

• ABSTRACT

- 可解释的推荐提供了向用户推荐项目背后的原因，这通常会提高用户的满意度和说服力。
 - 解释推荐的一种直观方法是为用户-项目对生成合成的个性化自然语言评论。
 - 尽管文献中存在一些通过生成评论来解释推荐的方法，但评论的质量值得怀疑。
 - 此外，这些方法通常需要相当长的时间来训练负责生成文本的底层语言模型。
- 在这项工作中，作者提出了ReXPlug，这是一个端到端框架，具有解释建议的即插即用方式。
 - ReXPlug 预测准确的评分并利用即插即用语言模型来生成高质量的评论。
 - 作者训练了一个简单的感知分类器，用于控制预训练的语言模型生成，绕过语言模型的训练。这样一个简单而整洁的模型更容易实现和训练，并且能非常有效地生成评论。
 - 作者通过利用一个特殊的联合培训的交叉关注网络，对评论进行个性化处理。
 - 通过详细实验表明，通过利用文本评论作为正则化器，ReXPlug 在评级预测的各种数据集上优于许多最近的模型。
 - 定量分析表明，ReXPlug 生成的评论在语义上接近真实评论，而定性分析则从经验和分析的角度证明了生成的评论的高质量。

• INTRODUCTION

- 互联网上的海量数据要求对信息进行有效过滤。推荐系统则是在web上执行这种过滤。
- 推荐系统的主要目标是预测用户是否会与项目交互，这些交互可以有多种形式。
- 协同过滤是一种有效且广泛使用的技术，它利用过去的用户-项目交互来预测用户-项目对的评级。
 - 协同过滤最常见的方法是学习固定大小的嵌入向量（潜在特征）来表示每个用户和项目，然后使用这些嵌入向量预测未知的评分。
- 矩阵分解是一种早期流行的模型，它将用户和项目映射到它们各自的嵌入，并在这些潜在特征上应用内积来捕获交互。
 - NeuMF等深度学习模型也使用此类嵌入，但将内积替换为可以从数据中学习任意函数的神经架构。这些模型预测给定项目的评分，基于这些评分可以向用户提出建议。
- 除了评分，模型还可以利用用户和物品之间的另一个丰富的交互信息来源：用户书面评论。与单个评分相比，单个评论包含更多有关相关用户-项目对的信息。
 - 可以它们从中提取大量信息。评论直观地解释了用户购买该商品的原因，以及用户购买后对商品的感受，从而提供了一些潜在的可解释性。
 - DeepCoNN是最早利用神经网络进行基于评论的协同过滤的模型之一。
 - 对 DeepCoNN 的进一步修改采用 TransNets的形式，以及 MPCN和 NARRE等网络。
- 推荐中的可解释性一直是个性化推荐研究的一个重要方面。它通过向用户提供推荐结果并提供推荐背后的解释来解决为什么这样做的问题。

- 通过这种方式，它提高了推荐系统的透明度、说服力、有效性、可信度和用户满意度。
- 可解释性有多种形式，大多数可解释的推荐模型提供了一些预定义的解释，如句子模板或关联规则。
 - 最基本的推荐是预测被用户熟悉的其他“相似”项目解释时，这是协同过滤背后的基本概念。
 - 在这种情况下，一个简单的文字说明，可以是向用户推荐的这个产品与该用户之前喜欢的其他产品相似。然而，这样简单的解释可能不足以说服用户购买产品。
- 近年来，深度学习模型在个性化推荐领域取得了成功。
- 然而，这些模型的问题在于它们的黑盒性质，这给解释带来了困难。
 - 一种更自然的解释形式是使用语言模型生成合成文本解释。
 - 在这个变体中，基本目标是生成类似于用户过去写评论的句子。如果该模型以某种方式模仿用户撰写评论的方式，则用户可能会对推荐更满意。
 - 这种方法具有挑战性，主要是因为文本生成过程中的噪声，并且其仍处于早期阶段。
- 最近有一些尝试生成自然语言解释的项目。
 - 一些采用这种形式的旧方法，其背后的基本思想是根据训练集中的用户评论训练序列生成序列模型，并生成类似评论的句子作为解释。
 - 缺点
 - 这些语言模型从头开始生成文本解释，使得训练它们的计算成本高昂且不划算。
 - 生成的解释的流畅性也值得怀疑，因为它们各自的语言模型都没有在庞大的语料库上进行过训练。
- 随着 Transformers 的出现，迁移学习方法是实现对推荐的这种个性化解释的关键，因为像 BERT 和 GPT-2 这样的预训练语言模型可以依照我们的选择微调数据集。
 - ReXPlug 除了预测推荐的评分外，其还建立在一个巨大的预训练语言模型之上，用于控制文本生成以进行解释。
 - 迁移学习使 ReXPlug 在训练时间和可训练参数数量方面非常高效，同时还提供高质量和特定领域的解释。
- 总结
 - 作者提出了一个端到端的神经网络框架 ReXPlug（使用即插即用语言模型的可解释推荐），通过使用用户发表评论来生成高质量的可解释推荐。ReXPlug 在训练所需的时间方面效率更高，并且在解释评估方面优于最先进的生成模型。
 - 作者根据经验将 Review Regularizer 与 Cross-Attention (RRCA) (ReXPlug 的一个子模块) 与其他最先进的预测评分模型进行比较。RRCA 在评级预测任务上优于这些模型。
 - 作者使用控制变量法证明 ReXPlug 子模型的有效性。
 - 作者通过以下方式对生成的评论进行定量分析
 - BLEU 和 Distinct 分数等自动评估指标。
 - 通过 ReXPlug 计算解释和真实评论之间的 Pearson 相关系数。
 - 将生成的评论与真实评论进行比较。