Local Low-Rank Matrix Approximation

# ABSTRACT

矩阵近似是推荐系统，文本挖掘和计算机视觉中的常用工具。构造矩阵近似的普遍假设是部分观察到的矩阵是低阶。我们提出一种新的矩阵近似模型，其中我们假设矩阵是本地的低阶，导致观测矩阵的表示作为低阶矩阵的加权和。我们分析了本地低估建模的准确性。我们的实验显示了对于推荐任务的经典方法的预测精度的改进。

# INTRODUCTION

推荐系统通常经过优化，可以产生反映用户尚未评估的最强烈推荐项目的top-N列表。然而，有很多理由相信，这个顺序可能不是最好的，以展示物品的用户，无论是内或跨会话。**首先，top-N不考虑是否已经向用户显示了一个建议**，也就是说它是新鲜的还是可能陈旧的。**第二，提出标准的top-N名单可能会创造一个经验，其中持续的探索结果意味着寻找更糟糕的替代品被推荐**。在本文中，我们探讨了旨在解决这些问题的标准top-N方法的两种替代方案。循环建议经过多次观察后，将推荐项目降低，同时从列表下方推出更新鲜的建议。曲线化显示“Z形”的顺序，其中最好的建议（即来自评级预测模型的top-N建议）分布在几页上，随着用户继续探索，在每个页面上提供高品质的产品。循环可能发生在相同的访问或跨多次访问中，我们称之为会话内或会话间循环。行动循环会产生更直接和明显的变化，但可能会导致混乱，因为当用户返回上一页时，潜在有趣的建议可能会消失。会话间循环不太可能出现这个问题，但可能不明显，因为用户忘记了以前看到的内容。

这项工作的高级研究问题是循环和曲线推荐 - 是否重新审视top-N名单的两个观点 - 提高了用户体验。但是，我们并未尝试优化特定的用户体验。我们认识到不同的experiences可能需要不同的方法。网站建议单个项目的情况无法从曲线推荐中受益。将top-N列表视为“待办事项”列表的用户，每次使用top-N项目，都将无法顺利运行。相反，我们希望看到这些操作如何与用户体验相关联，希望引导设计者采用它们，或将它们提供给用户。与Ziegler的工作[32]相似，用户愿意接受一定的准确性损失，以提供更多样化的建议，我们预计，由于操纵，建议的准确性可能会降低; 然而，我们测试是否可以优先选择精确度来换取更广泛和“更新鲜”的项目。

以此作为我们研究的目标，我们来看多个指标和用户体验的几个维度。我们认识到，用户也有不同的目标，包括那些想深入探索的人，以及那些只想要快速找到物品的人。因此，我们研究（a）各种用户活动，包括参与度量（使用水平）和成功措施（选定项目数量）以及（b）各种自我报告的反应，包括评估质量，新鲜度，实用性等我们遵循Knijnenburg等[12]提出的框架，以用户为中心的推荐系统评估。涉及框架的四个组成部分：OSA（客观系统方面，例如推荐人操纵），SSA（主观系统方面，即用户对推荐者不同方面的看法），EXP（经验，例如，整体感知有用性或满意度） ）和INT（交互，即用户活动或推荐者中的行为数据）。它导致我们的研究问题RQ1-RQ3列在下面。我们结合了SSA，EXP和INT测量，以更好地了解用户体验。如Velsen等[31]所指出的，用户行为数据的解释往往很麻烦，他们建议将客观行为数据与主观经验数据（通过实验中的调查收集）进行三角测量。例如，增加的网页浏览量可能代表更好（更多）用户参与度，但也可能意味着用户被迫浏览更多以获得有用的建议。我们担心问调查问题也可能对用户的活动产生影响。因此，除了上述两个操作之外，我们还设计了另一个变体：延迟请求和非延迟请求。对于延迟询问条件的用户，我们在参加实验一段时间（一个月）后才会向他们询问调查问题，以便我们可以在最接近在线推荐人员的生产环境的环境中衡量用户活动系统一段时间（通常没有调查）。

# RELATED WORK

上面提出的循环方法创建了一种不同类型的呈现控制动态，因为它控制了推荐项目的呈现，并在有一定曝光时将其提出循环。我们在这里使用推荐者动态来广泛地参考建议的变化。动态推荐系统有很多种动态[24]。最经典的模型用户的时间偏好漂移[13,8,3]。Rana和Jain [24]将推荐系统的动态分为六类：时间变化，在线处理，情境，新奇，偶然性和多样性。我们在这里从不同的角度审查推荐系统的动态。从文献中可以通过两种方法实现动态：基于模型和基于算法。基于模型的方法包括上下文感知推荐者[29,1]和明确建模用户偏好变化的系统[13,3]。例如，在他们关于环境意识推荐系统（CARS）的工作中，Adomavicius等人[1] 研究了如何定义和使用上下文以创建更智能的建议，例如对于上下文因素使用预过滤和后置过滤策略。在分类中，上下文也可以是动态的（而不是静态的），因为设计者可能会发现以前相关的上下文不再有用，比如购物伴侣。Koren [13]提出通过明确地假设时间效应参数来跟踪历史数据集中的整个时间段内的产品的用户偏好，并成功地将这个想法并入了两个流行的推荐技术：分解模型[14]和项目邻域 模型[25]提高偏好预测精度。

实现动态的第二种方法是通过算法，即如何找到指定模型的最优解，以及当新数据集变得可用时更新模型的频率。作为一个例子，矩阵因式分解[14]是推荐的一种流行技术，其中用户偏好用潜在因素建模并从用户项目交互矩阵中学习。认识到与接收用户反馈的时间相比，批处理这些交互数据矩阵具有显着的延迟，已经提出并测试了在线学习或增量技术来进行实时模型更新[17,16]。大多数基于机器学习的推荐系统方法具有增量处理能力。例如，学习到等级[5]技术直接从数据中学习到特定用户的项目的相对排名，其动态关键取决于排名模型的更新等待时间，即新的可用信息被加入到 算法。许多推荐系统都有基于模型和算法的动态视角，如基于马尔可夫决策过程（MDP）的推荐者[26]和计算广告中的上下文匪徒[15]。在这些技术中，推荐问题被建模为代理的动态决策策略，并且算法被设计为基于部分可用和逐渐获得的诸如来自用户的“不喜欢”反馈的信息来搜索最优解。

然而，需要更系统地研究推荐者模型和算法对用户感知和经验的影响。当用户感觉到更多的新鲜度和更少的无聊时，建议的变化是一件好事，但是当变化是非常意想不到的或过度戏剧性的时候，也可能会令人困惑。换句话说，几个心理因素（可能不可直接观察到）可能涉及用户的决策，因此需要一个系统的以用户为中心的方法来评估其潜在的参与。用户对建议的接触也可以通过分析用户的行为，遵循说服和营销科学的方法和想法进行研究。正如格雷斯[30]的工作表明，广告曝光具有非线性效应，换句话说，重复曝光是必要的，但收益减少。他们和他人的结果[18]表明，两到三个广告曝光可能是最佳的。正如Petty和Cacioppo [21]所讨论的，并且通过他们的结果提出，重复有说服力的沟通倾向于首先增加然后减少协议。他们提出了一个两阶段的态度修改过程：重复增强了一个人在第一阶段处理消息的能力，并且在第二阶段过度暴露引起了麻烦和反应。同样，这两个阶段的过程也可能适用于建议。虽然CARS [1]基于用户的上下文状态（即，基于时间，心情或伴侣）来适应建议，但是可能存在难以测量的上下文，并且关于它们的非常稀疏的数据可用于每个单独的用户。因此，重复建议可能会增加用户在相关上下文中处理建议的机会。此外，我们通过调查研究用户感觉的无聊和与动态相关的新鲜度。根据用户过去曝光的推荐项目，改变建议的研究并不多。相关研究的一个线程是CTR（点击率）在信息检索[2]，其中有许多风险，但是从用户没有积极的反馈文件被降级，因为他们的估计点击率变低估计。推荐系统还可以利用间接反馈，例如点击，这将被视为隐性偏好信号[9]。换句话说，当专注于隐含用户的反馈以响应所显示的推荐时，可以设计推荐器以实现类似的动态。我们不会使用CTR作为我们工作中的主要评估方法，因为所研究的系统不是针对性产生点击次数，而是帮助用户在探索和查找电影方面拥有更好的经验（以更全面， 综合方式）。此外，在我们的系统中，用户可以查看和评估电影，而无需点击详细页面，因此作为主要评估指标的点击信息可能受到限制。不过，我们将跟踪点击作为用户活动和与系统互动的几个指标之一。推荐系统还可以利用间接反馈，例如点击，这将被视为隐性偏好信号[9]。换句话说，当专注于隐含用户的反馈以响应所显示的推荐时，可以设计推荐器以实现类似的动态。我们不会使用CTR作为我们工作中的主要评估方法，因为所研究的系统不是针对性产生点击次数，而是帮助用户在探索和查找电影方面拥有更好的经验（以更全面， 综合方式）。此外，在我们的系统中，用户可以查看和评估电影，而无需点击详细页面，因此作为主要评估指标的点击信息可能受到限制。不过，我们将跟踪点击作为用户活动和与系统互动的几个指标之一。

推荐系统可以通过离线度量和在线现场实验进行评估。离线指标有时会对在线环境做出假设。一个这样重要的假设是推荐值从建议项目列表的顶部到底部衰减。例如，nDCG [10]和加权召回（或Breese's score [4]）评估指标呈指数衰减。我们建议测试这个假设，因为同时显示所有最佳建议可能不是最佳的。已经显示列表优化来改进建议[28]，这表明最佳列表可能与单独优化项目的集合不同。此外，已经表明，除了准确性之外，推荐者的许多其他属性是用户满意度的重要方面[22,19,20,32,11]，如多样性，新颖性等.Pu等人[22]提出了以用户为中心的推荐系统评估框架，具有最先进的调查设计[23]。Knijnenburg等[12] 提出了一个综合框架，同时考虑到客观系统测量和主观用户感知来解释用户体验。我们直接应用这个框架来评估我们的操纵。特别是，他们假设客观系统方面（OSA），主观系统方面（SSA），用户体验（EXP），用户交互或活动（INT），情境特征（SC）和个人特征（PC） - 根据理性行动（TRA）[7]。我们通过在这里记录和分析用户活动和调查回答的方法来使用和建模前四个组件。这个框架强烈地依靠调查问题向用户询问他们的主观经验。在这种类型的研究的许多例子中，用户通常与系统进行一次交互，然后评估其性能。然而，在我们目前的研究中，用户可以随着时间的推移与系统进行交互，即超过几个会话。因此，我们改变调查问题的时刻，看是否查询用户体验可能会影响用户与系统的互动。

# EXPERIMENT DESIGN

为了回答我们的研究问题，我们在MovieLens 1中进行实地实验我们包括至少有15个评级的用户，以确保我们正在对具有合理级别的系统级别的用户进行测试，因为大多数活跃用户具有超过15个评分（如“结果”部分所示）。我们还将研究限制为仅包含系统中至少有一次使用会话的用户，不包括当前会话，原因如下所述。，每月数千名真实用户使用的在线电影信息和推荐系统（截至2016年7月的41,125部电影）。通常，与Netflix或Hulu类似，MovieLens用户浏览网格布局中组织的电影卡的页面。他们可以根据他们对电影的喜好对五星评级小部件中的电影进行评分，并将电影添加到他们的个人愿望清单中。他们还可以点击电影卡转换到另一个页面，看电影细节。我们邀请有资格的用户通过主页上显示的链接参加实验：“您想在MovieLens中体验一个名为Spirit的新电影推荐人吗？”（Spirit是我们用于本研究中所有条件的推荐名称）。点击链接后，用户将看到知情同意页面，其中简要介绍了实验，包括有关潜在的调查请求的信息。如果他们同意，他们被随机分配到一个实验条件。用户可以随时点击右上角的“停止使用精神”的链接，选择不使用实验推荐器。请注意，此处选择退出特别是指停止使用实验推荐器，而不是完全脱离实验。用户被告知，如果他们希望完全撤回，他们可以通过MovieLens与我们联系，以将其数据从系统中删除。本实验由机构机构审查委员会批准。

我们采用主题3x2x2因子设计。第一个设计因素是循环，需要三个层次 - 无循环，会话间循环和会话内循环 - 如上一节所述。我们想通过循环来实现的目的是控制推荐项目对用户的曝光量，有利于那些最不暴露的项目，但只有在呈现一定次数后才能使用。这是通过首先基于先前呈现的数量重新排列前N个项目，然后基于来自最先进的算法的预测偏好来实现的。我们使用演示来具体参考MovieLens网格布局中的电影卡显示。而不是直接使用演示次数，我们计算出电影已呈现给用户的次数除以3（舍入到较小的整数），我们将其称为演示得分，这是基于向后追溯到演示数据的历史记录在用户加入实验之前的一个会话（这是通过参与者的参与标准，即在加入之前至少有一个会话的用户）启用的。这意味着，在算法开始降级新列表中的项目排名之前，项目将首先被暴露三次。项目的预测偏好（即评级）来自基于MovieLens中的项目的用户评级的历史数据的流行项目协作过滤算法[25]。前N列表首先按表现得分上升排序，然后按预测的等级逐级排序以获得新的前N个列表。此外，如前所述，两种类型的循环 - 会话内和会话 - 被设计为具有不同的动态范围。对于会话内部类型，即使在同一个会话中，即使用户去（或返回）到主页，我们也会循环N个建议。对于会话间循环，当用户在新会话中进入主页时，我们只会循环一次。我们把240个项目作为（top-）N。它覆盖10页电影卡（每页显示24部电影），超过此页面，推荐列表中没有任何操纵