

Debiasing Recommender Systems: Applying DANCER to Neural Collaborative Filtering Models

Qinguo Liu*

College of Arts and Sciences, Washington University in St. Louis,

St. Louis, 63105, United States

qinguo.liu@wustl.edu

*corresponding author

Tsz Laam Kiang

Fu Foundation School of Engineering and Applied Science, Columbia University

New York City, United States

tk2990@columbia.edu

Han Gong

School of Art Media and Performance & Design

York University

Toronto, M3J1P3, Canada

Haojia Kuang

School of Computer and Electronic Information

Nanjing Normal University

Nanjing, 210023, China

All the authors contributed equally to this work and should be considered as co-first author.

背景

随着大数据的迅速增长，推荐系统在各种应用中的重要性日益提升。虽然现有的许多推荐模型已经过广泛研究和优化，但大多数模型仍未充分考虑用户偏好和选择偏差的动态变化。这种局限性导致推荐系统在实际应用中的性能受到影响，尤其是在长期用户交互中，无法有效处理用户行为的时间变化和选择性暴露问题。因此，改进现有模型以应对这些挑战具有重要的研究意义。

目的

本文通过使用MovieLensLatest-small的半合成数据集，探讨将神经协同过滤（NCF）与DANCER去偏方法相结合的效果。评估了不同倾向评分和神经网络架构的NCF模型在减少选择偏差方面的表现，重点分析了NCF模型的敏感性以及与DANCER方法的结合效果。

NCF与传统矩阵分解的对比：

传统的矩阵分解方法（如潜在因子模型）假设用户和物品之间的关系是线性的，即MF内积太过简单，很难表示出特征的复杂结构而 NCF 则通过多层神经网络的结构引入了对非线性关系的建模。NCF 提高了模型的灵活性，可以学习到更复杂的交互模式，但也引入了更多的超参数和计算复杂度。

NCF 框架通过用户和物品的嵌入表示以及多层神经网络层，逐步捕捉复杂的用户-物品交互关系。在这篇论文中，NCF 与 DANCER 算法结合，使用无偏估计来减少数据偏差对模型的影响，从而提升推荐系统的性能。

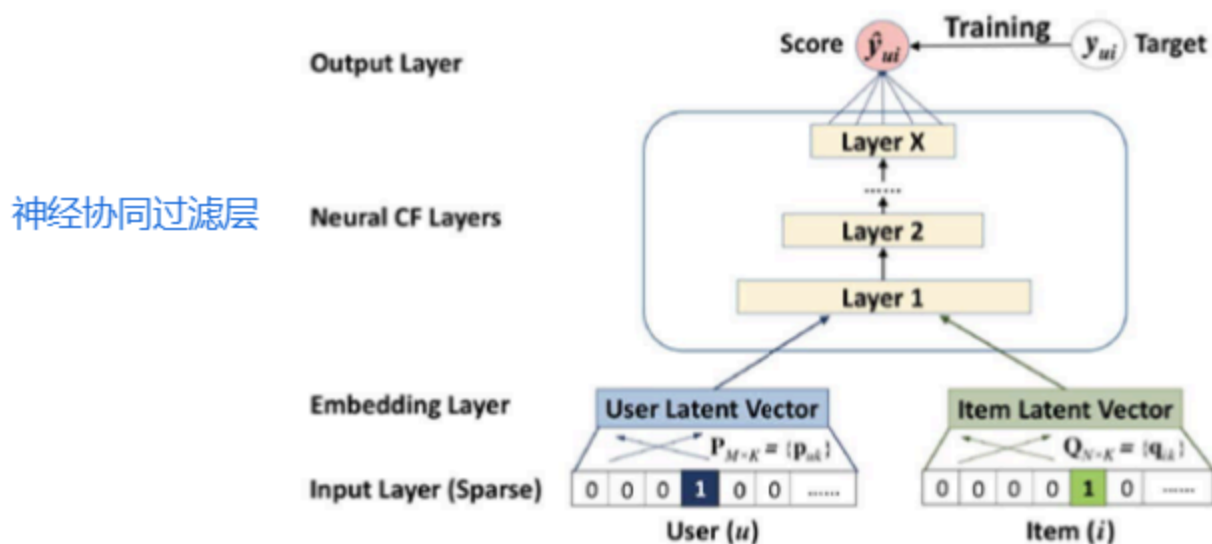


Fig. 1. Neural Collaborative Filtering Framework

DANCER 主要作用于 NCF 的损失函数，即图中目标（Target）的优化部分。具体来说，DANCER 在优化过程中通过调整损失函数来处理选择偏差，以提高推荐系统的准确性。

DANCER 与 NCF 的结合

在 NCF 的目标优化过程中，DANCER 的作用可以总结为以下几点：

动态倾向评分：DANCER 使用动态倾向评分（或曝光概率），该评分考虑了用户和物品的时间因素和选择偏差。倾向评分帮助调整损失函数，以减少由于选择偏差造成的误差。

偏差校正：DANCER 通过引入一个偏差校正网络，对选择偏差进行建模和校正。这种校正机制会根据用户行为的历史数据和时间动态调整倾向评分，从而更准确地反映用户的实际偏好。

结论

尽管初步实验结果没有超过DANCER-TMF模型的表现，但对NCF的敏感性进行了深入分析，为后续的参数调整和进一步研究提供了方向，旨在更好地探索NCF与DANCER去偏方法的适配性。

NCF: <https://blog.csdn.net/vox520/article/details/136788198>