推荐系统的有效可视化与分析

Hao Wang

Haow85@live.com

Ratidar.com

摘要—推荐系统遍布商业世界。从 Goodreads 到 TikTok，互联网产品的客户得益于这项技术，对产品愈发着迷。行业从业者致力于提高推荐系统的技术准确性，同时兼顾多样性和意外发现性等其他因素。尽管推荐系统的研发历史悠久，但关于如何利用可视化技术促进这项技术的算法设计，讨论仍然很少。本文运用一系列数据分析与可视化技术，例如 Takens嵌入、行列式点过程和社交网络分析，帮助人们通过预测中间计算成本和输出性能，开发有效的推荐系统。据我们所知，我们的工作开创了这一领域，因为此前鲜有（甚至没有）关于推荐系统可视化的发表成果。

索引词—推荐　　推荐系统、Takens嵌入、行列式点过程、社交网络分析、可视化

1 引言

推荐系统在互联网行业中无处不在。从 20 世纪 80 年代自研究人员达成共识以来，借助可视化进行算法分析一推荐系统经历了不同的发展阶段。最早的推荐系统算法包括

随着越来越多的人加入竞赛以提升技术准确性，公平性

提升推荐系统算法的性能，是许多公司人工智能部

例如，如果使用平均绝对误差（MAE）作为指标，并

我们发现，在数据分析与可视化范式下，我们不仅能够分

2 相关工作

推荐系统包含不同的研究子领域。其中，矩阵分解是一

矩阵分解有多种优化方法。其中一个值得注意的例子是交

2020年，MatRec [21] 被提出，作为 SVDFeature 的一个

矩阵分解的变体也适用于冷启动问题。ZeroMat [24]于

人工智能算法可视化 [27][28][29]在信息可视化领域受到

Taken嵌入 [18] 于1981年发明，用于将低维数据可视化

我们的出版物中也采用了社交网络分析和可视化[36][37]。

3 推荐系统基准测试

矩阵分解是过去十年中最成功的推荐系统范式之一。该框

请注意，该框架将用户物品评分值的空间复杂度从

用于求解矩阵分解损失函数、以获得最优用户/物品特征

矩阵分解方法已有许多变体。其中一项值得关注的贡献是

矩阵分解的一个特殊实例是 ZeroMat。ZeroMat 是推荐

另一项重要发明是 DotMat，其推荐结果可与经典矩阵分解

ZeroMat 和 DotMat 缓解了稀疏性问题，同时解决了冷启动

解决冷启动问题的一种常见启发式方法是随机放置。具体

在本文中，我们选择以下 7 种推荐系统算法进行数据分析与

4 ZEROMAT

本节将介绍一项名为 ZeroMat 的 2021年 发明。

ZeroMat 假设用户物品评分服从以下分布：

$$\frac{R_{i,j}}{R_{max}} \sim \frac{Rank_{\max}}{Rank_{i,j}} \quad (1)$$

然后，该算法将分布代入概率矩阵分解框架：

$$P(U, V \mid R, \sigma_U, \sigma_V) = \prod_{i=1}^{N} \prod_{j=1}^{M} (U_i^T \cdot V_j) \times \prod_{i=1}^{N} e^{-\frac{U_i^T \cdot U_j}{2\sigma_U^2}} \times \prod_{j=1}^{M} e^{-\frac{V_j^T \cdot V_j}{2\sigma_V^2}} \quad (2)$$

该算法的随机梯度下降（SGD）更新公式如下（将标准差

$$U_i = U_i + \gamma \times \left(\frac{V_j}{U_i^T \cdot V_j} - 2 \times U_i\right) (3)$$

$$V_j = V_j + \gamma \times \left(\frac{U_i}{U_i^T \cdot V_j} - 2 \times V_j\right) (4)$$

从更新公式可以看出，除参数 U 和 V 外，计算中不涉及其他额外信息

5 DOTMAT

DotMat 是推荐系统发展史上第二个无需输入数据即可解

DotMat 的算法受到 ZeroMat 和 RankMat 的启发。它

$$L = |(U_i^T \cdot V_j)^{U_i^T \cdot V_j} - \frac{R_{ij}}{R_{max}}| \quad (5)$$

与 ZeroMat 类似，DotMat 的随机梯度下降更新公式不

6 TAKENS 嵌入

本文提出使用 Takens嵌入来分析和可视化 MAE 曲

Takens嵌入的形式化定义可见于 1981年发表的原始论文：

设 $M \subset R^n$ 是一个 n 维紧流形。设

$$\varphi: R \times M \to M$$

and

$$f: M \to R$$

是一般的光滑函数。那么，对于任意 $\tau>0$，映射

$$M \to R^{2n} + 1$$

定义为

$$x \mapsto (f(x), f(x_1), f(x_2), \ldots, f(x_{2n}))$$

其中

$$x_i = \varphi(i \cdot \tau, x)$$

是一个满秩单射映射。

在我们的研究中，我们放宽了对映射 M 的要求，允许嵌

Takens嵌入最初是为在高维空间中重构动力系统的

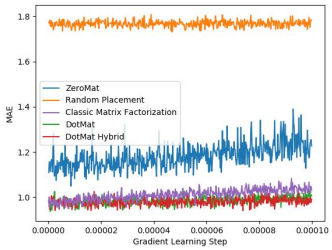

图 1 MovieLens 100 万数据集上 5 个不同推荐系统的 MAE 曲线

图1展示了 MovieLens 1 Million数据集 [40]上 5 种不同推荐系统

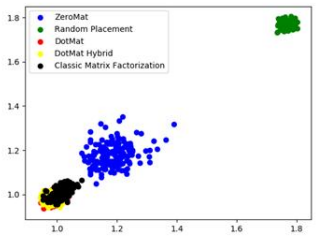

图2 图1中数据集的二维可视化

图2展示了在二维空间中可视化 MAE 曲线的结果。

将 MAE 曲线提升至三维后，经过仔细观察，我们得出了与

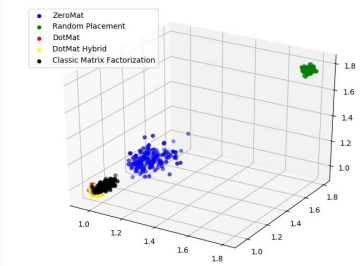

图3 图1中数据集的三维可视化

现在，我们对 LDOS-CoMoDa 数据集的 MAE 曲线进行可

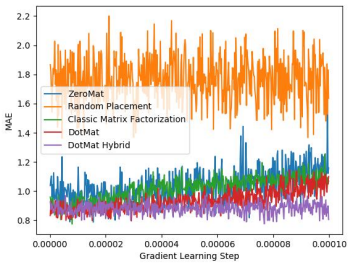

图4 LDOS-CoMoDa 数据集上 MAE 曲线的可视化

图 4 展示了 5 种不同推荐系统的 MAE 曲线。由于其

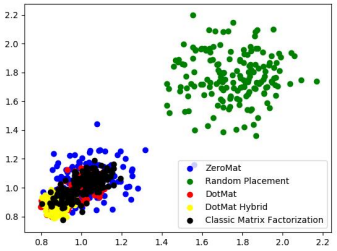

图 5 展示了 MAE 曲线的二维可视化效果。

我们将数据集提升至二维进行可视化，如图 5 所示。

尽管 4 种算法仍然杂乱，但以点云形式呈现时，它们

现在，我们将一维 MAE 曲线提升到三维空间：

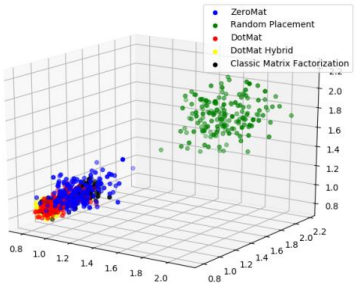

图 6 展示了 MAE 曲线的三维可视化

在三维空间中，我们可以交互式地探索点云，因此能够更

7 递归图

递归图是一种用于可视化动力系统递归模式的技术。在本

递归图是按如下方式定义的二维图像：

$$I(x,y) = \begin{cases} 1, & if\ |T(x) - T(y)| < \varepsilon \\ 0, & if\ |T(x) - T(y)| > \varepsilon \end{cases}$$

其中，T 表示时间序列（在我们的例子中为 MAE 曲线），而 是一

我们使用递归图，结合不同梯度学习步数下的网格搜索，

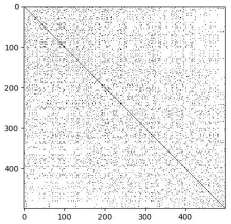

图 7 ZeroMat 的递归图

从图 7 到图 10，我们观察到 DotMat Hybrid 是最稳健的

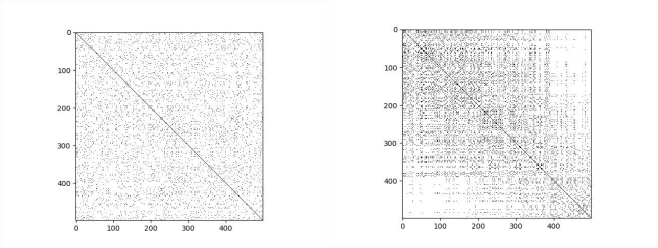

图 8 和图 9 随机放置与 DotMat 的递归图

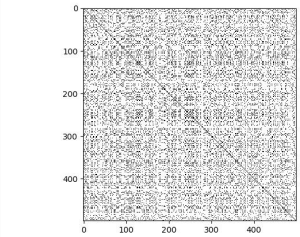

图 10 DotMat Hybrid 的递归图

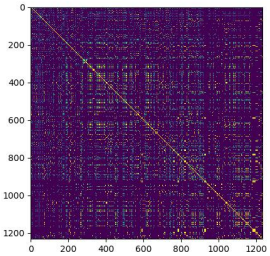

图 11 用户间相似度热图

8 行列式点过程

在现代推荐系统中，多样性是产品所有者关注的关键

DPP 构建物品的相似度矩阵，然后将该矩阵的行列张成向量彼此正交时，体积可达到理想的最大值。

为了分析和评估推荐系统的多样性，我们使用热力图绘制算

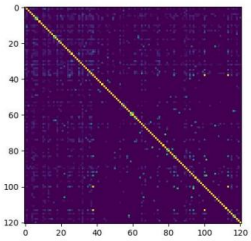

图 12 物品间相似度热

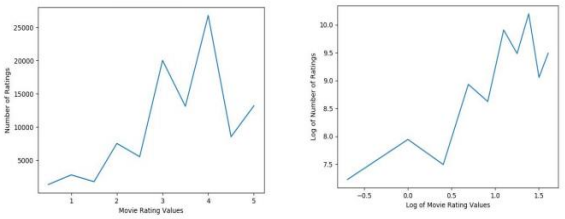

图 13 MovieLens 小型数据集上的流行度偏差效应

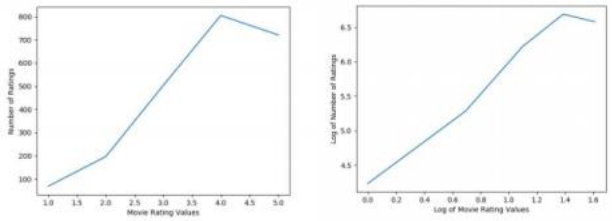

图 14 LDOS-CoMoDa 数据集上的流行度偏差效应

DPP 构建物品的相似度矩阵，然后将该矩阵的行列

9 流行度偏差与长尾效应

偏差问题是近年来推荐系统领域最热门的研究课题之

流行度偏差是指推荐系统中最受欢迎的物品对性能的

2018年，Wang 等人 [42] 设计了分析公式，用于捕

借鉴他们工作的思路，我们在图 13（双对数图）中

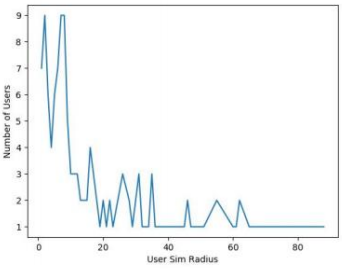

图15 LDOS-CoMoDa 数据集上的用户相似度半径

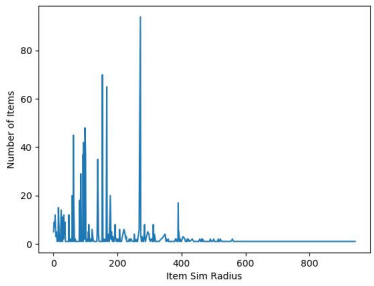

图16 LDOS-CoMoDa 数据集上的物品相似度半径

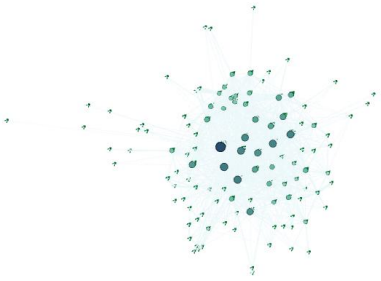

图17 LDOS-CoMoDa 数据集上的用户相似度矩阵

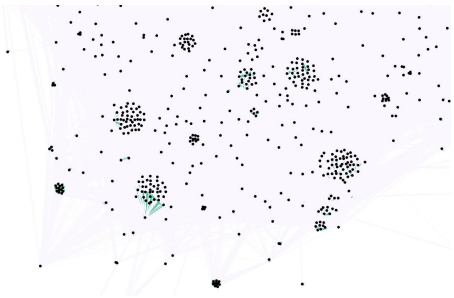

图 18 LDOS-CoMoDa 数据集上物品相

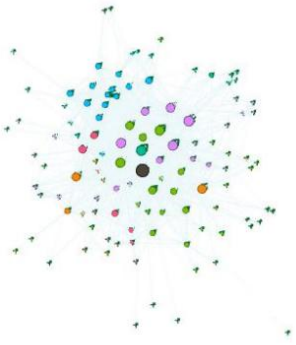

图 19 LDOS-CoMoDa 数据集上用户相似度半径的

10 相似半径可视化

本文提出了一个名为相似半径的概念。用户的相似半径定义如下：

定义 9.1：用户的相似半径是与其相似度得分大于 0 的用户数

类似地，物品的相似半径定义如下：

定义 9.2：用户的相似半径是与其相似度得分大于 0 的用户数

相似半径用于计算用户和物品的邻域规模。相似半径

图 15 展示了 LDOS-CoMoDa 数据集的用户间相似度半径，

相似半径用于衡量协同过滤等推荐系统中间计算过程

从图 15 中可以看到，用户相似度半径的分布严重倾

11 社交网络分析可视化

前文讨论的相似度矩阵除了可以用热力图可视化，还

我们将社交网络可视化应用于 LDOS-CoMoDa 数据

对比图17和图18，我们认为，基于物品的协同过滤在计

我们还可以对相似度矩阵应用其他社交网络分析和可

12 结论

本文系统地对 7 种不同的推荐算法和 2 个开源数据集进

未来，我们希望探索其他人工智能算法的可视化，以帮助

参考文献

[1] M. Zehlike，C. Castillo：《减少排序中的差异化曝光：一种学习排

[5]R.Salakhutdinov、A.Mnih，《概率矩阵分解》，第20届神经信息

[6] H. Wang，《MatMat：基于矩阵拟合的矩阵分解》，IEEE 第

[7] S. Rendle，《因子分解机》，IEEE 国际数据挖掘大会，2010年

[8] S. Rendle：“BPR：基于隐式反馈的贝叶斯个性化排序”，第二十五届人工

[9] Y. Shi、A. Karatzoglou 等，“CLiMF：利用协同少即是多过滤学

[10] X. He“在Facebook预测广告点击的实践经验”,ADKDD, 2014年

[11]T.Bansal, D.Belanger, A.McCallum, “询问GRU：用于深度文本推荐的

[12] P.Covington, J.Adams, E.Sargin, “用于YouTube推荐的深度神经网

[13] D.Kim、C.Park、J.Oh 等人：《用于文档上下文感知推荐的卷积矩阵

[14] H. Guo, "DeepFM: 一种基于因子分解机的点击率预测神经网络",

[15]G.Zhou，X.Zhu，C.Song 等，"用于点击率预测的深度兴趣网络"，

[16]H.Wang，"MovieMat：基于矩阵拟合的矩阵分解上下文感知电影

[17] P. Sitkrongwong、S. Maneeroj 和 A. Takasu，"用于上下文感

[18] F. Takens，《湍流中奇异吸引子的检测》，《数学讲义》，1981

[19] T.Chen、W.Zhang、Q.Lu 等，《SVDFeature：用于基于特征的

[20]G. Takacs、D. Tikk，《用于个性化排序的交替最小二乘法》，第六届

[21] H. Wang，《MatRec：用于高度偏斜数据集的矩阵分解 .
第三届大数据技术国际会议"，2020年

[22] H. Wang，《Zipf 矩阵分解：削减马太效应的矩阵分解》，IEEE

[23]H.Wang，《KL-Mat：基于信息几何的公平推荐系统》，无线通信

[24] H. Wang，《ZeroMat：利用无输入数据解决推荐系统的冷启动问题》，

[25] H.Wang，《DotMat：解决推荐系统中的冷启动问题并缓解稀疏性问

[26] H.Wang，《无需额外输入数据缓解推荐系统稀疏性问题》，

[33] M.Wilhelm，A.Ramanathan，A.Bonomo，等，《利用行列式