

HAIShield: Human and AI Paired Visualization System

摘要

HAIShield 是一个结合了人类直觉与人工智能的可视化系统，旨在通过自动生成高质量的可视化图表并结合用户反馈进行迭代优化，以克服现有工具的局限性。该系统利用强化学习框架，通过蒙特卡洛图搜索算法和复合奖励函数来迭代推荐适合给定数据集的可视化，并设计了可视化提示机制来主动整合用户反馈。HAIShield 在性能上优于现有的人力驱动和 AI 驱动工具，通过定量评估和用户研究得到了验证。未来的工作将探索结合自然语言处理和语音识别技术，实现更自然的多模态交互方式，并考虑其对社会和伦理的影响。

关键词：人机配对可视化系统；智能可视化生成；强化学习框架

1 引言

数据可视化是理解和分析大数据集的关键工具，它帮助用户从可视化的图表中直观地看到数据的趋势和内在联系。现有的数据可视化工具主要分为两类：人力驱动的工具（如 Tableau 和 PowerBI）和 AI 驱动的自动化工具（如 Draco 和 Table2Charts）。人力驱动的工具需要专家的大量参与，而 AI 驱动的工具可能无法准确理解用户的特定需求。为了克服现有工具的局限性，论文提出了结合人力和 AI 的优势，通过自动生成高质量的可视化图表并结合用户反馈进行迭代优化的方法。

2 相关工作

为了克服单一人力驱动工具和单一 AI 驱动工具的局限性，论文提出了人机协同可视化的概念。在人机协作可视化中存在三个挑战：如何有效探索可视化搜索空间以推荐高质量和相关的可视化；如何全面评估生成的可视化的“好坏”；以及如何理解和有效整合用户反馈以指导系统向符合用户需求的可视化发展。论文提出了 HAIShield 框架，这是一个基于强化学习的系统，通过蒙特卡洛图搜索算法和复合奖励函数来迭代推荐适合给定数据集的可视化，并设计了可视化提示机制来主动整合用户反馈。 [1]。

2.1 相关工作的比较

论文中还对比了 HAIShield 与现有工作的不同，包括领域知识、用户偏好和数据特征等方面，并证明了 HAIShield 在多个方面优于现有的人力驱动和 AI 驱动工具。

2.2 实验评估

论文通过定量评估和用户研究来展示 HAIShield 在性能上的优势，包括与最先进的人力驱动工具和 AI 驱动自动工具的比较。

3 本文方法

3.1 本文方法概述

该论文介绍了一个名为 HAIShield 的系统，它是一个结合人类和人工智能的可视化系统，旨在从大型数据集中高效生成有意义的可视化。该系统由两个部分组成：

1. 离线学习评估可视化由复合奖励函数参考可视化最佳实践、数据特征和用户偏好三个参数来量化评估可视化质量的值。通过聚合数据、用户和可视化特征，生成训练样本来训练 IRecGAN 模型。运行作者提供的代码，在第一轮可视化推荐中，使用训练好的 IRecGAN 模型的评估结果作为通用用户偏好的重要指标。之所以称之为离线学习，是因为该阶段无需与用户交互，而是利用历史数据或静态数据集。

2. HAIShield 推荐的可视化图和可视化图的提示根据之前训练好的模型和具体的数据集给定初始的可视化图推荐和可视化图提示。

(1) 基于蒙特卡洛图搜索的可视化生成基于 UCB 算法选择当前最优的子节点，而后扩展可能的子节点并进行评估，最后进行反向传播更新奖励值和访问次数，重复该过程直到达到循环次数或者找到价值排序序列中前 k 个结果。

(2) 可视化图提示选择基于计算出的前 k 个价值最高的可视化图生成对应的可视化提示选项。它们代表了可能的可视化操作或行动，如选择数据字段、应用聚合操作或选择图表类型。它通过自然语言提示桥接了用户意图和系统行动，使得非专家用户也能够轻松地参与到数据可视化的过程中。

论文理论逻辑如图 1 所示：

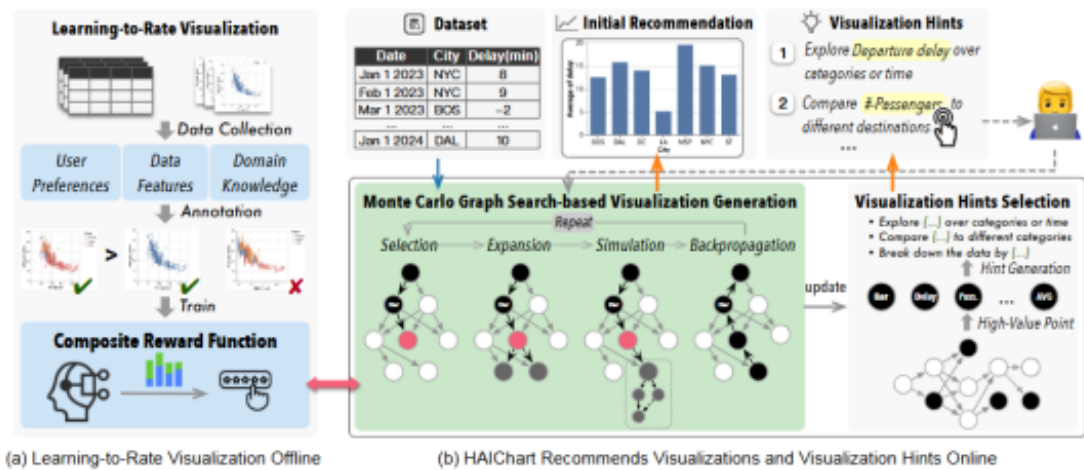


图 1. 原理图

4 复现细节

4.1 与已有开源代码对比

对研究课题只做了复现工作，因此运行的代码完全来自于论文提供的源代码。

4.2 实验环境搭建

运行的操作系统为 ubuntu22.04，用 conda 工具配置虚拟环境，由作者在 GitHub 上提供的代码和 README 文件。在环境的搭建上十分顺利。

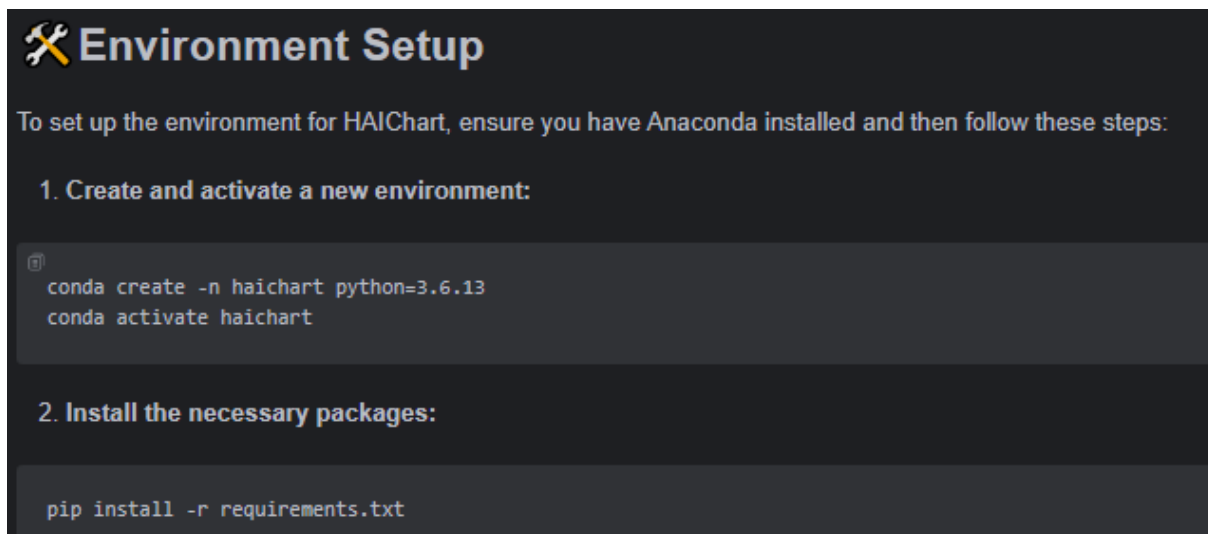


图 2. 环境配置示意

4.3 界面分析与使用说明

图 3 为原始界和界面分区及其说明

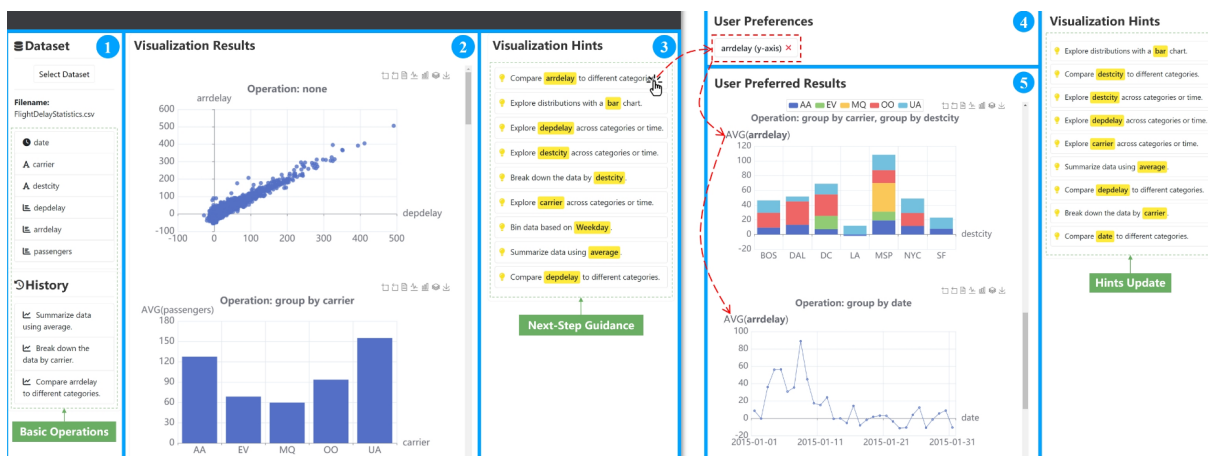


图 3. 操作界面分区图

数据集选择和显示区域：单击“选择数据集”从本地系统中选择数据集。上传后，数据集将显示在此区域。

用户首选项区域：此区域根据您之前与之交互的提示动态生成首选项。这些首选项来自于您对提示的响应，并有助于改进可视化建议。参与到这个区域中，根据您正在寻找的见解来设置或调整您的分析参数。

可视化结果区域：基于您的数据集和受您的交互影响的约束

图 4 为选择数据集后系统初始生成的界面，界面的左上角可选择要可视化的数据集，界面的中间部分是可视化结果的显示，界面的右侧是系统给出的可视化提示。

在可视化结果中共给出了 5 个推荐图（需要下滑界面）。图 5 为选取可视化提示后，推荐的数量变成了 17 个，且排序发生了变化，左下角可见选取提示的历史。可视化提示选项也发生了变化。



图 4. 操作界面示意上图

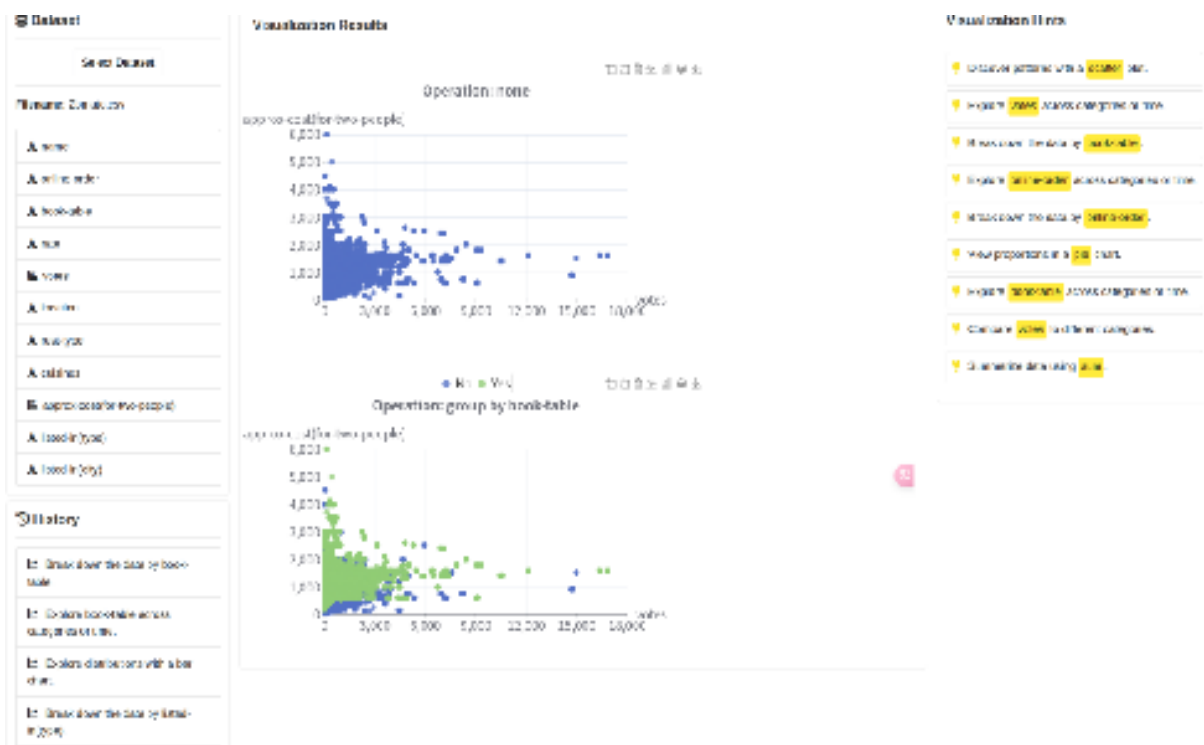


图 5. 操作界面示意下图

4.4 创新点

只做了论文原理的验证和代码的复现工作，没有创新性可言。

5 实验结果分析

原文中提到 HAISystem 系统可提高可视化质量，该结论可由复现结果验证，随着提示选取的不同给出不同的可视化图，且记录用户选取提示的历史并更新推荐的可视化结果。文中还做了移除不同优化技术后，系统的性能对比，如图 6。其中 Hit@1、Hit@3、P@10 和 R10@30 为性能指标。文中图表大多用于展示系统在横纵向对比中的优势，这部分统计数据无法复现，即无法量化对比来论证该系统有多好。Hit@k：用来衡量在前 k 个推荐结果中是否包含了用户的真实需求（或相关项）。P@k (Precision@k)：用来衡量在前 k 个推荐结果中，有多少比例是用户的真实需求。R10@30：用来衡量在前 30 个推荐结果中，至少覆盖了前 10 个用户真实需求的比例。

Table 7: Ablation studies on HAICHART (overall performance)

Methods		VizML		KaggleBench	
		Hit@1	Hit@3	P@10	R10@30
HAICHART		36.9%	67.4%	55.0%	74.9%
Opt. Tech.	w/o Rule-based Pruning	34.6%	65.3%	37.4%	40.0%
	w/o Adapt. Random Exploration	33.4%	42.1%	45.7%	65.0%
Composite Reward Func.	w/o Domain Knowl.	26.3%	60.2%	31.0%	33.8%
	w/o User Preferences	30.8%	64.2%	40.7%	54.9%
	w/o Data Features	34.2%	64.1%	36.0%	68.7%

图 6. 原文表 7

6 总结与展望

本课题对研究论文的理论基础进行了探讨和验证，从它的代码层面验证该系统理论的优越性；也将源代码跑了一遍，得到了可视化的结果。但由于该系统性能的评判指标需要大量的人为评分，这部分工作难以开展且可能存在一定的主观性。

目前的系统主要依赖于图形界面和可视化提示。未来的工作可以探索结合自然语言处理和语音识别技术，实现更自然的多模态交互方式，使用户能够通过语音或文本自然地与系统交互。虽然 HAICHART 在论文中主要针对商业智能和数据科学领域，但其理念和技术可以应用于其他领域，如医疗健康、教育和社会科学等。未来的研究可以探索这些跨领域的应用。随着人工智能技术的发展，考虑其对社会和伦理的影响也变得越来越重要。未来的研究需要考虑如何确保 HAICHART 的公平性、隐私保护和社会责任。

参考文献

- [1] Yupeng Xie, Yuyu Luo, Guoliang Li, and Nan Tang. Haichart: Human and ai paired visualization system. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 17(11):3178 – 3191, 2024.