PowerMat：无需用户物品评分值、解决冷启动问题的上下文感知推荐系统

王浩
Ratidar.com 首席执行官办公室，中国北京，
100080 haow85@live.com

摘要——推荐系统是许多现代公司的重要技术资产。随着市场对更高技术精度的需求不断增长，越来越多的研究和投资被投入这一领域。推荐系统的一个重要子领域——上下文感知推荐系统，发展一直停滞不前。由于难以收集输入数据集，针对上下文感知推荐系统的研究远少于推荐系统的其他子领域。本文提出一种名为 PowerMat 的新算法，以解决上下文感知推荐问题。我们的理论建立在矩阵分解和齐夫定律之上，也借鉴了 DotMat 等较新的研究成果。实验结果证明，我们的方法优于经典矩阵分解算法以及 MovieMat 等其他上下文感知推荐系统+。此外，通过理论分析，我们表明该算法解决了上下文感知推荐中的冷启动问题。

关键词 - 推荐系统；上下文感知推荐系统；PowerMat；DotMat；矩阵分解

1. 引言

推荐系统是 Web 2.0 的标志性技术之一。推荐系统的早期采用者认为，过去人们通过搜索引擎寻找有用信息，而如今获取信息的新方式是使用推荐系统。基于这一理念，百度、阿里巴巴和腾讯等许多企业开始组建自己的技术团队，开发相关产品。在随后几年的下一波 IT 革命中，今日头条和 TikTok 等初创企业借助推荐技术迅速崛起，成为行业中的主要参与者。

尽管对这项技术的投资和研究不断增加，但与主流研究对算法精度的关注相比，推荐系统的一些子领域仍未得到足够重视。其中一个子领域是上下文感知推荐——它将上下文信息与用户物品评分值结合起来，预测用户对一组物品的偏好。自 2010 年代初以来，围绕这一主题举办的 CARS [1][2][3]研讨会一直是 RecSys 的配套研究活动，但近年来录用论文的数量仍然很少。在行业中，汉堡王和携程等企业一直在利用这项技术提升客流量和销量。

上下文感知推荐研究的一大难点是输入数据的收集。开放数据集十分有限，许多研究人员无法获取算法设计所需的数据集。2012年，一个名为 LDOS-CoMoDa [4] 的重要数据集在网上发布，其中包含上下文信息和用户的电影评分。本文将该数据集用作主要实验数据集。

为了构建我们的算法，我们以矩阵分解框架为算法设计的基础，并借鉴齐夫定律和 DotMat [5] 算法，将矩阵分解算法转化为上下文感知推荐算法。在实验部分，我们证明了我们的方法优于经典矩阵分解算法和另一种名为 MovieMat+ [6]的上下文感知推荐算法。

2. 相关工作

基于矩阵分解的推荐系统在业界非常流行[7][8]。除了经典的矩阵分解算法，近年来还出现了新的方法。Zipf 矩阵分解 [9], MatRec [10] 和 KL-Mat [11] 旨在解决公平性问题。由于矩阵分解简单且易于解释，研究人员常将其选作基准，并针对各种场景进行改进。

过去十年来，上下文感知推荐一直受到研究。已有研究采用惩罚项 [12] 或加权线性组合 [13] 来解决这一问题。与常见方法不同，Wang 提出了 MatMat 算法[14] 以及一个实际示例 MovieMat/MovieMat+ [6] ，将经典矩阵分解中的标量拟合问题转化为矩阵拟合问题。

有多种指标可以比较推荐系统的性能。经典指标包括平均绝对误差、均方根误差、归一化折损累计增益等。它们都用于比较推荐系统的准确性。近年来，出现了一种新指标，例如马太效应程度 [9], , 并被许多论文采用。还有一项研究提出使用极值理论 [15] 来评估推荐系统的公平性。

3. PowerMat 的公式化

在提出我们自己的算法之前，我们先回顾 DotMat 的思路。DotMat 是一种受 RankMat 启发的算法，它摒弃了使用指数族对矩阵分解中的概率分布进行建模的思路。具体而言，DotMat 的损失函数如下：

$$L = |(U_i^T \cdot V_j)^{U_i^T \cdot v_j} - \frac{R_{i,j}}{R_{max}}| \qquad (1)$$

为重构未知的用户物品评分值，我们使用以下公式：

$$R_{i,j} = R_{\max} \times (\mathrm{U_i^T} \cdot \mathrm{V_j}) \qquad (2)$$

乍一看，重构公式似乎有误，因为在损失函数中，我们使用 $\mathrm{U_i^T} \cdot \mathrm{V_j}$ 的幂来估计用户物品评分值。然而，研究人员有意将算法设计成这样。通过这种方式构造算法，最受欢迎的物品在损失函数中产生的误差最小，因此，与原始的矩阵分解公式相比，系统的整体性能将大幅提升。

我们将 PowerMat 算法表述为一个最大后验概率问题（即概率矩阵分解）：

$$\mathrm{P(U, V \mid R, c)} = \mathrm{P(R, c \mid U, V)P(U)P(V)} \quad (3)$$

其中，R 是用户物品评分值，c 是上下文信息向量，U 是用户特征向量，V 是物品特征向量。

我们将后验分布 P(U, V | R, c) 定义如下：

$$P(U, V \mid R, c) = (U \cdot V)^{\alpha \cdot c + \beta U \cdot V} \quad (4)$$

其中， α 是上下文信息向量的系数向量， β 是 U 和 V 点积的标量系数。与概率矩阵分解一样，我们使用正态分布对 U 和 V 的先验分布建模。最后，我们对损失函数取自然对数，并计算损失函数的随机梯度下降更新公式：

$$U = U - \gamma(\beta U^T \cdot V \cdot V + (\beta U^T \cdot V + \alpha \cdot c)V - \frac{2}{\sigma_U} U) \quad (5)$$

$$V = V - \gamma(\beta V^T \cdot U \cdot U + (\beta V^T \cdot U + c^T \cdot \alpha)U - \frac{2}{\sigma_V} V) \quad (6)$$

$$\alpha = \alpha - \gamma(U^T \cdot V \times c) \quad (7)$$

$$\beta = \beta - \gamma((U^T \cdot V)^2) \quad (8)$$

通过仔细考察公式（5）至（8），我们发现，要执行 PowerMat 算法，唯一需要的输入数据就是上下文信息，公式中不需要用户-项目评分值。我们的算法实际上可以解决上下文感知推荐中的冷启动问题。例如，当一位新用户进入电影院时，我们并不知道他的偏好，但得益于部署在影厅内的传感器，我们可以获取上下文信息，进而通过电影院应用向他推荐新电影。

4. 实验

由于难以获取用于上下文感知推荐的数据集，我们在 LDOS-CoMoDa 数据集上开展实验。LDOS-CoMoDa 是一个开放数据集，包含多个上下文信息字段。我们将自己的算法与经典矩阵分解（这是一种无上下文算法）以及 MovieMat+ 进行比较。MovieMat+ 是一种上下文感知电影推荐系统，可将 6 种不同的上下文信息值纳入系统。

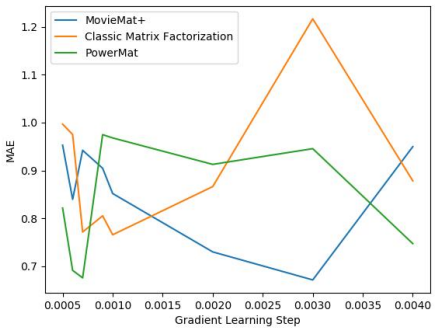

图1 PowerMat 与其他算法在平均绝对误差上的比较

图1展示了 PowerMat、经典矩阵分解和 MovieMat+之间的准确度比较结果。根据实验结果，当梯度学习步长较小时，PowerMat 能达到相近的最优值；而在参数值较大时，MovieMat+ 的表现优于 PowerMat，

但在大多数参数设置下，始终无法达到 PowerMat 的最优值。经典矩阵分解算法的表现始终不如这两种算法。

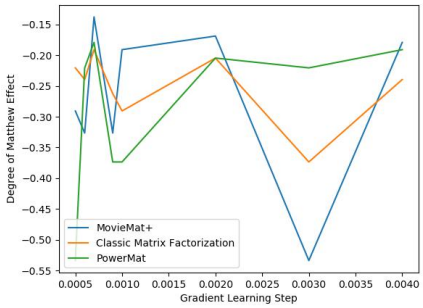

图 2 PowerMat 与其他算法
在马太效应程度方面的比较

图 2 展示了 PowerMat、经典矩阵分解和 MovieMat+之间的公平性比较结果。根据实验结果，PowerMat 在达到最优准确率时，以及参数较大时，公平性指标均达到最优；而在参数值处于中间范围时，MovieMat+的表现优于 PowerMat。矩阵分解的表现始终不及这两种上下文感知推荐系统。

5. 结论

上下文感知推荐是众多研究人员和工业工程师长期关注的研究方向。然而，由于用于上下文感知推荐研究的开放数据集极为有限，该领域尚未出现许多颠覆性创新。本文提出了一种名为 PowerMat 的新型上下文感知推荐系统，该系统能够取得有竞争力的结果并解决冷启动问题。

未来，我们希望进一步探究如何解释 PowerMat 算法的有效性。这或许能帮助我们更深入地了解人工智能领域的知识。

致谢
我感恩互联网时代，自己是它的受益者，而非受害者。开放获取的文献和廉价的计算资源，多年来助力我独立开展研究。感谢教授和校友传授给我的研究方法基础并给予我自信，也感谢自己的专业经验与努力；截至 2021年，我已获得 3 项最佳论文奖／最佳口头报告奖。这些奖项让我在孤身一人、缺乏支持且萌生轻生念头时，仍能坚持下去。

6. 参考文献

[1] Coviello E.、Ellis K. 等，《在线上下文音乐推荐的可扩展模型》，CARS 研讨会，2021年
[2]Wang J.、Yessenalina A. 等，《使用双塔模型探索视频推荐的异构元数据》，CARS 研讨会，2021年

[3]Chen Y.、Li J. 等，《面向下一篮子推荐的动态属性建模》，CARS 研讨会，2021年[4] ODIĆ, Ante、TKALČIČ, Marko、TASIČ, Jurij F.、KOŠIR, Andrej：《电影推荐系统中相关上下文信息的预测与检测》，Interacting with Computers，第25卷，第1期，2013年[5] Wang, H.，《DotMat：解决推荐系统的冷启动问题和稀疏性问题》，ICET，2022年[6] Wang, H.，《MovieMat：通过矩阵拟合进行矩阵分解的上下文感知电影推荐》，ICCC，2021年[7] Takacs, G.、Tikk, D.，《用于个性化排序的交替最小二乘》，第六届 ACM 推荐系统大会，2012年[8] Chen, T.、Zhang, W. 等，《SVDFeature：基于特征的协同过滤工具包》，机器学习研究期刊，2012年[9]Wang, H.，《Zipf 矩阵分解：缓解马太效应的矩阵分解》，ICAIBD，2021年[10]Wang, H.，《MatRec：面向高度偏斜数据集的矩阵分解》，ICBDT，2020年[11]Wang, H.，《KL-Mat：基于信息几何的公平推荐系统》，icWCSN，2022年[12] Villegas, N.、Sanchez, C.、Dıaz-Cely, J.、Tamura, G.，《上下文感知推荐系统的特征：系统性文献综述》，Knowledge-based Systems，2018年[13] Champiri, Z.、Shahamiri, S.、Salim, S.，《学术情境感知推荐系统系统性综述》，Expert Systems with Applications，2014年[14]Wang, H.，《MatMat：通过矩阵拟合进行矩阵分解》，ICISCAE，2021年[15] Wang, H.，《推荐系统的公平性指标》，icWCSN，2022年