distance2Pre	15.02%	<u>20.38%</u>	<u>24.28%</u>	10.08%
SST-RNN	21.07%	26.76%	30.68%	14.17%
Improvement	36.38%	31.31%	26.36%	30.72%

表 3 CA 数据集上 ACC@K 和 MAP 的表现对比

Table 3 Performance comparison on CA dataset by ACC@K and MAP

模型	ACC@5	ACC@10	ACC@15	MAP
BPR	9.7%	13.15%	15.65%	7.07%
GRU	10.55%	14.76%	17.29%	7.87%
FPMC-LR	10.21%	13.64%	15.92%	8.21%
PRME-G	11.6%	14.82%	16.79%	9.84%
RNN	14.03%	17.38%	19.52%	10.25%
POI2Vec	13.18%	16.5%	18.52%	9.98%
Distance2Pre	<u>14.99%</u>	<u>19.39%</u>	<u>21.98%</u>	<u>11.18%</u>
SST-RNN	17.06%	20.82%	23.94%	13.11%
Improvement	13.81%	7.38%	8.92%	17.26%

实验结果分析：首先比较 BPR 和 GRU 这两个基线算法，它们只用到单一的信息进行推荐，表现效果最差。BPR 算法利用用户的偏好进行推荐，而 GRU 模型使用用户历史签到的序列信息。从两个数据集的实验结果可以看出，GRU 模型的表现优于使用 BPR 损失的矩阵分解算法，说明在下一个兴趣点推荐中，序列信息比用户偏好更重要。BPR 模型更适合一般的兴趣点推荐，然而 GRU 更适合于下一个兴趣点推荐。

其次，两个数据集上实验结果显示出整合兴趣点的地理位置信息和序列信息进行推荐的 FPMC-LR、PRME-G、POI2Vec、Distance2Pre 和 SST-RNN 模型的表现优于 BPR 和 GRU 算法。反映出序列信息和地理位置信息是下一个兴趣点推荐的重要指标，同时整合序列信息和地理位置信息通常能提高下一个兴趣点推荐的准确率。POI2Vec 模型优于 PRME-G 和 FPMC-LR 模型，说明用户在访问下一个兴趣点中更倾向于访问较近的兴趣点。PRME-G 在两个数据集的表现均优于 FPMC-LR 模

型。

下面比较 RNN、GRU、Distance2Pre、SST-RNN，它们都是基于循环神经网络的模型。GRU 是最新 RNN 的变体，通过门控单元控制信息流动，解决了 RNN 存在的梯度消失和梯度爆炸问题。标准的 RNN 模型使用用户最后的会话信息用于推荐，而 GRU 使用用户的整个历史签到信息。通过实验结果可以看出，相比于 GRU 模型，RNN 模型在两个数据集上的表现有极大的提升，表明用户访问下一个兴趣点的行为主要受当前用户所处环境的影响，使用整个用户的签到记录可能导致增加更多的干扰信息以及无法捕获用户变化的偏好。通过 Distance2Pre、SST-RNN 与其他模型对比，可以看出 Distance2Pre 和 SST-RNN 优于其他比较算法。原因是其他模型更倾向于给用户推荐近距离的地点，从而限制模型给用户推荐较远的地点，而且这些模型也忽略用户访问下一个兴趣点的不同距离偏好。Distance2Pre 使用 GRU 模型根据用户对空间距离的偏好进行建模，通过在 GRU 隐藏层上应用一层全连接神经网络对用户的不同距离偏好进行建模，提升了模型的推荐效果，说明了用户访问下一个兴趣点受不同距离偏好的影响。可以看出，结合用户时空偏好和序列信息的 SST-RNN 模型在各个评价标准中均表现出最优的结果，显著优于其他所有比较的模型。这是因为 SST-RNN 能够对用户访问下一个兴趣点的远近距离偏好和长短时间偏好进行建模，充分利用时间信息、序列信息和用户偏好进行个性化的下一个兴趣点推荐。

参数分析：本文的 SST-RNN 模型中的参数主要包括神经元个数，会话长度 π_s ，控制用户访问下一个兴趣点的远近距离偏好 (π_d) 和长短时间偏好 (π_t) 4 个参数变量。为了保持模型对比的公平性，本文设置神经元个数与之前提到的基于 GRU 对比模型的算法保持一致，神经元个数设置为 20。 π_s 参数用于控制输入的会话信息，较长的两个相邻兴趣点时间间隔将导致两个兴趣点之间的序列依赖性降低^[21]。因此本文首先在两个数据集上测试 $\pi_s=\{6, 8, 10\}$ 小时模型的效果，发现在两个数据集上 π_s 的取值对于模型的表现有很微弱的影响，因此本文固定会话长度 $\pi_s=8$ 小时。主要探索用户访问下一个兴趣点的远近距离偏好 π_d 和长短时间偏好 (π_t) 的影响。由于 π_t 和 π_d 参数取值之间相互影响，找出最优的参数值将需要大量的计算。本文首先随机初始化一些 $\pi_d=\{6, 8, 10, 12, 14\}$ 千米和 $\pi_t=\{8, 16, 24, 32, 40\}$ 小时的参数组合，当 $\pi_d=10\text{km}$ ， $\pi_t=8\text{h}$ ，时，模型在两个数据集中表现较好。为了进一步探索较优的参数值，本文首先固定 $\pi_t=8\text{h}$ ，探索最优的 π_d 取值，实验结果如表 4 所

示。找到最优的 π_d 参数值后，再固定 π_d 的值，之后找出最优 π_t 参数值，实验结果如表 5 所示。最终得到的较优的 π_t 和 π_d 参数将作为两个数据集上最终的实验参数设置。实验中，ACC@5 和 MAP 指标被选为评价标准，。

表 4 π_d 参数对于 Foursquare 和 CA 数据集影响

Table 4 Influence of π_d parameters on Foursquare and CA datasets

数据集	评价\ π_d	6km	8km	10km	12km	14km
Foursquare	ACC@5	20.03%	19.91%	20.51%	19.95%	20.68%
	MAP	13.67%	13.69%	14.03%	13.66%	14.04%
CA	ACC@5	16.41%	16.71%	16.84%	16.97%	16.74%
	MAP	12.59%	12.68%	12.86%	12.89%	12.67%

表 5 π_t 参数对于 Foursquare 和 CA 数据集影响

Table 5 Influence of π_t parameters on Foursquare and CA datasets

数据集	评价\ π_t	8(h)	16(h)	24(h)	32(h)	40(h)
Foursquare	ACC@5	20.68%	20.42%	21.07%	20.42%	20.33%
	MAP	14.04%	14.10%	14.17%	13.83%	14.04%
CA	ACC@5	16.97%	17.06%	17.00%	16.87%	16.64%
	MAP	12.89%	13.11%	13.11%	12.58%	12.72%

从表 4 和表 5 的实验结果可以看出，当 $\pi_d=14\text{ km}$ ， $\pi_t=24\text{ h}$ 时，模型在 Foursquare 数据集上表现最好，当 $\pi_d=12\text{ km}$ ， $\pi_t=16\text{ h}$ 时，模型在 CA 数据集上表现最好。

5 结束语

本文研究了下一个兴趣点推荐的问题，提出了一种新的基于会话的时空循环神经网络模型，该模型能够同时考虑序列信息、两类时间信息、空间信息以及用户偏好进行个性化的下一个兴趣点推荐。为了解决用户不同的时空偏好问题，本文对 RNN 神经网络进行改进，提出利用时空转移矩阵对用户不同的时空偏好进行建模，使 RNN 模型能够捕获用户签到行为的时空信息。通过在真实的数据集上对模型进行性能测试，结果表明，提出的模型显著优于当前主流相关模型。未来，本文将探索更丰富的数据集，进一步结合用户基本属性、地点基本属性来解决兴趣点推荐中出现的冷启动问题，并且整合其它辅助的信息（如图像、用户评分和文本评论等）做更精确的下一个兴趣点推荐。

参考文献:

- [1] RENDLE S, FREUDENTHALER C, SCHMIDT-THIEME L. Factorizing personalized Markov chains for next-basket recommendation[C]//Proceedings of the 1

- 9th International Conference on World Wide Web. North Carolina, USA, 2010: 811–820.
- [2] LIU Q, WU S, WANG D, et al. Context-Aware Sequential Recommendation[C]//Proceedings IEEE International Conference on Data Mining. Barcelona, Spain, 2017: 1053–1058.
- [3] FENG J, LI Y, ZHANG C, et al. DeepMove: Predicting Human Mobility with Attentional Recurrent Networks[C]//Proceedings of the 27th International Conference on World Wide Web. Lyon, France, 2018: 1459–1468.
- [4] LIU Q, WU S, WANG L, et al. Predicting the next location: A recurrent model with spatial and temporal contexts[C]//Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Phoenix, Arizona, USA, 2016: 194–200.
- [5] YANG D, ZHANG D, ZHENG V W, et al. Modeling user activity preference by leveraging user spatial temporal characteristics in LBSNs[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2015, 45(1): 129–142.
- [6] LI H, GE Y, HONG R, et al. Point-of-interest recommendations: Learning potential check-ins from friends[C]//Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, CA, USA, 2016: 975–984.
- [7] ZHANG Z, LIU Y, ZHANG Z, et al. Fused matrix factorization with multi-tag, social and geographical influences for POI recommendation[J]. World Wide Web, 2019, 22(3): 1135–1150.
- [8] 孟祥福, 张霄雁, 唐延欢, 等. 基于地理-社会关系的多样性与个性化兴趣点推荐[J]. 计算机学报, 2019, 42(11): 2574–2590.
MENG Xiangfu, Zhang Xiaoyan, TANG Yanhuan, et al. A Diversified and Personalized Recommendation Approach Based on Geo-Social Relationships[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(11): 2574–2590.
- [9] XIN X, CHEN B, HE X, et al. CFM: Convolutional Factorization Machines for Context-Aware Recommendation[C]//Proceedings of the Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Macao, China, 2019: 3926–3932.
- [10] HE J, LI X, LIAO L. Category-aware Next Point-of-Interest Recommendation via Listwise Bayesian Personalized Ranking[C]// Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Melbourne, Australia, 2017: 1837–1843.
- [11] ZHANG Z, LI C, WU Z, et al. NEXT: a neural network framework for next POI recommendation[J]. Frontiers of Computer Science, 2020, 14(2): 314–333.
- [12] ZHANG L, SUN Z, ZHANG J, et al. Modeling hierarchical category transition for next POI recommendation with uncertain check-ins[J]. Elsevier Inc., 2020, 515: 169–190.
- [13] CHO K, VAN MERRIËNBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation [C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Doha, Qatar, 2014: 1724–1734..
- [14] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long Short-Term Memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735–1780.
- [15] CHUNG J, GULCEHRE C, CHO K, et al. Gated Feedback Recurrent Neural Networks [C]// Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning. Lille, France, 2015: 2067–2075.
- [16] 孟祥福, 齐雪月, 张全贵, 等. 基于用户-兴趣点耦合关系的兴趣点推荐方法[J]. 智能系统学报, DOI: 10.11992/tis.201907034.
Meng Xiangfu, Qi Xueyue, Zhang Quanguai, et al. A POI Recommendation Approach based on User-POI Coupling Relationships[J]. CAAI transactions on intelligent systems, DOI: 10.11992/tis.201907034.
- [17] FENG S, LI X, ZENG Y, et al. Personalized Ranking Metric Embedding for Next New POI Recommendation [C]//Proceedings of the Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Buenos Aires, Argentina, 2015: 2069–2075.
- [18] XU S, CAO J, LEGG P, et al. Venue2Vec: An Efficient Embedding Model for Fine-Grained User Location Prediction in Geo-Social Networks[J]. IEEE Systems Journal, 2019: 1–12.
- [19] SALAKHUTDINOV R, MNIH A. Probabilistic Matrix Factorization [C]//Proceedings of the Twenty-First Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, British Columbia, Canada, 2007: 1257–1264.
- [20] HE X, LIAO L, ZHANG H, et al. Neural Collaborative Filtering [C]//Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web. Perth, Australia, 2017: 173–182.
- [21] CHENG C, YANG H, LYU M R, et al. Where You Like to Go Next: Successive Point-of-Interest Recommendation [C]//Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence. Beijing, China. 2013: 2605–2611.
- [22] XIE M, YIN H, WANG H, et al. Learning Graph-based POI Embedding for Location-based Recommendation [C]//Proceedings of the 25th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Indianapolis, IN, USA, 2016: 15–24.
- [23] 鲜学丰, 陈晓杰, 赵朋朋, 等. 基于上下文感知和个性化度量嵌入的下一个兴趣点推荐[J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(04): 616–625.
XIAN Xuefeng, CHEN Xiaojie, ZHAO Pengpeng, et al. Context-aware personalized metric embedding for next POI recommendation[J]. Computer Engineering & Science, 2018, 40(04): 616–625.
- [24] FENG S, CONG G, AN B, et al. POI2Vec: Geographical Latent Representation for Predicting Future Visitors [C]//Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, California, USA, 2017: 102–108.
- [25] CUI Q, TANG Y, WU S, et al. Distance2Pre: Personalized Spatial Preference for Next Point-of-Interest Prediction[C]// Advances in Knowledge Discovery and Data Mining - 23rd Pacific-Asia Conference. Macau, China, 2019, 11441: 289–301.
- [26] ZHAO P, ZHU H, LIU Y, et al. Where to Go Next:

A Spatio-Temporal Gated Network for Next POI Recommendation[C]//The Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence. Honolulu, Hawaii, 2019: 5877–5884.

- [27] YUAN Q, CONG G, MA Z, et al. Time-aware point-of-interest recommendation[C]//Proceedings of the 36th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Dublin, Ireland, 2013: 363–372.
- [28] HE J, LI X, LIAO L. Next point-of-interest recommendation via a category-aware Listwise Bayesian Personalized Ranking[J]. Journal of Computational Science, 2018, 28: 206–216.
- [29] RENDLE S, FREUDENTHALER C, GANTNER Z, et al. BPR: Bayesian Personalized Ranking from Implicit Feedback [C]//Proceedings of the 25th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Montreal, QC, Canada, 2009: 452–461.

作者简介:



柴瑞敏, 副教授, 主要研究方向为数据库理论、数据挖掘。



殷臣, 硕士研究生, 主要研究方向为推荐系统、深度学习。



孟祥福, 教授, 博士, 主要研究方向为空间关键字查询、大数据分析可视化、机器学习、推荐系统。