

学习周报

8.19–8.25

1. 已完成的工作

(1) 本周的任务依然是文章精读和代码运行:

- 针对上周所发现的部分思路比较新颖的论文不一定开放代码的问题，本周的论文阅读并不局限于仅阅读能运行代码的文章，而是综合考虑
- 由于在推荐系统方面基础较为薄弱，目前偏向于阅读一些思路较为清晰且模型不是过于复杂的论文
- 目前论文阅读大概是三步：
 - 先认真精读一遍全文，包括模型的每一步和具体的实验操作
 - 结合实验研究模型
 - 结合论文和笔记查漏补缺
- 本周运行的代码：
 - ContextsPOI
 - STAN
 - DeepAltTrip

(2) STAN: Spatio-Temporal Attention Network for Next Location Recommendation

- 对于 STAN 模型，由 self-attention 聚合层执行的非连续访问和非相邻位置的聚合是核心
- Multimodal Embedding Module
 - User Trajectory Embedding Layer: 多模态嵌入层将用户、位置和时间编码为潜在表示
 - Spatio-Temporal Embedding Layer: 单位嵌入层用于密集表示空间差和时间差
 - 个人的想法：
 - * 个人认为嵌入层主要是将数据进行升维以放大某些特征，以得到最终的轨迹嵌入和候选嵌入
 - * 感觉这里的主要创新点是除得到一个轨迹时空关联矩阵外还获得了一个候选时空关联矩阵，候选时空关联矩阵将轨迹中每个访问点与候选集中可能的下一点间的时空关联信息用于下一点预测

- * STAN 结合时空相关性来学习非相邻位置和非连续访问之间的模型 (本文认为用户的移动性可能更多的取决于前几天访问过的相关位置而非最近的不相关位置)
- * 这里是否可以将非相邻和非连续访问的模型与连续访问的模型相结合?
- Self-Attention Aggregation Layer
 - 提出了一个扩展模块来考虑轨迹中两次访问之间的不同空间距离和时间间隔。旨在聚合相关的访问位置并更新每次访问的表示
 - 个人的想法:
 - * self-attention 模块在 POI 推荐中经常使用, 通过捕捉长期依赖性, 并为轨迹内的每次访问分配不同的权重来聚合相关的访问位置并更新每次访问的表示
- Attention Matching Layer
 - 该模块旨在通过与用户轨迹的更新表示相匹配, 从所有 L 个位置中召回最合理的候选者
 - 由于设计了一个双层系统 (前一层聚合轨迹内相关访问点以更新地点表示; 后一层根据当前时空点和轨迹内访问点的时空关联召回候选集中的地点), 该系统首先聚合相关位置, 然后在考虑 PIF 的情况下从表示中召回
 - 个人的想法:
 - * 相同的地点可能在轨迹内重复出现, 因此重复召回考虑了用户的访问频率
- Balanced Sampler
 - 用于在训练的每个步骤中随机采样负样本

(3) Learning Graph-based Disentangled Representations for Next POI Recommendation

- 本文先将构建 POI 的两个关系图, 用图卷积和层聚合的操作提取 POI 的特征, 而后通过通过相对位置的 self-attention 扩展得到用户对 POI 的时空偏好, 最后通过 softmax 计算推荐列表
- Graph-based Disentangled Representation Modeling
 - POI Relation Graph Construction: 采用两个全局 POI 关系图 (基于距离的关系图和基于转移的关系图) 来指导表示学习从而描述 POI 的内在特征
 - Disentangled Representation Propagation: 利用图卷积操作从 POI 关系图中提取有用信息以学习解耦的表示, 同时保持表示的不同组件独立
 - Representation Aggregation: 利用层聚合策略来组合来自不同层的表示
 - 个人的想法:
 - * 个人感觉用图结构来提取 POI 之间的关系这一步的操作比较符合人的直观感受, 是否可以用其他的结构来更进一步地捕捉 POI 间更深一步的关系并与两个 POI 关系图聚合, 即是否可以设计一个方法可以将不同结构的 POI 映射所捕获的关系聚合起来从而提取 POI 之间的特征
- User Spatial-Temporal Preference Modeling

- Personalized Spatial-Temporal Interval Encoding: 考虑到每个用户都有自己的签到偏好, 本文采用区间的相对长度来模拟 $S(u)$ 内的空间和时间关系。明确地对 POI 之间的空间和时间关系进行建模, 以提高模型的有效性
- Disentangled Self-Attention Aggregation: 为了捕捉签到序列的多级规律性, 本文提出了对相对位置 self-attention 的扩展, 以将 POI 之间的不同关系合并到一个序列中, 在聚合过程中将每个组件分成一个单独的 attention-head, 然后将它们收集起来
- User Preference Estimation: 使用 softmax 函数计算每个候选者的偏好分数, 从而估计用户对下一个访问的 POI 的偏好
- 个人的想法:
 - * 个人感觉用相对长度来模拟时空关系这一步比较好, 是否可以在 POI 的关系图上同样使用对不同类型的 POI 使用相对长度, 例如: 一般来说, 一个人对餐馆和奶茶店可接受的距离是不同的, 相对来说对餐馆的接受距离可能更长, 即在 STAN 论文中所提到的非相邻位置和非连续访问之间的相关性问题
- Model Optimization: 给定训练样本, 应用交叉熵损失函数来优化所有参数

(4) Empowering Next POI Recommendation with Multi-Relational Modeling

- 开发了一个基于多图卷积网络 (GCNs) 和自注意力的多关系建模模块从而利用多样的 user-user 关系和 user-POI 关系, 并设计了一个基于耦合循环神经网络的 user-POI 相互影响建模组件来捕获用户和 POI 之间随时间变化的相互影响从而更为精准的推荐 next-POI
- Relation Modeling:
 - 对用户集合 U , 总共有 $P + 1$ 种关系, 包括 P 种类型的 user-user social 关系和 1 种 user-POI 关系
 - Relation-Specific Representation Learning: 利用特定于关系的表示学习模块将节点映射到分别对应于每个关系的潜在表示空间, 从而适应不同类型的关系
 - Aggregation over Different Relation Types: 利用 self-attention 机制将每个节点的所有特定于关系的表示聚合到一个公共潜在空间中, 从而能够有效地捕捉嵌入在不同类型关系中的每个用户的偏好
 - 通过整合从不同关系中学习到的用户表示, 更全面地捕捉用户的偏好
 - 个人的想法:
 - * 社会关系难以界定: 就目前的数据集来看, 并不存在对用户社会关系的分类, 本文通过停止点检测方法 Infostop 分析用户的轨迹, 将用户的家和工作地点分别检测为工作日夜间和白天最频繁的停止点; 并将用户的社会关系简单的分为家庭关系和同事关系, 个人感觉这种分类较为粗略, 是否可以考虑使用更为复杂的关系模块, 例如将用户好友等信息加入其中, 并将所有已有的关系作为初始值, 再根据后续访问的 POI 及访问时间来改变各个用户之间的关系亲密度, 从而捕捉 user 之间关系的变化, 例如已有关系的两名用户如果有一段相同的 POI 访问信息 (POI 和访问时间), 可以认为其关系更亲密, 更有可能会有相同的 POI 访问轨迹

* 个人感觉这一步与其他 POI 文章中对用户关系挖掘的步骤的思路基本一样，其差异主要是在具体操作步骤的不同

- User-POI Mutual Influence Modeling:

- 用户 RNN (RNN_U) 和位置 RNN (RNN_L) 组成的耦合 RNN(RNN_S)，以分别学习每个时间戳的用户和 POI 表示，从而更新用户和 POI 的表示来捕捉随着时间的推移用户和 POI 的相互影响

- Spatio-Temporal Representation

- * 设计了一种机制，通过利用用户连续访问的每对 POI 之间的空间转换（距离）和时间转换（访问时间间隔）来有效地整合这种时空信息，将 next-POI 的预测建模为一个多分类问题

- 对 user-POI 随时间的相互影响进行建模，学习的表示可以更好地捕捉用户/POI 的潜在状态

- 个人的想法：

- * 这一步个人认为类似于短时偏好和长期偏好以及远近距离的偏好

- * 是否可以对时空信息进行进一步挖掘，例如通过以往的用户打卡的 POI 之间的时间间隔和距离间隔来预测用户在一段时间内的移动距离从而在用户最后一次打卡的 POI 的基础上根据时间间隔 $|\Delta t|$ 来预测 next-POI

(5) 一些想法：

- 看 STAN 中结合了时空相关性来学习非相邻位置和非连续访问之间的规律，个人认为是否可以区分常用 POI 和探索 POI，即对用户来说，食堂（或餐馆）得访问频率要明显高于一些网红店的次数，这里的食堂可认为是常用 POI 而网红店可以认为是尝试新事物的探索性 POI

- 感觉 DRAN 模型中对于 POI 距离的影响的考虑这一步比较有创新，不仅仅像以往的 POI 文章仅仅考虑 POI 之间的距离，也考虑 POI 之间的地形地貌，根据这一点散发的话，是否可以对使用不同交通方式的用户进行不同的 POI 推荐，例如对步行的用户的出行考虑推荐更近的 POI，而对开车出行的用户可以推荐相对更远且附近有停车点的 POI(不过这个想法的话感觉 3 数据集应该比较难获得，可能需要结合已有的数据集结合当时的地图来合成所需的数据集)

- 目前来说 user-user, user-POI, POI-POI 之间的隐含关系都有论文进行了研究

2. 存在的问题

1. 感觉对模型的理解比较表面，且目前对相关模型的积累不够，不能做到对每个模块及其功能相似的模块的优缺点足够了解
2. 目前来说能够顺利跑通的代码较少，同时提供代码和数据集的代码不多且一些代码需要的环境比较难配
3. 代码能力不够，目前能修改的仅限于一些基本的代码，且整体模型的代码阅读有一定的困难

4. 开学之后由于上课阅读时间明显变少，感觉后期要重新优化一下时间安排

3. 下一步的计划

1. 打算按 POI 推荐的列表继续阅读论文和运行代码
2. 打算学习一下 slurm 共享集群的使用，试着配一下服务器环境 (上周的计划但还没搞)