电 子 科 技 大 学

专业学位研究生学位论文开题报告表

攻读学位级别： □博士 ☑硕士

培养方式： ☑全日制 □非全日制

专业学位类别及领域： 电子信息

学 院： 计算机科学与工程学院

学 号： 202122080426

姓 名： 吴小莉

论文题目： 基于正负反馈的推荐

算法与评价指标研究

校内指导教师： 董强 副教授

校外指导教师： 王奇

填表日期： 2022 年 12 月 19 日

电子科技大学研究生院

1. 学位论文研究内容

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 课题类型 | | ☑应用基础研究 □应用研究 |
| 课题来源 | | □纵向 □横向 ☑自拟 |
| 学  位  论  文  研  究  内  容 | 学位论文的研究目标、研究内容及拟解决的关键性问题（可续页）  **研究内容：**   1. 设计综合利用负面评级的个性化推荐算法   信息的爆炸式增长要求先进的信息过滤技术来解决所谓的信息过载问题。推荐系统是一种很有前途的方法，它可以分析用户活动的历史记录，并相应地提供个性化的推荐。大多数推荐系统可以用用户对象二部网络表示，用户可以对对象进行评价和投票，而“不喜欢”和“我讨厌它”等评分在传统方法中被直接视为负面因素或完全被忽略。为了推荐一个用户喜欢的列表，在线评分系统中的大多数推荐系统实际上只使用了正面评级（评分大于等于3），而忽略了负面评级（评分小于3），这实际上丢失了许多有用的信息。负面评级起着重要的作用，例如在电商的行为中，由于差评的影响，去除差评的成本要高于增加好评的成本，这也说明了负面评级的重要性。因此，利用负面评级综合来分析用户物品行为真实网络具有实际应用价值。本课题期望设计一个综合利用负面评级的推荐算法以提高推荐算法准确性等评估指标。   1. 设计推荐系统负样本算法   推荐系统负采样作为推荐模型训练的重要一环，对模型的训练效果有着重要影响，也是推荐系统领域的一个重要研究分支。在推荐系统负采样中，主要有三方面的研究方向：采样质量，采样偏差和采样效率。一般来说，在负采样过程中，采样的质量主要是指采到的负例所包含的信息量。相比于低信息量的负例，采到信息量更高的负例将显著提升模型训练的效率，加速模型收敛。从近几年推荐系统负采样领域的论文数量来看，提升采样质量是目前该领域的主要研究方向和极具前景的研究方向。负采样算法的本质就是基于某些方式来设置或调整负采样时的采样分布。根据负采样算法设置采样分布的方式，可以将目前的负采样算法分为两大类：启发式负采样算法和基于模型的负采样算法。本课题期望设计的推荐系统负采样算法属于启发类的，从物品流行度和用户社交场景出发，设定一些规则来设置采样分布，期望有助于解决冷启动问题和增强个性化推荐。   1. 设计针对负样本出现在推荐列表情绪效应评价指标   推荐系统是处理信息过载最有效的工具之一，并且已经成为众多网站不可或缺的部分。准确性是推荐系统最基本并且十分重要的评估准则。评分预测的准确性包括MAE、MSE、RMSE等；Top-K推荐的准确性指标有Precision、MAP和NDCG等。除准确性外，多样性和公平性也是推荐系统的研究方向，多样性包括推荐列表中物品的之间的相似性Intra-Similarity，公平性追求物品的推荐次数与流行度分布一致Gini Index。现目前多数指标属于客观描述推荐系统所带来的交互效应，但是未关注用户的情绪效应，比如：在一个用户推荐列表中，对应推荐50%的用户喜欢的对象，50%的用户不喜欢的对象，和推荐50%的用户喜欢的对象，50%的用户不知道的对象，对于用户而言，所产生的情绪价值以及对推荐系统的信任度是不一样的。本课题期望设计一个直观的用户情绪效应评估指标，并且同时关注推荐的准确性。  **研究目标：**   1. 设计综合利用负面评级的个性化推荐算法，要求将负面评级的积极作用体现出来，以增加用户与推荐系统平台的黏稠度。 2. 设计推荐系统负采样算法，要求结合物品流行度以及用户社交场景等属性，增强个算法的性化推荐。 3. 设计针对负样本出现在推荐列表情绪效应评价指标，要求同时体现用户情绪效应与算法准确性。   **关键性问题：**   1. 估计负面评级与正面评级在推荐效应中的占比。 2. 仅利用用户正面评级预测用户可能的负面评级，并避免算法的过拟合。 3. 设计体现用户情绪效应和准确性的评价指标 | |

1. 学位论文研究依据

|  |
| --- |
| 学位论文的选题依据和研究意义，国内外研究现状和发展态势；选题在理论研究或实际应用方面的意义和价值；主要参考文献，以及已有的工作积累和研究成果。（2000字）  **选题依据与研究意义：**  目前的推荐算法的研究主要集中在用户评价较高的对象的信息来预测用户的潜在兴趣，在进行推荐时往往忽略了负面信息。根据文献显示，在MovieLens、Netflix和Amazon三个基准数据集上应用物质扩散算法，负面评级（评分小于3）可能会发挥积极作用，特别是对于非常稀疏的数据集。微观层面的深入分析表明，不太活跃的用户对不太受欢迎的对象的负面评价可能会对推荐产生积极的影响，而那些连接活跃用户和受欢迎对象的评价则应该被消极对待。现有的一些推荐算法也有直接使用了所有的评分数据，但忽略了高评分和低评分数据之间的差异;有些算法只利用正面信息，即高评级数据，而去除负面信息，即低评级数据。这种无知使得在很多情况下很难准确定位用户的真正偏好。比如一部被大多数用户评价很高的电影，有一小群用户给它打了低分，那么这一小群人就有可能通过他们的不喜欢表现出高度的相似性。但大多数给高分的用户可能没有这么高的相似偏好，他们的兴趣甚至可能彼此差异很大。也可能有相当数量的用户是盲目的追随者。他们是对他人观点的回应，这些评级的推荐能力可能非常弱。此外，每个用户的口味点也很难描述。在实际的系统中，许多用户对自己喜欢的对象通常给予正面评价，而不愿意对自己不喜欢的对象给予负面评价，这使得负面评价更加珍贵，能够更忠实地反映用户的偏好。  虽然负面信息在推荐中很重要，但与负面信息相关的文献相对较少。如何合理且有效的利用负面评级来提升推荐算法性能仍然需要继续探索。  在实际数据收集的过程中，由于用户更倾向于给出正面评级而非负面评级，很难确切知道用户，不喜欢哪些商品，故如何利用已有正面评级预测用户可能的负面评级也值得探究。在推荐系统领域中，通过负采样不仅能够提升模型的计算效率，还可以保证模型的训练效果。以推荐系统基于隐式反馈的协同过滤算法为例，对于用户交互的每个商品，如果不进行负采样，而是将该用户未交互的所有商品都作为负例进行优化，这样每个用户的更新都会涉及所有item embedding，效率低下。负采样的目的之一是仅对求代价过程中涉及的向量进行优化，减少训练的负荷。即使有充足的计算资源可以每次优化所有负例，但使用一定的策略对负例进行采样选择可以达到相同甚至更好的结果。通常来说，能够使用的正例相对于随机构造的负例来说是非常有限的，即使对正例进行数据增广，正例与候选负例的数量往往也不在一个量级。  训练时会优化正例对的得分高于负例对，经过几轮训练后，正例对的分数相对随机负例而言已经比较高了。尽管负例候选集十分庞大，但能带来信息增益的负例才是训练的关键，盲目地同等看待所有候选样例很有可能事倍功半。负采样的另一目的是有针对性地提供高质量的负例，既加快收敛速度，又可以让模型朝着期望的方向进行优化。  准确性是衡量一个推荐系统是否有效的最基本并且十分重要的评估准则。无论是在评分预测还是Top-K推荐中，不仅推荐算法得到发展，各种准确性指标相继被提出。但是在用户推荐列表中所被推荐的物品属性(喜欢、讨厌和不知道)是能够通过用户的情绪效应从而影响用户与平台的信任度的。假设：在一个用户推荐列表中，对应推荐50%的用户喜欢的对象，50%的用户不喜欢的对象，和推荐50%的用户喜欢的对象，50%的用户不知道的对象，对于用户而言，所产生的情绪价值以及对推荐系统的信任度是不一样的。那么一个指标能够同时关注用户的情绪效应和算法准确性也是值得被提出的。  **国内外研究现状：**  在传统的算法中，特别是基于皮尔逊相关的协同过滤方法中，负面评级被看作对推荐起着负面作用，也就是说，如果相似的用户倾向于对一个对象给出负面评级，那么这个对象就永远不会被推荐。但就目前的研究显示，负面评级具有混合作用，包含比不喜欢更丰富的信息[1]。例如，如果一个用户对她感兴趣的东西有很高的标准，她也可能给负面的评价，它同时表明了不喜欢和相关性[21]。对于推荐，前者是负的，后者是正的，因此负评级可能起到负的作用，也可能起到正的作用，这取决于训练集的稀疏性和相应边的受欢迎程度。所以，不加考虑地删除负边[22]或为它们分配负权重可能会浪费有价值的信息，并导致不太准确的推荐。对于稀疏数据集和小度用户/对象，负面评级作用更为显著。进一步，Hu等人[2]研究发现，无论数据集的稀疏性如何，负面评级都发挥着积极的作用。  负面评级在推荐算法评分预测中研究相对较少[3]，但都凸显了负面评级的积极作用。Zeng[1]提出了一种加权物质扩散(NBI)[2]算法，该算法可以区分正面评级和负面评级的贡献，强调了负面评级在推荐系统中的积极作用。Guo等人[4]考虑了用户评分在推荐过程中的差异，提出了一种新的基于负面评级的协同过滤（CF）算法，即NHC算法，来研究负面信息对推荐的影响。Gu等人[5]综合考虑正面评级和负面评级，提出了基于有符号网络推理(SNBI)[23-24]的负面推荐列表，预测用户不喜欢的对象。Chao[6]使用负面评级来确定个人用户不满意的解决方案，并假设剩余的解决方案是令人满意的。Takasu[7]提出了一种同时使用积极和消极潜在用户的推荐系统算法，并提出了一种利用否定示例获得推荐系统潜在生成模型的方法。这些研究在一定程度上都展示了负面评级具有很丰富的信息量。  在推荐领域的负采样策略上，根据负采样算法设置采样分布的方式，将目前的负采样算法分为两大类：启发式负采样算法和基于模型的负采样算法。随机负采样（RNS）[8-10]，是最基本的负采样算法，它的思想就是平等地对待采样池内的每一个商品，按相等的概率进行采样。RNS的算法逻辑非常简单，在效率上有着很大的优势，同时也避免在采样过程中引入新的偏差，是一个被广泛使用的采样算法。基于流行度的负采样（PNS）[11-12]是一个启发式的负采样算法，它的思想是以商品流行度作为采样权重对采样池内的商品进行带权采样，流行度越高的商品越容易被采到[13-15]。这里的流行度有很多种定义方式，一种常见的定义方式该商品的历史交互次数，即商品被消费次数越多，其流行度就越高。这种算法相比于RNS，就是将均匀分布替换成一个基于流行度的采样分布，只需要在采样前计算出每个商品的流行度作为采样分布，然后就按照这个分布进行采样即可，在开销上没有增加特别多[26]。尽管具有一定的解释性，但从学术界的相关实验结果来看，PNS 在推荐系统中并不是稳定地优于 RNS，有时还会显著降低模型结果。如何合理利用商品流行度仍然是推荐系统中未被充分探索的问题。  相比于RNS, 按照流行度采样的目的是为了提高所采负例的信息量，提高采样质量。例如一个非常流行的商品，却出现在某个用户的未交互商品集中，那么这个商品就很大概率是用户不喜欢的商品，那么通过这个负例就可以很好的学习到用户的喜好；相反，一个大家都不喜欢的商品，将它作为负例进行学习，其实能够带给模型的信息量就很少了，很难学习到该用户的个性化特征。相比于前面提到的两种启发式算法，还有基于模型的负采样算法，比如动态采样（Dynamically Negative Sampling, DNS），根据模型当前的情况动态地改变采样分布，提升每一轮的采样质量[16]。在模型训练过程中，模型的训练目标是将损失函数的值降低，而采样器的采样目标是将能使得模型损失函数的值增大的负例选出来，这就蕴含着一种对抗的思想。自然的，生成对抗网络（Generative Adversarial Networks，GAN）也就被运用到了负采样中。IRGAN[17] 是信息检索负采样领域的一篇经典工作，它首次将GAN的思想运用到信息检索领域来进行负采样。受到IRGAN的影响，后续也出现了很多基于GAN的负采样算法[18-19]，他们从效率，性能等不同方面对IRGAN的结构进行了优化和改进。最后还有一类基于模型的负采样是SRNS[20]（Simplify and Robustify Negative Sampling），它以观察到的统计学特征作为先验知识对伪负例和强负例[25]进行区分，以增强模型的鲁棒性，并使用了类似DNS的结构进行采样，以保证采样质量。在时间复杂度的分析上，SRNS也优于GAN类型的方法。这类负采样算法缺乏一定的可解释性且需要较高的开销。  针对推荐系统，还可以引入额外信息的负采样，一些工作利用社交网络中的联系[27]、用户的地理位置[28]、商品的类别信息[29]以及额外的交互数据，例如用户浏览但没有被点击的商品[30-31] (viewed but non-clicked)，以及用户点击了却没有购买的商品[32](clicked but non-purchased) 来增强负例的选取。本课题主要集中于研究启发式负采样算法，注重考虑利用物品的流行度进行合理的设置。  **已有工作积累和研究成果：**  目前阶段主要处于设计综合利用负面评级的个性化推荐算法和推荐系统负采样算法。对于综合利用负面评级的个性化推荐算法，初始考虑方向是协同过滤。普通的协同过滤算法推荐得分公式为：  P3算法的推荐得分公式为：  对比两个公式的结构，可推导得出P3相似度的计算公式：  对于实验采用的协同过滤算法，区别于基础常用的cosine相似度，实验进一步采用P3相似度。并且传统算法中，只会利用正面评级的信息量而忽略负面评级，所以在实验中，会将正面评级和负面评级的信息量先在相似度阶段首先进行融合：  userSims\_ aggregation = userSims\_P3 + beta \* userSim\_P3\_N，beta属于可调节的超参数。  然后在推荐的分计算阶段再对对相似度加权求和，权重分别为：0，-1，1。实验效果相对于未使用负样本的相同算法而言，准确性有所提升，但是效果不太明显，目前还在改进中。  利用负样本还可以研究推荐用户不喜欢的物品，目前考虑采用改进相似度：  当两个用户都不喜欢某个大度物品时，其相似度应该更高。  考虑到本身用户不喜欢的物品数据很少，就直接用负网络(-1)数据做训练集，用正网络数据做测试集，观测针对每一个用户他所喜欢的物品在算法生成的得分序列中的位置，用户所喜欢的物品排在越后越好。算法评测指标也做出相应的改进：  针对每个用户的：  针对系统的：  *L*：ucf算法根据改进相似度，生成的物品得分序列，倒序排列(该序列是用户可能不喜欢的物品，越前面代表不喜欢的可能性越大)  *l*：用户的正网络中喜欢物品的数量  *pos\_j*：遍历用户正网络中的每一个物品，对应查看该物品在算法生成序列中的位置  对于推荐系统负采样算法的设计，目前考虑方向的是P3算法和RP3算法的博弈。RP3算法相对于P3算法来说，增加了物品流行度的考虑，提升了算法的准确性。那么比较这两个算法，被推荐位置相对后移的物品会被纳入用户不喜欢物品的考虑，目前是提出了位置偏差函数的思想：pos\_gap = (pos\_id\_2 - pos\_id\_1) / (pos\_id\_2 + 1)  其中，pos\_id\_2是物品在RP3算法中的位置编号，pos\_id\_1物品在P3算法中的位置编号。值越大，说明位置波动越大 (趋近于1)，被负采样概率越大。    **主要参考文献：**   1. Zeng W, Zhu Y X, Lü L, et al. Negative ratings play a positive role in information filtering[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2011, 390(23-24): 4486-4493. 2. Zhou T, Ren J, Medo M, et al. Bipartite network projection and personal recommendation[J]. Physical review E, 2007, 76(4): 046115. 3. Hu L, Ren L, Lin W. A reconsideration of negative ratings for network-based recommendation[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2018, 490: 690-701. 4. Guo Q, Li Y, Liu J G. INFORMATION FILTERING BASED ON USERS'NEGATIVE OPINIONS[J]. International Journal of Modern Physics C, 2013, 24(05): 1350032. 5. Gu K, Fan Y, Di Z. How to predict recommendation lists that users do not like[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2020, 537: 122684. 6. Chao D L, Balthrop J, Forrest S. Adaptive radio: achieving consensus using negative preferences[C]//Proceedings of the 2005 international ACM SIGGROUP conference on Supporting group work. 2005: 120-123. 7. Takasu A, Maneeroj S. A recommendation algorithm using positive and negative latent models[C]//2011 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining (CIDM). IEEE, 2011: 72-79. 8. Rendle S, Freudenthaler C, Gantner Z, et al. BPR: Bayesian personalized ranking from implicit feedback[J]. arXiv preprint arXiv:1205.2618, 2012. 9. Diaz-Aviles E, Drumond L, Schmidt-Thieme L, et al. Real-time top-n recommendation in social streams[C]//Proceedings of the sixth ACM conference on Recommender systems. 2012: 59-66. 10. Cui P, Liu S, Zhu W. General knowledge embedded image representation learning[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 20(1): 198-207. 11. Mikolov T, Sutskever I, Chen K, et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality[J]. Advances in neural information processing systems, 2013, 26. 12. Caselles-Dupré H, Lesaint F, Royo-Letelier J. Word2vec applied to recommendation: Hyperparameters matter[C]//Proceedings of the 12th ACM Conference on Recommender Systems. 2018: 352-356. 13. He X, Zhang H, Kan M Y, et al. Fast matrix factorization for online recommendation with implicit feedback[C]//Proceedings of the 39th International ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval. 2016: 549-558. 14. Togashi R, Otani M, Satoh S. Alleviating cold-start problems in recommendation through pseudo-labelling over knowledge graph[C]//Proceedings of the 14th ACM international conference on web search and data mining. 2021: 931-939. 15. Rendle S, Freudenthaler C. Improving pairwise learning for item recommendation from implicit feedback[C]//Proceedings of the 7th ACM international conference on Web search and data mining. 2014: 273-282. 16. Zhang W, Chen T, Wang J, et al. Optimizing top-n collaborative filtering via dynamic negative item sampling[C]//Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. 2013: 785-788. 17. Wang J, Yu L, Zhang W, et al. Irgan: A minimax game for unifying generative and discriminative information retrieval models[C]//Proceedings of the 40th International ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval. 2017: 515-524. 18. Park D H, Chang Y. Adversarial sampling and training for semi-supervised information retrieval[C]//The World Wide Web Conference. 2019: 1443-1453. 19. Ding J, Quan Y, He X, et al. Reinforced Negative Sampling for Recommendation with Exposure Data[C]//IJCAI. 2019: 2230-2236. 20. Ding J, Quan Y, Yao Q, et al. Simplify and robustify negative sampling for implicit collaborative filtering[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 1094-1105. 21. Shang M S, Lü L, Zeng W, et al. Relevance is more significant than correlation: Information filtering on sparse data[J]. EPL (Europhysics Letters), 2010, 88(6): 68008. 22. Zhang C J, Zeng A. Behavior patterns of online users and the effect on information filtering[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2012, 391(4): 1822-1830. 23. Shams B, Haratizadeh S. Sibrank: Signed bipartite network analysis for neighbor-based collaborative ranking[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2016, 458: 364-377. 24. Zhang P, Song X, Xue L, et al. A new recommender algorithm on signed networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2019, 520: 317-321. 25. Sung K K, Poggio T. Example-based learning for view-based human face detection[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1998, 20(1): 39-51. 26. Goldberg Y, Levy O. word2vec Explained: deriving Mikolov et al.'s negative-sampling word-embedding method[J]. arXiv preprint arXiv:1402.3722, 2014. 27. Zhao T, McAuley J, King I. Leveraging social connections to improve personalized ranking for collaborative filtering[C]//Proceedings of the 23rd ACM international conference on conference on information and knowledge management. 2014: 261-270. 28. Yuan F, Jose J M, Guo G, et al. Joint geo-spatial preference and pairwise ranking for point-of-interest recommendation[C]//2016 IEEE 28Th international conference on tools with artificial intelligence (ICTAI). IEEE, 2016: 46-53. 29. Zheng Y, Gao C, Chen L, et al. DGCN: Diversified Recommendation with Graph Convolutional Networks[C]//Proceedings of the Web Conference 2021. 2021: 401-412. 30. Ding J, Feng F, He X, et al. An improved sampler for bayesian personalized ranking by leveraging view data[C]//Companion Proceedings of the The Web Conference 2018. 2018: 13-14. 31. Ding J, Quan Y, He X, et al. Reinforced Negative Sampling for Recommendation with Exposure Data[C]//IJCAI. 2019: 2230-2236. 32. Loni B, Pagano R, Larson M, et al. Bayesian personalized ranking with multi-channel user feedback[C]//Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems. 2016: 361-364. |

1. 学位论文研究计划及预期目标

|  |
| --- |
| 1.拟采取的主要理论、研究方法、技术路线和实施方案（可续页）  **主要理论及研究方法：**  本课题的研究目标主要是讨论在推荐系统领域，基于用户对象二部图的交互网络，考虑负面评级的影响及合理利用。涉及到的理论知识主要是有符号用户对象二部图交互网络，物质扩散算法，以及基于用户-对象二部网络的局部结构信息的相似度度量和推荐系统常用评价指标。  在有符号的用户对象二部图交互网络，表示用户节点集合，表示对象集合，为有符号二部网络的邻接矩阵，其中*n*为对象数，*m*为用户数，在邻接矩阵中，和分别表示和之间的正链接、负链接和缺失链接，表示用户*j*喜欢对象*i*、不喜欢对象*i*等。本课题的研究就是基于该用户对象二部图。  推荐系统中的物质扩散算法也是基于用户对象二部图，扩散过程则是寻找交互网络中两个节点，也就是用户节点和物品节点之间的关联强度。对于物质扩散过程，首先每一个商品把自己的能量平均分给所有购买过它的用户。用户的能量值则是从所有商品所得到的能量值得总和，接下来，每一个用户再把自己的[能量平局](https://www.zhihu.com/search?q=%E8%83%BD%E9%87%8F%E5%B9%B3%E5%B1%80&search_source=Entity&hybrid_search_source=Entity&hybrid_search_extra=%7B%22sourceType%22%3A%22answer%22%2C%22sourceId%22%3A108846758%7D)分给所有购买过的商品，商品的能量则是从所有用户收到的能量值得总和。以上两个步骤加起来为从商品到商品能量扩散一步。针对大规模系统的推荐，为了保持实时性和效率，往往只需扩散一两步。物质扩散这种算法得到的所有商品最后的能量值之和就等于初始时所有商品的能量值，即能量是守恒的。  在基于用户-对象二部网络的局部结构信息的相似度度量理论中，主要有Jaccard相似系数、Cosine相似系数等等。其中Cosine相似系数是最常用的，衡量了两个用户向量之间的向量夹角大小；夹角越小，证明余弦相似度越大，两个用户也就越相似。计算公式为。  推荐系统常用的评价指标根据任务不同可分为两类，一类是针对评分预测任务的，另一类是针对排序预测任务。对于评分预测任务，一般都是根据原有的评分数据，利用矩阵分解等方法去拟合原评分，使得优化后的模型可以去预测新的评分，这里就要衡量预测的评分和实际评分的差异了，指标一般分为RMSE和MAE。RMSE的定义为：；MAE的定义为：；其中是测试集，是模型预测出来的分数，是测试集的实际评分。  对于排序预测任务，也就是Top-K预测任务，其指标相对来说更加的多样化，其中准确性指标就有Precision@K、MAP@K和NDCG@K等。最常用的Precision@K的定义为：，其中表示测试集中与用户*u*相关的对象集，表示推荐给用户的前K个列表。  研究方法主要分为理论推导和实验验证，通过对推荐系统领域负面评级影响的理论分析设计综合利用负面评级的个性化推荐算法和推荐系统负样本算法，并设计针对负样本出现在推荐列表情绪效应评价指标，最后验证算法的有效性。  **技术路线和实施方案：**  课题研究主要涉及数据集的预处理、推荐算法设计以及推荐结果评价等方面。实验的基准数据集为MovieLens和Netflix。实验会将基准数据集划分为训练集和测试集，其比例为8：2，利用训练集调整模型的参数，测试集则用来验证模型的可行性。针对课题的第一个研究目标：设计综合利用负面评级的个性化推荐算法。实验处理的关键在于如何将负面评级融合到正面评级中，并发挥负面评级最大的积极作用。目前实验还在探索试验阶段。  课题的第二个研究计划是设计推荐系统负样本算法。设定启发式的采样规则，通过该采样规则，从用户未交互过的商品集中选择一部分作为负例。基于之前的实验，RP3算法通过融入物品流行度的考量，相对于P3算法，提升了推荐算法的准确性，故在两种算法实验对比中，被推荐位置相对后移的物品会被考虑为用户可能不喜欢的物品，基于此来设定负采样的规则。  课题的第三个研究计划是探讨新的评价指标，设计针对负样本出现在推荐列表情绪效应评价指标。该指标期望不仅关注用户的情绪价值，还关注算法的准确性。准确性是评价推荐算法最基本的指标。在实验中也会将其作为基准评价指标，持续关注。新的评价指标可以作为推荐算法新的考虑方向。 |
| 2.研究计划可行性，研究条件落实情况，可能存在的问题及解决办法（可续页）  **研究计划可行性，研究条件落实情况：**  研究计划具有可行性，研究条件已经落实  **可能存在的问题及解决办法：**  现目前数据集收集到的负面评级远远少于正面评级，要验证实验预测负面评级的效果需合理放大或转化实验效果。 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **3.研究计划及预期成果** | | |
| 研  究  计  划 | 起止年月 | 完成内容 |
| 2023.01-2023.03 | 文献调研负样本以及负采样在推荐系统上的应用 |
| 2023.04-2023.06 | 设计针对负样本出现在推荐列表情绪效应评价指标 |
| 2023.07-2023.09 | 设计综合利用负面评级的个性化推荐算法 |
| 2023.10-2023.12 | 设计推荐系统负样本算法 |
| 2024.01-2024.03 | 收集整理实验数据并做图像可视化处理 |
| 2024.04-2024.06 | 完成论文 |
| 预  期  创  新  点  及  成  果  形  式 | **预期创新点：**   1. 增强负面评级在推荐算法中的积极效应。现目前在基于用户对象二部图的推荐系统领域，仅实验验证了负面评级的积极效应，未对其在实验中进行合理利用。 2. 基于用户对象二部图的交互网络，提出更加合理的推荐系统负采样算法。现有的启发类的推荐系统负采样算法在流行度的引入后可能会引入新的偏差，因为流行度的计算是全局的，而在用户中，不同用户类别之间的兴趣可能是有差异的，如果所给数据中的用户类别分布不均匀，就可能导致流行度的定义出现偏差。 3. 用户情绪效应算法评价指标。现有的推荐算法性能评估指标主要集中于客观关注推荐效应，缺乏对用户与平台黏稠度的考虑。   **成果形式：**  课题属于应用基础研究，研究关注推荐系统领域负样本的合理利用，预期成果式新的算法能利用负面评级的积极效应提升算法的性能，在真实的数据集验证算法有效性，完成毕业论文。 | |

1. 开题报告审查意见

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 1.导师对学位论文选题和论文计划可行性意见，是否同意开题：  校内导师（组）签字： 年 月 日  校外导师签字： 年 月 日 | | | |
| **2.开题报告考评组意见** | | | |
| 开题日期 |  | 开题地点 |  |
| 考评专家 |  | | |
| 考评成绩 | 合格 票 基本合格 票 不合格 票 | | |
| 结 论 | □通过 □原则通过 □不通过  **通过：**表决票均为合格  **原则通过：**表决票中有1票为基本合格或不合格，其余为合格和基本合格  **不通过：**表决票中有2票及以上为不合格 | | |
| 考评组对学位论文的选题、研究计划及方案实施的可行性的意见和建议： | | | |
| 考评组签名：  年 月 日 | | | |
| **3.学院意见：** | | | |
| 负责人签名： 年 月 日 | | | |