

1、A Neural Influence Diffusion Model for Social Recommendation（基于神经影响扩散模型的社交推荐）

SIGIR '19

作者：Le Wu, Peijie Sun, Yanjie Fu, Richang Hong, Xiting Wang, Meng Wang

摘要：精确的用户和商品表示学习是构建成功的推荐系统的关键。传统上，协同过滤(CF)提供了一种从用户-商品交互历史中学习用户和商品嵌入的方法。然而，由于用户行为数据的稀疏性，性能受到限制。随着在线社交网络的出现，社交推荐系统被提出利用每个用户的局部邻居偏好来缓解数据稀疏性，从而更好地进行用户嵌入建模。我们认为，对于每一个社交平台的用户，她潜在的嵌入是受她信任的用户影响的。随着社交影响在社交网络中递归传播和扩散，每个用户的兴趣在递归过程中发生变化。然而，目前的社交推荐模型只是利用每个用户的局部邻居来开发静态模型，没有模拟全局社交网络中的递归扩散，导致推荐性能不理想。在本文中，我们提出了一个深度影响传播模型来探究在社交推荐中用户如何受到递归的社交扩散过程的影响。对于每个用户，扩散过程开始于融合相关特征的初始嵌入和捕获潜在行为偏好的免费用户潜在向量。我们提出的模型的核心思想是，我们设计了一个分层的影响传播结构来模拟用户的潜在嵌入是如何随着社交扩散过程的继续而发展的。我们进一步证明，我们提出的模型是通用的，可以应用在用户 \sim (商品)属性或社交网络结构不可用时。最后，在两个真实数据集上的大量实验结果清楚地显示了我们提出的模型的有效性，与最佳 **baseline** 相比，性能提高了 13% 以上。

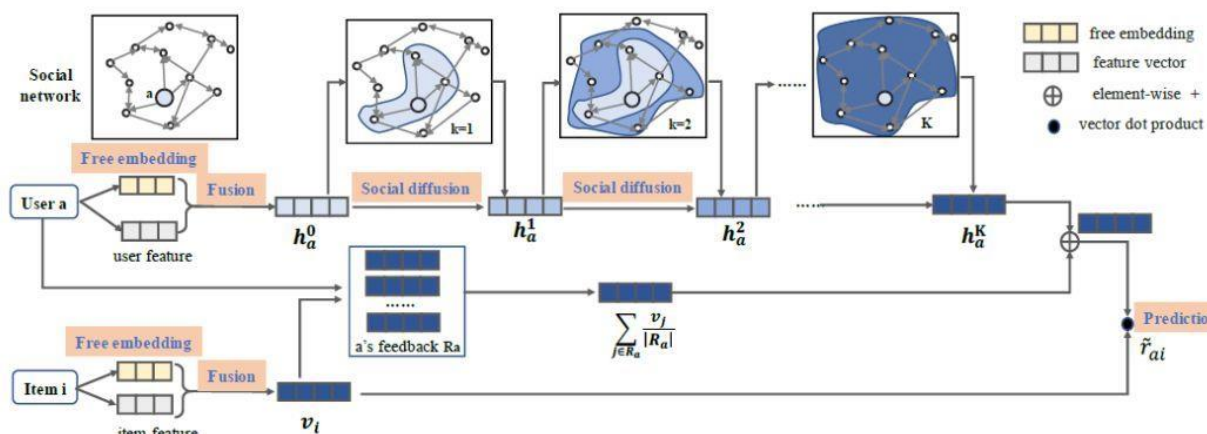


Figure 1: The overall architecture of our proposed model. The four parts of DiffNet are shown with orange background.

网址:

<https://arxiv.org/abs/1904.10322v1>

2、Session-based Social Recommendation via Dynamic Graph Attention Networks（基于会话的动态图注意力网络的社交推荐）

WSDM '19

作者: Weiping Song, Zhiping Xiao, Yifan Wang, Laurent Charlin, Ming Zhang, Jian Tang

摘要: Facebook 和 Twitter 等在线社区非常受欢迎, 已经成为许多用户日常生活的重要组成部分。通过这些平台, 用户可以发现并创建其他人随后将使用的信息。在这种情况下, 向用户推荐相关信息对于可行性至关重要。然而, **在线社区推荐是一个具有挑战性的问题: 1) 用户的兴趣是动态的, 2) 用户受朋友的影响。**此外, 影响者可能与上下文有关。也就是说, 不同的朋友可以谈论不同的话题。因此, 对这两种信号进行建模对于推荐非常重要。我们提出了一种基于动态图注意力神经网络的在线社区推荐系统。利用循环神经网络建立动态用户行为模型, 利用图注意力神经网络建立情境相关的社交影响模型, 根据用户当前的兴趣动态推断影响者。整个模型能够有效地拟合大规模数据。在多个真实世界数据集的实验结果证明了我们提出的方法在几个竞争 **baseline** (包括最先进的模型) 上的有效性。

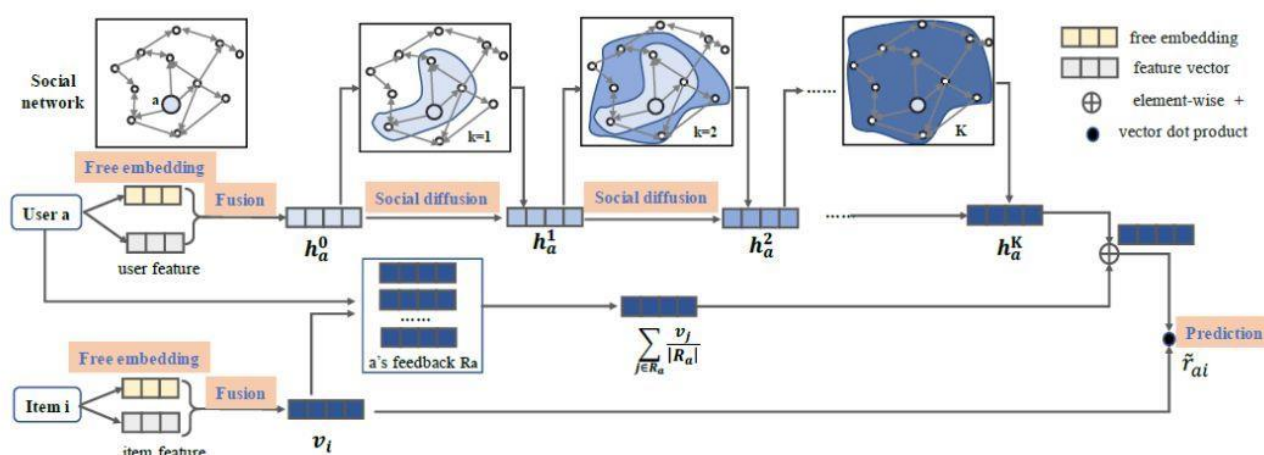


Figure 1: The overall architecture of our proposed model. The four parts of DiffNet are shown with orange background.

网址:

<https://arxiv.org/abs/1902.09362v2>

代码链接:

<https://github.com/DeepGraphLearning/RecommenderSystems/tree/master/socialRec>

3、Inductive Graph Pattern Learning for Recommender Systems Based on a Graph Neural Network（基于图神经网络归纳图模式学习的推荐系统）

作者: Muhan Zhang, Yixin Chen

摘要: 大多数现代成功的推荐系统基于矩阵分解技术, 即, 从给定的评级矩阵中学习每个用户和每个商品的潜在嵌入, 并使用嵌入来完成矩阵。然而, 这些学习到的潜在嵌入本质上是可转换的, 并不是为了推广到不可见的用户/商品或新任务。本文研究了一种基于用户-商品对局部图模式的推荐系统归纳模型。归纳模型可以推广到不可见的用户/商品, 并可能迁移到其他任务。为了学习这种模型, 我们为每个训练(用户、商品)对提取一个局部封闭子图, 并将子图提供给图神经网络(GNN)来训练一个评级预测模型。结果表明, 我们的模型使用最先进的转换方法实现了极具竞争力的性能, 并且当评级矩阵稀疏时更稳定。此外, 我们的迁移学习实验验证了学习到的模型可以转移到新任务。

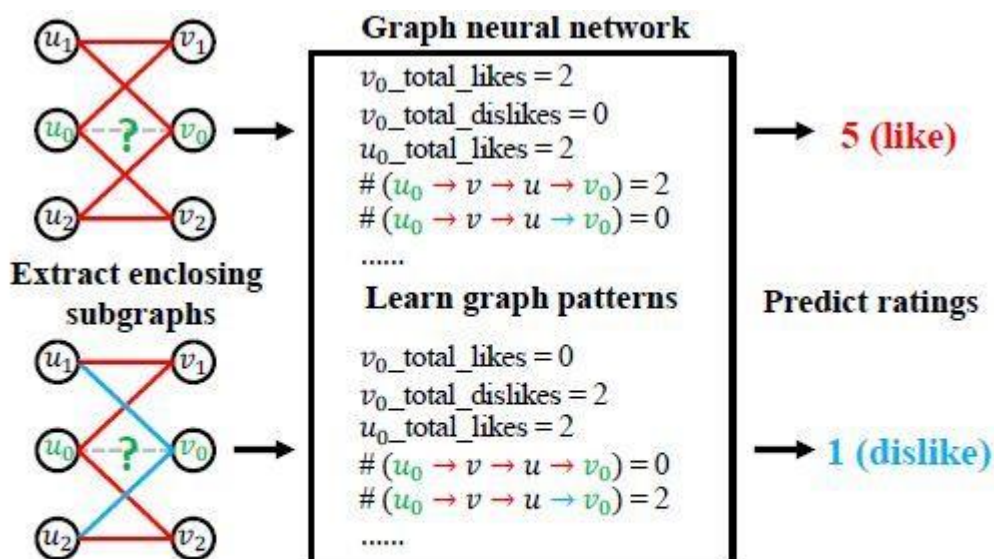


Figure 1: Our framework. Red/blue mean likes/dislikes. Note that the features listed inside the box are only for illustration – the real learned features can be very complex.

网址:

<https://arxiv.org/abs/1904.12058v1>

4、Graph Neural Networks for Social Recommendation（基于图神经网络的社交推荐）

WWW'19

作者: Wenqi Fan, Yao Ma, Qing Li, Yuan He, Eric Zhao, Jiliang Tang, Dawei Yin

摘要: 近年来, 图神经网络(GNNs)能够很自然地将节点信息和拓扑结构结合起来, 在学习图数据方面表现出了强大的功能。由于社交推荐系统中的数据可以表示为用户-用户社交图和用户-商品图, 因此 GNNs 的这些优点为推进社交推荐提供了巨大的潜力; 而学习用户和商品的潜在表示是关键。然而, 构建基于 GNNs 的社交推荐系统面临着挑战。例如, 用户-商品图既编码交互又编码它们的相关意见; 社交关系具有异质性优势; 用户涉及两个图(例如用户-用户社交图 and 用户-商品图)。为了同时解决上述三个问题, 本文提出了一种新的用于社交推荐的图神经网络框架(GraphRec)。特别地, 我们提供了一种原则性的方法来联合捕获用户-商品图中的交互和意见, 并提出了框架 GraphRec, 该框架连贯地对两个图和异构优势进行建模。在两个真实数据集上的大量实验证明了该框架 GraphRec 的有效性。

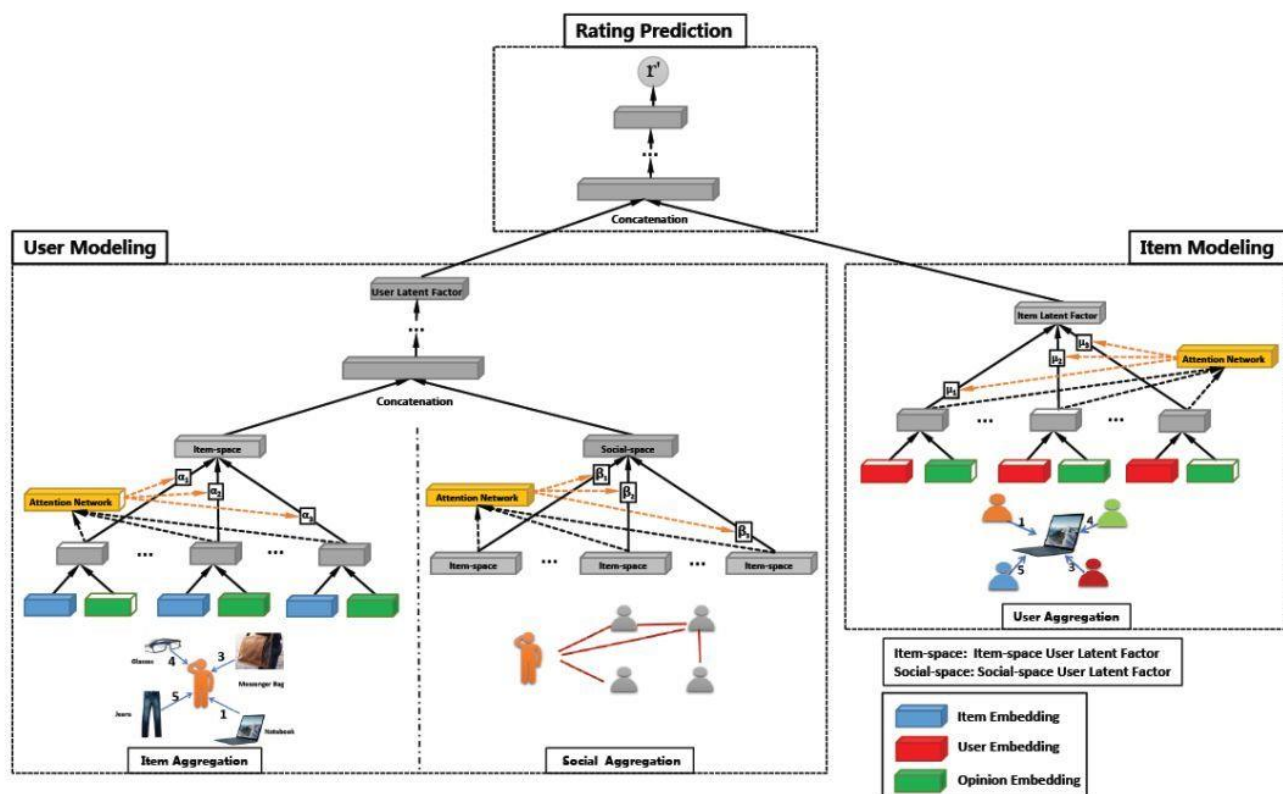


Figure 2: The overall architecture of the proposed model. It contains three major components: user modeling, item modeling, and rating prediction.

网址:

<https://arxiv.org/abs/1805.08403v3>

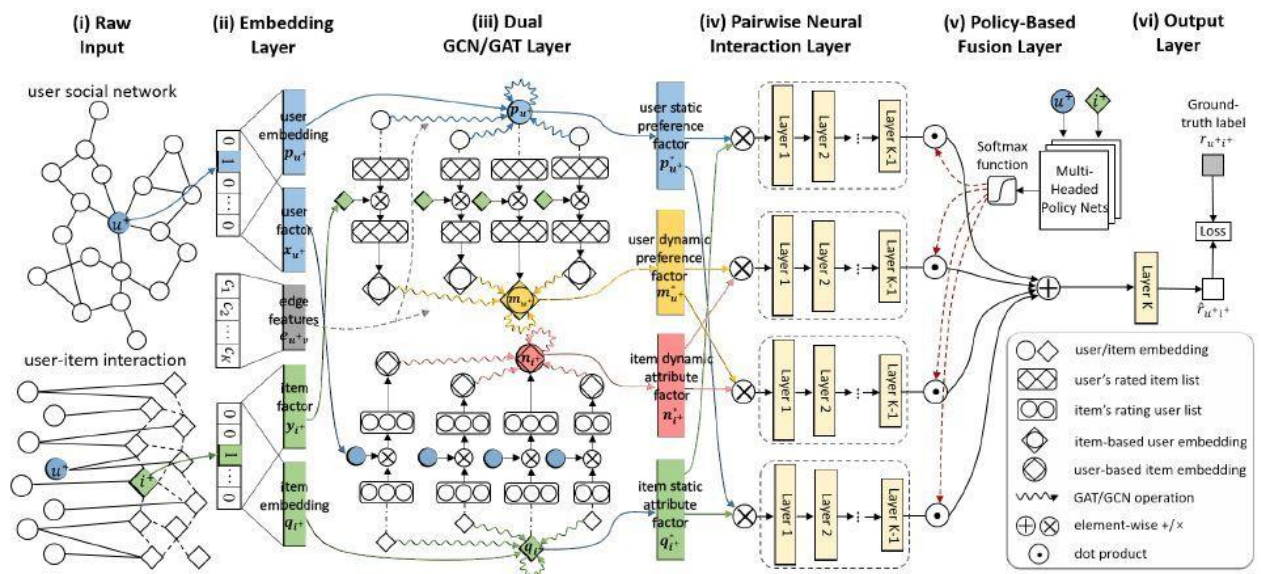
5、Dual Graph Attention Networks for Deep Latent Representation of Multifaceted Social Effects in Recommender Systems（对偶图注意力网络，用于推荐系统中多方面社交效应的深度潜在表示）

WWW'19 Oral

作者: Qitian Wu, Hengrui Zhang, Xiaofeng Gao, Peng He, Paul Weng, Han Gao, Guihai Chen

摘要: 在传统的协同过滤方法中，社交推荐利用社交信息来解决数据稀疏性和冷启动问题。然而，大多数现有的模型都假设来自朋友用户的社交影响是静态的，并且是以恒定权重或固定约束的形式存在的。为了放松这一强假设，本文提出了对偶注意力网络来协作学习双重社交效应的表示，其中一个由用户特定的注意力权重建模，另一个由动态的、上下文感知的注意力权重建模。我们还将用户领域的社交效应扩展到商品领域，以便利用相关商品的信息进一步缓解数据稀疏问题。此外，考虑到两个领域中不同的社交效应可以相互作用，共同影响用户对物品的偏好，我们提出了一种 **policy-based** 的融合策略，该策略基于 **multi-armed bandit** 来衡量各种社交效应的交互作用。在一个 **benchmark** 数据集和一个商业数据集上的实验验证了模型中关键组件的有效性。结果表明，

与其他最先进的社交推荐方法相比，我们的模型在推荐精度上有了很大的提高。



网址:

<https://arxiv.org/abs/1810.12241v1>

代码链接:

https://github.com/arnab39/FewShot_GAN-Unet3D

6、Neural Graph Collaborative Filtering（神经图协同滤波）

SIGIR'19

作者: Xiang Wang, Xiangnan He, Meng Wang

摘要: 学习向量表示（用户和商品的嵌入）是现代推荐系统的核心。从早期的矩阵分解到最近出现的基于深度学习的方法，现有的工作通常通过从描述用户（或商品）的现有特征（如 ID 和属性）映射来获得用户（或商品）的嵌入。我们认为，这种方法的一个固有缺点是，隐藏在用户-商品交互中的协作信号没有在嵌入过程中编码。因此，由此产生的嵌入可能不足以捕获协作过滤效果。在这项工作中，我们建议将用户-商品交互—更具体地说是二分图结构—集成到嵌入过程中。我们提出了一个新的推荐框架 **Neural Graph Collaborative Filtering (NGCF)**，它利用用户-商品图结构，在其上传播嵌入。这就导致了用户-商品图中高阶连通性的表达建模，有效地将协作信号显式地注入到嵌入过程中。我们在三个公共 benchmark 上进行了广泛的实验，证明了对几种最先进的模型（如 HOPRec[42]和 Collaborative Memory Network [5]）的显著改进。进一步的分析验证了嵌入传播对于学习更好的用户和商品表示的重要性，证明了 NGCF 的合理性和有效性。

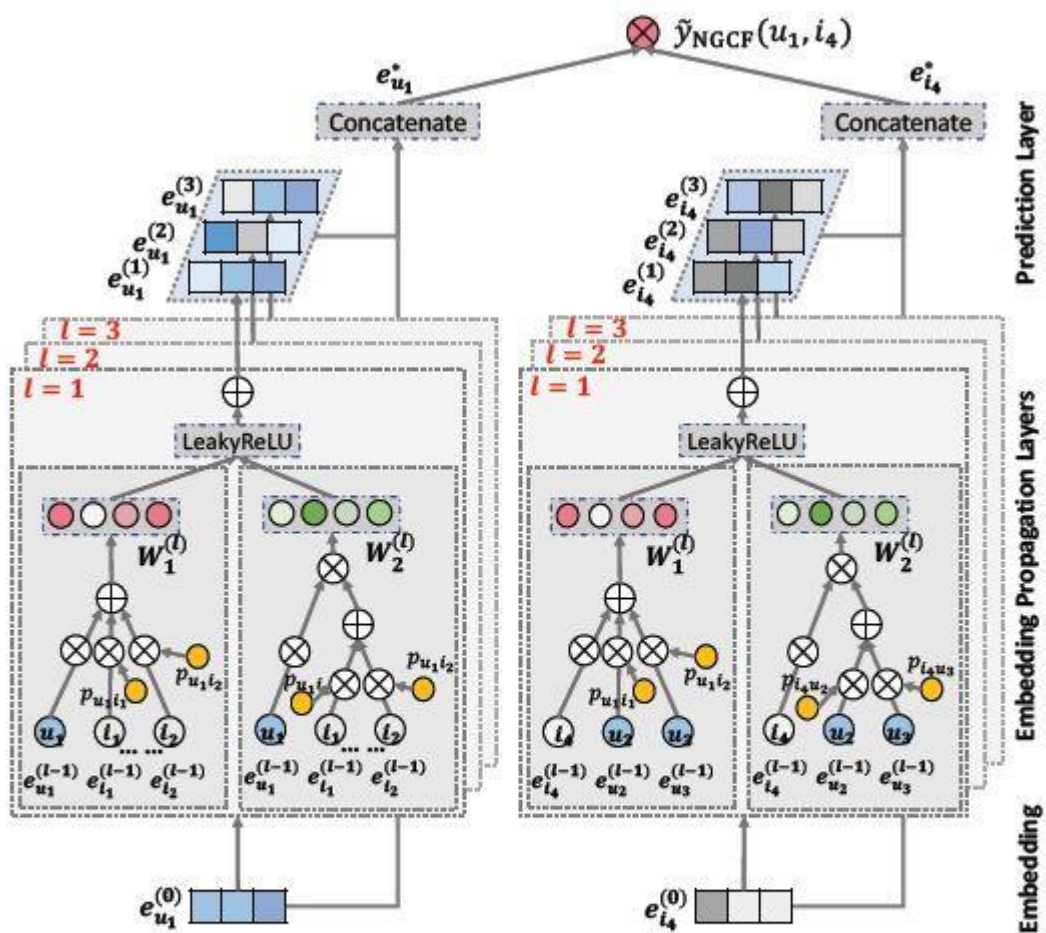


Figure 2: Schematic overview of NGCF, which updates the representations for user u_1 (left) and item i_4 (right). Wherein, the arrowed lines present the flow of information.

网址:

https://github.com/xiangwang1223/neural_graph_collaborative_filtering

代码链接:

https://github.com/xiangwang1223/neural_graph_collaborative_filtering