**Low-pass Graph Convolutional Network**

**for**

**Recommendation**

**郭坤昌\_20221026\_论文笔记**

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **基本信息** | 发表刊物 | AAAI | | 发表年份 | 2022 | 第一完成单位（国内） | Alibaba Group |
| 作者 | Wenhui Yu，Zixin Zhang，Zheng Qin | | | | | |
| 关键词（中文） | | 无（个人认为可以是：一维低通图卷积） | | | | |
| 关键词（英文） | | None（Respectively: 1D Low-pass Graph Convolution） | | | | |
| **论文内容** | 解决的问题（如有实际应用场景请说明） | | 用于推荐算法的图卷积网络（GCN）在计算大规模图时效率慢；将其内核设定为一维多项式后，却失去了特征提取能力。因此提出低通协同滤波（LCF），虽然能够滤除高频噪声，简化计算，但结合神经网络的LCFN使用二维图卷积，且特征图的存储方式是分解存储，因此不能真正实现二维图卷积，退化为了两次一维图卷积，丢失了重要的一阶连接数据。 | | | | |
| 解决问题的方法（采用什么模型框架等） | | 1. 直接利用观察得到的**二部图**建立图空间  用户和物体之间的关系是通过二维矩阵来描述的，存储时进行分解存储（理解见补充部分）。这样在做图上的二维卷积时，相当于做两个一维卷积，丢失了关键信息。  因此直接建立用户和物体之间的二部图，并应用一维低通图卷积滤波。    2. 设计**一维低通滤波**，并结合一维图卷积成为低通图卷积网络  2.1 一维低通滤波的推导方式  - 由传统傅里叶变换推导到图域的傅里叶变换：需要定义图域上的差分算子即拉普拉斯矩阵  - 找到频域上的基底  2.2 低通滤波：通过参数phi设定通过频带  2.3 卷积核：通过学习得到  2.4 最终公式变为：  2.5 通过该方式取得的实际效果：  - 平滑，滤过高频噪声  - 减少冗余计算，提高效率：时间复杂度极大降低  3. 综合实验探索最优的模型的**深层结构**设置  3.1 空间变换  在图卷积网络中的一个方法是将特征图转换到新的空间中，但在该实验中不能起到提高效果。  3.2 激活函数  无激活和Tanh比sigmoid和ReLU更好  3.3 池化  sum pooling表现最好  3.3 预测函数  内积和MLP表现最好  3.4 损失函数  BPR贝叶斯个性化排序表现最好  3.5 采样率  采样率为3时表现最好  3.6 泛化规则  对于LGCN加入正则项是最优策略  3.7 优化器  RMSProp表现最好 | | | | |
| 仍旧存在的问题（注明论文中说明的问题或自己认为存在的问题） | | 作者提出了未来的工作方向：  1. 在其他的图数据上验证工作的有效性。这也说明数据集的选择还需要更广泛。  2. 应用于其他推荐系统领域，如知识图谱、社交网络  自己认为存在的问题：  1. 直接建立二部图的邻接矩阵，如何解决稀疏矩阵的存储问题。  2. 如何探究同一类型节点之间的关系。如用户与用户，物体与物体之间的关系。 | | | | |
| **实验内容** | 实验采用的数据集 | | 1. Amazon数据集。用户在Amazon.com电商网站的浏览记录。  2. MovieLens数据集。在movielens.umn.edu采集得到的数据，作者等人采用1M版本的数据集。 | | | | |
| 数据集内容是否和待解决问题模型对应 | | 数据集来自于真实世界的用户产生的数据，也是推荐系统真实应用的领域，因此数据集和待解决的推荐问是对应的。 | | | | |
| 实验是否涉及实际应用场景 | | 涉及实际的推荐系统应用领域。 | | | | |
| 实验采用的对比方法 | | 控制变量，使用评价指标衡量模型效果。  1. LGCN的实际效果  在两个数据集上，使用不同模型和不同指标进行实验，观察到LGCN确实效果较好。LightGCN和MF矩阵分解对比，得知图卷积网络效果更好，这是因为GCNs能更好地从embedding中学习。使用LGCN和LightGCN对比，得知使用低通滤波器器后效果更好。使用LGCN和LCFN对比，得知只丢失了一阶连接的LCFN效果不如能充分利用一阶连接的LGCN好。  2. | | | | |
| 实验任务 | | 实验的任务是验证如下问题：  1. 一维低通图卷积是否有效  2. 对模型的深层结构设定是否有效 | | | | |
| 实验衡量指标 | | 1. F1 score  2. NDCG归一化折损累计增益 | | | | |
| 实验说明所提出方法的优点 | | 实验证明了提出方法的如下优点：  1. 重新定义的一维低通图卷积方法解决了二维低通滤波图卷积信息缺失问题，完全能使用一阶连接。  2. 深层参数的设定通过多种策略下的衡量指标已经得到了最优结果 | | | | |
| **思考内容（阅读论文后自己思考填充）** | 论文的主要优点是什么 | | 1. 任务明确。全文就是要说明提出的融合一维低通滤波的图卷积网络有效性和模型结构参数设置的合理性，因此紧紧围绕这两点来写。  2. 研究的递进。在相关工作一节中，作者简明介绍了图卷积领域的发展和存在的问题，并引出本文引入的重要贡献。  3. 对关键理论的介绍深入浅出。如何将图卷积推广到一维傅里叶变换一节，作者使用类比的方法来介绍，易于理解。  4. 总结归纳。从作者的实验过程也可以得到其他一些结论：复杂的不一定是好的，这在作者选取参数和设定时多次验证。  5. 实验严谨。如说明LGCN引入一维低通滤波有效性时，通过不同模型特性之间的对比进行严谨地说明。 | | | | |
| 论文仍然可以改进的地方是什么 | | 1. 实验的评价指标方面：F1 score和NDCG也许不一定是较好的指标，不同领域的要求不同，可以在不同领域下使用不同指标重新训练模型确定参数。  2. 可以选取更多数据集进行实验 | | | | |
| 以此论文为出发点，如果需要你做一篇和其相关的顶会论文，你需要的资源是什么？数据，硬件，技术支持等 | | 方向：图卷积网络、推荐系统相关  数据：电商数据集、新媒体数据集等  技术：图卷积网络相关模型，推荐系统、知识图谱知识  硬件：用于训练的服务器设备 | | | | |
| 其他想要补充说明的内容 | | 对文中相关概念和要点的理解：  1. 特征图的分解：  原本用户和物体之间的关系被分解为了两个矩阵，这样对原本图的二维卷积就转化为对两个矩阵做卷积。失去了关键信息。  2. 超图：  简单来说，超图中的超边可以同时连接多个点。  它的矩阵表示就成为：  正类似于矩阵分解的结果。  3. embedding：  简单理解为向量化的节点。 | | | | |