

<	2018年11月						>
日	一	二	三	四	五	六	
28	29	30	31	1	2	3	
4	5	6	7	8	9	10	
11	12	13	14	15	16	17	
18	19	20	21	22	23	24	
25	26	27	28	29	30	1	
2	3	4	5	6	7	8	

导航

博客园
首页
新随笔
联系
订阅 [XML](#)
管理

统计

随笔 - 202
文章 - 1
评论 - 3
引用 - 0

公告

昵称: Lee_yi
园龄: 8个月
粉丝: 5
关注: 1
[+加关注](#)

搜索

找找看

谷歌搜索

常用链接

我的随笔
我的评论
我的参与
最新评论
我的标签

随笔分类

java
Linux(1)
mysql(5)

1、Attention_based Group recommendation——基于注意力机制的群组推荐

1、摘要:

本文将Attention-based模型和BPR模型结合对给定的群组进行推荐项目列表。

2、算法思想:

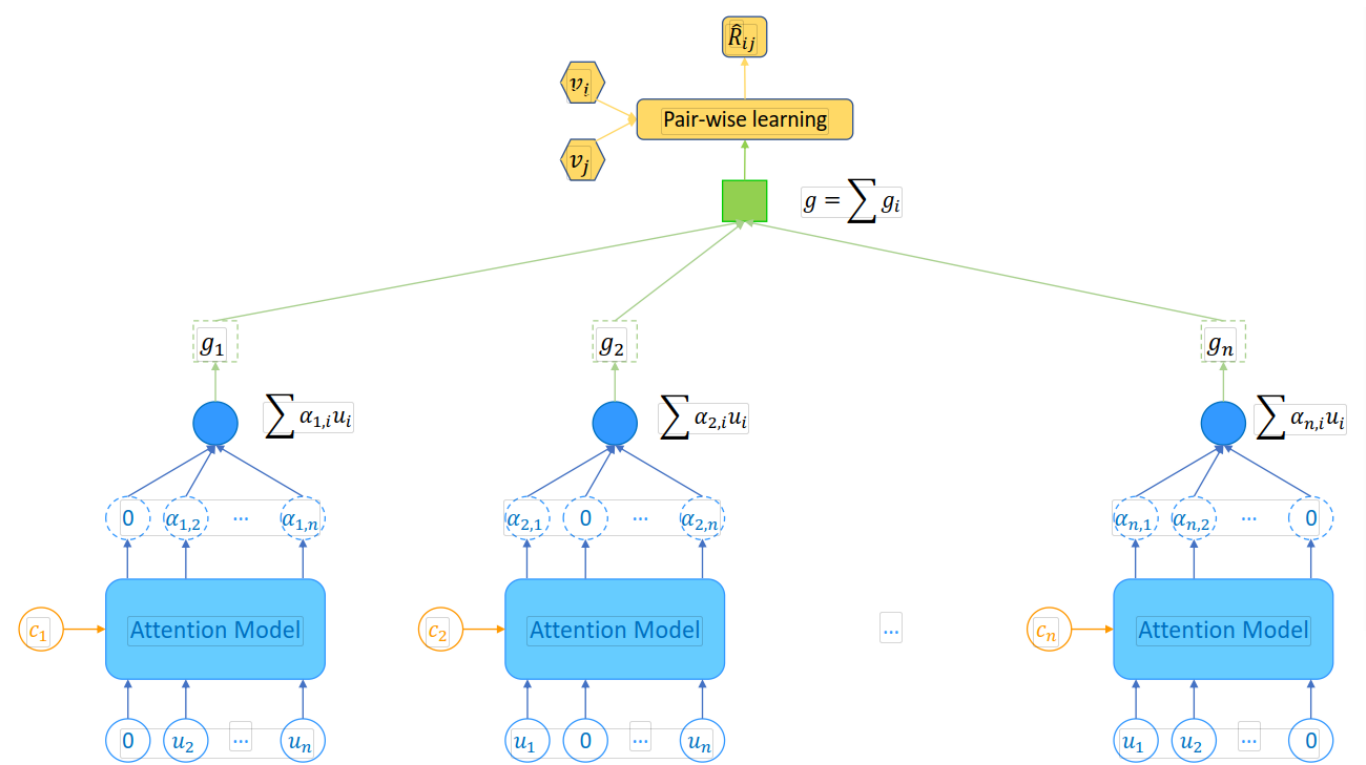


Fig. 3. Attentive Group Recommendation

如图:

attention-based model: 【以下仅计算一个群组的偏好，多个群组计算过程一样】

① 群组： 以上为n个子群组，来自于一个给定的群组，包含用户 $\{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$,

② $a_{i,j}$: 定义 $a_{i,j}$ 为用户j的子群组i（不包含用户i）的偏好程度。因为 $a_{i,j}$ 作为用户j对整个群组的重要程度，而不仅仅是对用户i。

③ c_i : 表示用户i的上下文向量

可以将以上每个attention模型理解成群组中其他成员j分别与用户i的相似度，即 $(a_{i,j})$ ，得到的 $g_i = \sum a_{i,j} * u_j$ 是用户i在整个群组中的投票权重。

④ g : $g = \sum g_i$, 表示投票方案对所有用户的投票平等的进行计算。

蓝色的Attention model中的函数：（即 c_i 和 u_i 结合的函数）

$$a_{i,j} = w^T \phi(W_c c_i + W_u u_{k,k \neq i} + b) + c, \quad j = \overline{1, n},$$

对其归一化处理：

$$\alpha_{i,j} = \frac{\exp(a_{i,j})}{\sum_{k=1, k \neq i}^j \exp(a_{i,k})}$$

然后计算群组的潜在向量：

$$g_i = \sum_{j \neq i} \alpha_{i,j} u_j$$

$$g = \sum_i g_i$$

BPR:

传统的BPR是根据单个用户对项目的偏序进行计算用户偏好来个性化推荐。

这里将Attention模型和BPR结合得到的是群组的偏好，即一个群组看成一个用户。

传统的BPR目标函数：

$$\sum_{u,i,j} (\ln \delta(x_{u,i} - x_{u,j}) - \lambda_\theta \|\theta\|^2)$$

python(30)
Python爬虫(5)
Python数据分析(16)
sklearn(11)
TensorFlow、pytorch、keras(13)
操作系统
大数据(7)
机器学习(12)
面试(1)
强化学习(3)
深度学习(1)
数据结构(25)
算法(51)
推荐系统(15)
小操作(10)

随笔档案

2018年11月 (11)
2018年10月 (32)
2018年9月 (36)
2018年8月 (11)
2018年7月 (5)
2018年6月 (22)
2018年5月 (23)
2018年4月 (23)
2018年3月 (33)
2018年2月 (6)

最新评论

1. Re:算法28-----范围求和
@bwwbww我错了.....这就补...
--Lee_yi
2. Re:算法28-----范围求和
都不给点注释啥的 看不大懂
--bwwbww
3. Re:算法23-----岛屿的最大面积
LeetCode 695
哇 大佬还在坚持中 哈哈哈
--bwwbww

阅读排行榜

1. anaconda下安装xgboost(1203)
2. Python笔记11-----一个K-means聚类的小例子(888)
3. sklearn学习8-----GridSearchCV(自动调参)(552)
4. Python笔记9-----不等长列表转化成DataFrame(537)
5. python数据分析-----文本挖掘(jieba)(465)

其中, δ 是激活函数, $x_{u,i}$ 表示用户 u 对 项目 i 的偏好程度。 $x_{u,i} - x_{u,j}$ 大于0, 因为BPR的输入: 三元组 (u,i,j) 的意思是: 用户 u 对项目 i 的偏好程度比 j 大。正则化项: θ 是参数, 这里的参数矩阵分解: 将 X 分解成 $x = p^* q$, p 和 q 为参数。故可以以上目标函数可以写成:

$$\sum_{u,i,j} \left(\ln \delta(p_u \cdot q_i - p_u \cdot q_j) - \lambda_{\theta} \|p_u\|^2 - \lambda_{\theta} \|q_i\|^2 - \lambda_{\theta} \|q_j\|^2 \right)$$

在本文目标函数:

$$\arg \min_{U,C,I,\theta} \sum_{(g,j,k) \in \mathcal{D}_s} \left\{ -\ln \sigma \left\{ \left(\sum_{i \in g} \sum_{l \neq i} \alpha_{i,l} u_l \right)^T v_j - \left(\sum_{i \in g} \sum_{l \neq i} \alpha_{i,l} u_l \right)^T v_k \right\} + \lambda (\|U\|^2 + \|C\|^2 + \|I\|^2) \right\},$$

其中:

$$\left(\sum_{i \in g} \sum_{l \neq i} \alpha_{i,l} u_l \right)^T$$

为attention得到的最终结果 g^T 。

U, C, I : 用户潜在向量, 用户上下文向量和项目向量的集合。都为参数。

(g, j, k) : 属于集合 \mathcal{D}_s 的三元组, 包含每个群组的所有正项和负项对。

$\alpha_{i,l}$: 用户 l 在子群组 i 的权重。

两个模型的总结:

采用attention计算群组的潜在向量, 然后利用组的潜在向量 作为 群组的潜在特征, 将群组的潜在特征和项目的潜在特征相乘作为整个群组对项目的偏好程度。如矩阵分解: $X = W * H$, 则 Attention 算出 W , 与项目特征 H 相乘 (H 是要计算的参数), X 就是群组对项目的偏好程度, 可以用来做推荐。

3、实验:

(1) 数据集:

- ①来自于基于事件的社交网络 EBSN的数据: Plancast2。由用户组和地点组成。eg: 事件A组: 事件中每个用户都是组成员。小组成员将选择一个场地(候选项目)来主持比赛。我们的目标是推荐一个团体活动的场地。
- ②从EBSN Meetup3中爬取的数据。目的也是给一个给定的团体推荐一个举办活动的场所。
- ③来自于MovieLens 1M Data4, Miviels1m数据包含约一百万部电影评级, 来自约6000部用户, 约4000部电影。

评论排行榜

- 1. 算法28-----范围求和(2)
- 2. 算法23-----岛屿的最大面积 LeetCode 695(1)

推荐排行榜

- 1. Python笔记6----数组(1)

从MOVILELNS 1M数据中提取两个数据集：Mivieles Simi和Mivieles Rand。当MovieLens-Simi数据中的用户具有较高的内部组相似性时，它们被分配到相同的组中，而MovieLens-Rand数据中的用户被随机分组。

因此，MovieLens-Simi和MovieLens-Rands组类似于两个典型的现实生活情况：组可以包括具有相似偏好的人，也可以包括不相关的人之间的形式。例如，一组亲密的朋友具有较高的内部组相似性，而同一辆车上的人可以被认为是随机组。

(2) 评价指标：准确度、召回率、NDCG

$$precision@K = \frac{|\{\text{top } K \text{ recommendations}\} \cap \{\text{true items}\}|}{|\{\text{top } K \text{ recommendations}\}|},$$

$$recall@K = \frac{|\{\text{top } K \text{ recommendations}\} \cap \{\text{true items}\}|}{|\{\text{true items}\}|}.$$

$$NDCG = \frac{DCG}{IDCG}$$

$$DCG = \sum_{i=1}^K \frac{rel_i}{\log_2(i+1)}.$$

(3) 六种基线推荐方法：

CF-AVG、CF-LM、CF-RD、PIT、COM、MF-AVG。

CF-AVG、CF-LM、CF-RD是得分聚合方法，PIT和COM是最新的概率模型，MF-AVG是矩阵分解模型。

- 基于用户的平均策略CF(CF-AVG)：CF-AVG应用基于用户的CF来计算每个用户对候选项*i*的偏好评分，然后对所有用户的偏好评分进行平均，以获得项*i*的组推荐评分。
- 基于用户的最小痛苦策略CF(CF-LM)：与CF-AVG类似，CF-LM首先应用基于用户的CF来计算每个用户关于候选项*i*的得分。然而，项目*i*的推荐得分被看作所有用户中项目的最低偏好得分。
- 基于用户的关联和不同意策略(CF-RD)[3]：CF-RD还执行基于用户的CF来计算每个用户关于候选项*i*的分数。相关性得分是使用CF-AVG或CF-LM获得的，而分歧得分是项目在组成员之间的平均成对相关性的差异（平均成对分歧方法），或项目在组成员之间的相关性的数学方差（他不同意方差法）。
- 个人影响主题模型（PIT）[19]：PIT是作者主题模型。假设每个用户具有代表用户对组最终决策的影响的影响权重，PIT选择具有较大影响分数的用户作为组的代表。然后，选择的用户根据她的偏好选择主题，然后主题生成该组的推荐项目。
- 共识模型（COM）[38]：COM依赖于两个假设：（1）个人影响是话题相关的，和（2）群体的话题偏好和个人的偏好都影响最终的群体决策。第一个假设允许COM从群体话题和主题用户分布中导出与主题相关的个人影响。第二种假设允许COM聚合组的话题偏好和个人对用户个人变量的权重的主观偏好。
- 平均矩阵分解（MF-AVG）：MF-AVG是一个矩阵分解模型。MF-AVG将所有成员的项目的平均得分作为项目的组推荐分数。因此，MF-AVG认为所有的个人影响权重相等，假设所有成员对团体的贡献相等。

分类: [推荐系统](#)

好文要顶

关注我

收藏该文





Lee_yl

关注 - 1

粉丝 - 5

+加关注

0

0

« 上一篇: 算法29-----最大三角形面积

» 下一篇: 2、Attentive Group Recommendation----注意力集中的群组推荐

posted on 2018-09-11 15:41 Lee_yl 阅读(17) 评论(0) 编辑 收藏

[刷新评论](#) [刷新页面](#) [返回顶部](#)

注册用户登录后才能发表评论，请 [登录](#) 或 [注册](#)，[访问网站首页](#)。

相关博文:

- 深度学习中的注意力机制
- Attention注意力机制介绍
- 神经网络中注意力机制概述
- 用于文本分类的多层注意力模型 (Hierarchical Attention Networks)
- 自然语言处理中的自注意力机制 (Self-attention Mechanism)

最新新闻:

- 阿里残疾人云客服双11拿3倍工资 马云: 他们活得有尊严
 - 《王者荣耀》宣布无限复活新玩法: 12分钟击败40人
 - 微信小程序团团油双11后提现失联
 - 微软宣布在Windows邮件应用当中关闭面向部分用户的灰度测试广告
 - 微软在伦敦切尔西斯隆广场推出“Microsoft Area”快闪店
- » [更多新闻...](#)