LangLasso：I 通过大语言模型解释实现交互式簇描述

Raphael Buchm¨uller* 康斯坦茨大学
Dennis Collaris† 乌得勒支大学
Linhao Meng‡ 埃因霍温理工大学
Angelos Chatzimparmpas§ 乌得勒支大学

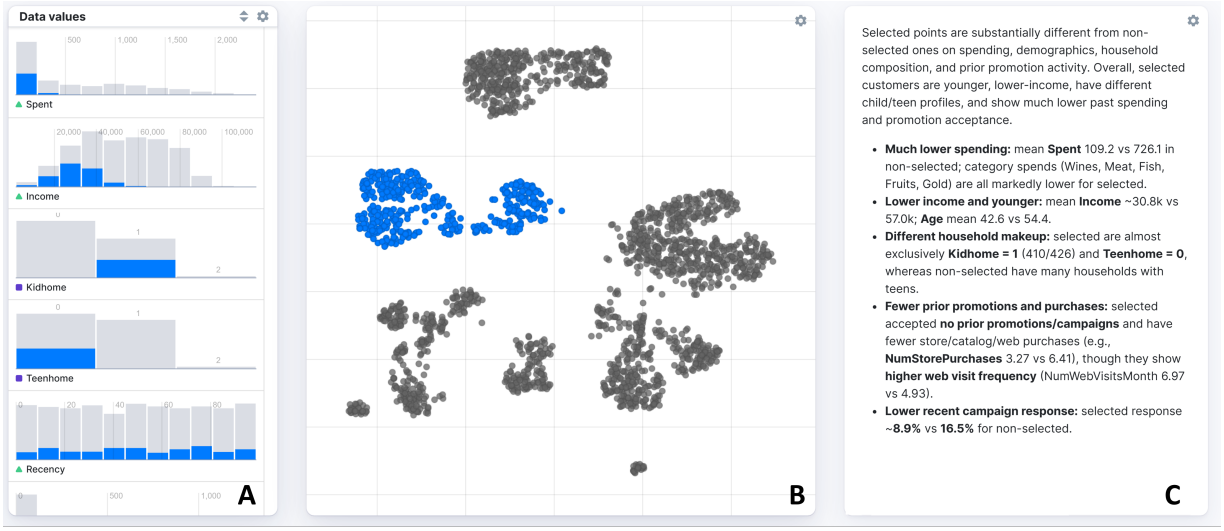

图1：*LangLasso* 将可视化检查与基于语言的聚类解释相结合。(A) 属性视图支持手动探索特征分布，但通常需要在众多维度之间滚动查看。(B) 二维 UMAP投影揭示高维模式，并支持对感兴趣的簇进行套索选择。(C) 对于选定的簇，*LangLasso* 会生成自然语言摘要，突出其与其余数据之间的关键区别；与 (A) 相比，这简化了解释过程。

arXiv:2601.10458v1 [cs.HC] 15 Jan 2026

摘要

降维是揭示数据结构和潜在簇的强大技术。然而，由于坐标轴是特征的复杂非线性组合，因此通常缺乏语义可解释性。现有的可视分析（VA）方法通过特征比较和交互式探索支持簇解释，但需要专业技术知识和大量人工投入。我们提出*LangLasso*，这是一种新方法，通过利用大语言模型（LLM）以交互式自然语言描述簇，从而补充可视分析方法。它生成易于人类理解的描述，使非专业人士能够进行簇解释，并支持整合数据集之外的外部背景知识。我们系统地评估了这些解释的可靠性，并证明*LangLasso* 为更广泛的受众参与簇解释提供了有效的第一步。该工具可在langlasso.vercel.app获取。

索引词： 簇解释、大语言模型（LLM）、降维、可解释性。

1 引言

许多可视分析（VA）方法用于理解多维数据时，通常会采用降维技术（例如 t-SNE、UMAP）来获得低维表示 [19, 20]。这种变换不仅有助于可视化复杂数据，还能揭示其内在结构和数据中潜在的聚类。尽管这些复杂技术非常有效，但它们产生的非线性变换会掩盖原始特征的语义含义；虽然结构和簇得以显现，但坐标轴难以解释，如何确定一个簇由什么构成仍然颇具挑战。

可视化分析方法可以通过以下方式帮助理解数据簇：开展深入分析；通过刷选与联动多个视图，以交互方式探索这些簇；以及比较数据和各个簇中的特征分布，从而显示哪些特征对簇的形成负有最大责任。这种方法在 [7] 方面已取得成功，但需要投入大量时间并具备较高的技术专业知识，因此限制了分析领域之外非专业人士的使用。

我们提出了*LangLasso*，这是一种交互式方法，利用大语言模型生成簇的自然语言描述（图1）。通过提供易于人类理解的解释，即使是非技术用户（或视觉素养较低的用户）也能够解读簇。*LangLasso*为这些用户提供了接触可视化分析方法的入口，使其能够进一步探索簇并检验自己的假设。大语言模型还可以结合原始数据集之外的外部上下文信息，构建更直观的解释 [16]。例如，大语言模型可以利用语言模式和世界知识，根据社交媒体用户发布的内容推断其心理倾向，即使没有针对这些特征进行明确训练 [16]。

尽管自然语言通常更易于理解，但其能够传达的细微差别和详细信息受到限制。此外，由于解释基于大语言模型，因此还可能出现幻觉。为解决这些问题，我们开展了系统评估，以报告我们的方法的可靠性。我们还倡导将该方法与现有方法结合使用（或用于增强现有方法），而不是孤立地依赖大语言模型的输出。评估结果表明，统计策略是最可靠的方法，能够提供精确且可复现的簇描述（通过与我们为大语言模型计算的统计数据进行比较），而其余策略则会降低准确性和可解释性。

*电子邮箱：raphael.buchmueller@uni.kn
†电子邮箱：d.a.c.collaris@uu.nl
‡电子邮箱：l.meng1@tue.nl §电子邮箱：a.chatzimparmpas@uu.nl

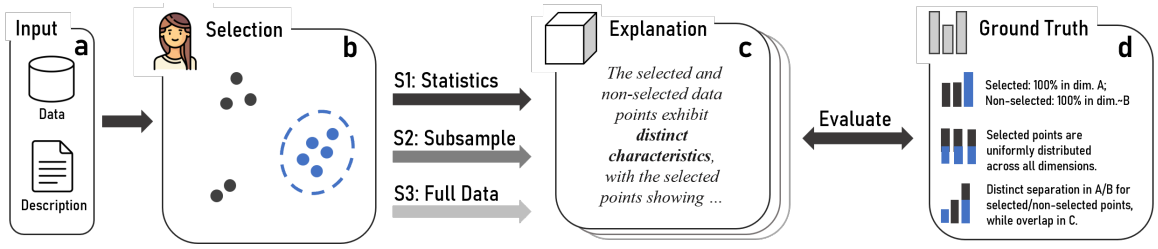

图 2：*LangLasso*的流程。（a）我们上传一个数据集和一个包含逐特征描述的文件。（b）我们在投影中选择一个簇，并测试三种策略（S1–S3）。（c）*LangLasso* 生成自然语言解释，说明所选点与未选点之间的差异。（d）我们使用特征分布、先前的人类研究发现和/或根据数据计算出的统计数据来评估这些解释。

2 相关工作

可靠性考量 –在可视化分析中，通常会将高维数据投影到二维空间，并将结果显示为散点图，其中空间邻近性表示相似性。在视觉上自然形成的簇通常代表有意义的模式，用户会在与这些投影交互的过程中识别并探索这些模式。解释此类簇需要揭示出区分投影中一个区域与另一个区域的关键特征或模式。一种常见的方法是确定哪些输入维度对这些视觉分离的贡献最大。传统方法通常依赖于对所选区域内部及区域之间的特征值或分布进行统计比较 [24, 26]。其他研究则利用投影增强 [1] 或具有代表性的实例（如质心或典型样本） [5], 来概括簇并突出其区别性特征。此外，已有若干交互式可视化工具被开发出来，以支持对投影结果的分析和解释 [25, 3]。这些工具通常会呈现所选区域的特征分布，并允许用户进行视觉比较。然而，此类视觉比较会带来较高的感知负荷，尤其是在维度较多或线索较弱的情况下。在此基础上，*Explain-and-Test* 生成区域解释，并通过局部分类器和重新投影对其进行验证，将簇形成的原因与其是否成立联系起来 [18]。基于大语言模型的簇命名同样经过了基准测试（例如比较 GPT-3.5-turbo 与人工标注），结果显示其自动化具有可行性，但仍存在局限 [17]。

可视化自然语言 –可视化自然语言这一新兴研究领域，关注将自然语言处理技术（包括大语言模型）与可视化系统相结合，从而让数据探索更加直观、易用 [23]。随着生成式模型的兴起，一个有前景的方向是根据文本输入生成可视化 [12, 28]。自然语言也被用于支持对视觉内容的解读，帮助用户理解复杂的视觉编码。Hong 等人 [9] 研究了大语言模型如何用自然语言解释静态可视化，生成描述和见解，以提升广大受众的可视化素养和可访问性。除了可视化生成与理解，大语言模型还被用于协助完成特定于可视化的任务，例如编辑或查询结构化视觉格式 [30], 、在探索基于文档的数据时总结文本 [22], , 以及生成图表描述 [15]。大语言模型还经过微调，用于人工智能领域中的表格摘要任务 [29]。Mo 等人 [13] 推出了 TableNarrator，这是一款利用大语言模型弥合数值表格与叙述性解释之间差距的工具。然而，在本研究中，我们着重使用自然语言总结表格数据的特征，以支持用户在与二维视觉嵌入交互时对数据进行解读。

3 方法

设计原理 – *LangLasso* 旨在作为现有可视化分析工作流的一个附加组件。它面向习惯使用静态可视化、可能缺乏可视化或数据分析专业知识的新手用户，例如商业专业人士和决策者，目标是帮助他们快速、轻松地解读降维图中的簇。它通过简洁、易于理解的基于语言的摘要扩展了刷选与联动技术，从而降低了簇分析的入门门槛，同时保持与现有可视化分析方法的兼容性 [4]。

方法说明 –我们首先向大语言模型提供数据集，以及其领域和维度的描述，为推理和解释任务提供必要的上下文（图 2a）。随后计算二维投影，以支持选择感兴趣的簇（b）。我们使用 UMAP（nNeighbors=50，minDist=0.6，spread=2），采用确定性播种和渐进式更新，从而生成紧凑且彼此分离良好的簇，便于交互式选择与解释 [6]。对于每次选择，*LangLasso* 都会组装用于提示的证据。我们比较了三种策略，这些策略改变了传递给 GPT-5-mini 的特定于选择的信息。GPT-5-mini 是 GPT-5 更快速且更具成本效益的版本，使我们能够相对于当前大语言模型的最大能力验证研究结果。数据集描述、特定于策略的输入数据以及相应的任务提示词（见第 3节）共同组成结构化查询。大语言模型返回对用户选择内容的实时文本描述（图 2c 和图 1C）。最后，我们根据真实统计数据和单特征分布（图 2d 和图 1A）对大语言模型的输出进行定性评估。

策略 – 我们考虑三种策略，每种策略都会向大语言模型提供有关已选集合和未选集合的不同信息。统计策略（*S1*）依赖预先计算的汇总统计数据：数值特征包括最小值、最大值、均值、标准差和 Kolmogorov–Smirnov（KS）统计量等度量，而类别特征则报告类别计数和 KS 统计量。子样本策略（*S2*）使用原始表格数据，从已选集合和未选集合中各抽取 20% 作为样本。全量数据策略（*S3*）则提供已选集合和未选集合的完整数据。对于每种策略，我们都会构建一个任务提示词，开头为一条固定指令：“我希望你充当一名数据分析师.....”。随后是对该策略所提供数据的描述、任务说明，以及预期的响应格式（简短总结加 3–5 个要点，不超过 200 个单词，并将关键词加粗）。*S1* 侧重于比较汇总统计数据，具有高效、精确的优点，但粒度有限。*S2* 和*S3* 提供原始特征值，需要大语言模型直接执行底层分析并生成相应的解释。

表1：我们实验中使用的具有有意义属性的数据集。

数据集名称	# 样本数	#属性	# 标签
帕尔默企鹅 [8]	333	6	3 个类别
银行营销 [14]	11,162	18	2 个类别
食品营养 [27]	7,499	12	7 个簇
客户分析 [21]	2,212	31	4 个簇

数据集——为评估我们的方法，我们从不同领域选取了四个数据集，其样本数量和属性数量各不相同（参见表 1）。前两个数据集属于具有已知类别标签的分类问题，使我们能够验证所提出的策略

（参见第 3节），并通过分析重要特征的分布来考察特定簇。后两个数据集属于没有预定义标签的聚类问题，我们的分析侧重于与既有研究中得出的叙述性发现进行比较。这种选择不仅确保了数据集规模和属性维度的多样性，也兼顾了数据结构和分析视角的多样性。

4 结果

帕尔默企鹅——我们使用帕尔默企鹅数据集作为概念验证案例，评估三种策略在多大程度上能够重现简单的簇结构。这些结构主要可由文献充分记载的 [2] 生物属性（如岛屿、性别和嘴峰尺寸）区分。图3标出了研究中的五个簇，其主要特征总结于表2。除紧密分布的巴布亚企鹅簇和南极企鹅簇外，数据集还包含更难处理的情形：底部蓝色簇按岛屿划分为三个阿德利企鹅子群，以及由多个物种个体组成的中间混合簇。

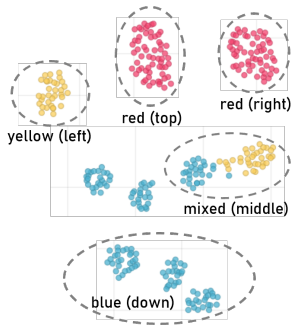

图 3：企鹅的投影，包含三个类别但有许多簇。

各种策略总体上都找回了主要判别特征，而*S1* 最可靠地重现了各簇之间的判别模式。对于巴布亚企鹅（右上方红色簇），大语言模型报告其体重较大（均值为 5,000–5,200,g）、鳍肢较长（217–220,mm），且嘴峰深度较小。对于南极企鹅（左侧黄色簇），模型始终识别出其嘴峰深度较大（18.4,mm）、鳍肢较短（195,mm）。对于较难处理的情形，只有*S1* 反映出底部簇按岛屿均匀划分的情况，与表2一致。但与*S2–3*一样，它未能识别混合簇包含多个物种，尽管提到了“广泛的变异性”。

S2 捕捉到了巴布亚企鹅和南极企鹅的主要判别特征（例如巴布亚企鹅体重较大、南极企鹅喙部较深），但有时会遗漏性别比例等次要属性。它报告的范围可靠性较低，且常以“极端生物测量值”等模糊措辞表述，也未能始终与真实值一致。对于底部的簇，它只提到了变异性；对于混合簇，则给出了“混合组”等相当模糊的标签，没有提及岛屿细分。

表2：对各个簇进行的人工分布式比较。

属性	黄色（左）	红色（上）	红色（右）	蓝色（雌性）	混合（雄性）
岛屿	Dream	Biscoe	Biscoe	混合	Dream
嘴峰长度	↑	↑	–	↓	–
嘴峰深度	↑	↑	–	↓	–
鳍肢长度	–	↑	↑	↓	↓
体重	–	↑	↑	–	↓
Sex	Male	Male	女性	Male	女性

注：黄色 = 南极企鹅，红色 = 巴布亚企鹅，蓝色 = 阿德利企鹅；↑ = 高，– = 平均，↓ = 低。

S3 生成的叙述略为丰富，并包含更多背景信息。例如，在黄色簇中，它将未被选中的集合描述为“许多体型较小的个体”；在混合簇中，它提到了“形态多样性”。这些表述与真实对比的方向一致，但比统计结果更偏定性，也不够精确。对于蓝色簇，它提到了变异性，却没有提及基于岛屿的子群。**银行营销** – 我们还在规模更大的银行营销数据集上测试了我们的方法。为验证其稳健性，我们检查了目标属性（存款）的“是”标签，并确认大语言模型复现了人工分析 [10]。然而，由于令牌限制，*S3* 无法应用，这给将完整数据集传递给大语言模型带来了系统性挑战。在*S1* 和*S2*中，大语言模型准确识别出高于平均水平的持续时间 和余额，以及成功的过往营销活动（*poutcome*），并将其视为认购的强指标。

除了共同发现之外，在有数值数据可用时，*S1*提供了更精确、更全面的见解，例如给出确切的持续时间 （537秒对223秒）和余额 （C1,804对C1,280），而非使用二元属性。与人工分析一致，*S1* 反复捕捉到未申请住房 贷款与较高认购率（57%对36.6%）之间的紧密联系，而*S2* 则完全遗漏了这一模式。相比之下，*S2* 倾向于仅定性地描述模式（例如“更频繁”“压倒性地”），限制了不同分析之间的可解释性和可比性。两种策略都遗漏了一个可能相关的特征——年龄，而人工分析考察了这一特征；不过，*S1* 发现了*S2*和人工分析均未提及的独特属性，包括高等教育阶段的教育 （仅出现一次）以及“手机”联系方式占主导。

图 4 对该数据集进行了更具探索性的分析：我们选取一个不同的簇，如 (A) 所示，并比较大语言模型的输出（B.1 与 B.2）。在三次试验中，*S1* 和 *S2* 生成的属性总体上准确且一致，但仍存在值得注意的差异：在 (B.2) 中，距上次联系的天数 被错误地报告为 –1（实际均值为 0.36，见 (B.1)），且模型强调了持续时间，而非区分度更高的余额 属性（C）。值得注意的是，*S1*报告数值时，各次试验的结果始终一致（详情见补充材料）。在 (B.1) 中，*S1* 给出了精确的表述，例如正确指出所选点中有 *100%* 拥有个人贷款；而*S2* 则使用“非常常见”或“常见得多”等模糊措辞，降低了表述的清晰度和可信度（B.2）。此外，余额 属性是一个鲜明的特征，在 (C) 所示的分布中明显分离（倒数第二个柱状图），但在一次试验的 *S2* 输出中完全缺失（见 B.2），尽管其在 B.1 中报告的数值甚至更加准确（所有试验中均为 C780.82，而非 C1612.26）。

= =

食品营养 –在 Fujiwara 等人的研究中 [7], , 营养素数据集通过 ccPCA 进行聚类和分析，计算并通过热图可视化每个特征对一个簇与其他簇之间差异的相对贡献。对于每个簇，他们的方法会突出显示贡献最高的两到三个特征，并特别强调“卡路里”和“脂肪”。

在我们的实验中，我们为相同的簇生成基于大语言模型的解释。大语言模型并非主要关注少数几个特征，而是更全面地解释多个特征如何共同作用，以区分某个簇与其他簇，这与特征分布视图中观察到的模式一致。此外，大语言模型还有望对特征进行分类，并以易于理解的方式总结结果。例如，对于某个簇，大语言模型指出：“所选子集与未选组的主要差异在于矿物质和脂肪相关数值较高……”，其中，钙和钠等特征会被自动归类为矿物质，而脂肪和饱和脂肪则被归为脂肪相关数值。

客户分析 – 我们发现，簇之间最显著的差异都得到了可靠呈现，尤其体现在收入、支出和家庭构成方面，这与人工分析的结果一致 [11]。例如，簇1中的家庭一贯被描述为没有子女的家庭，收入较高（7.5万对4.5万），支出也高出许多（1,385对388）；而簇2则被鲜明地识别为较年轻的

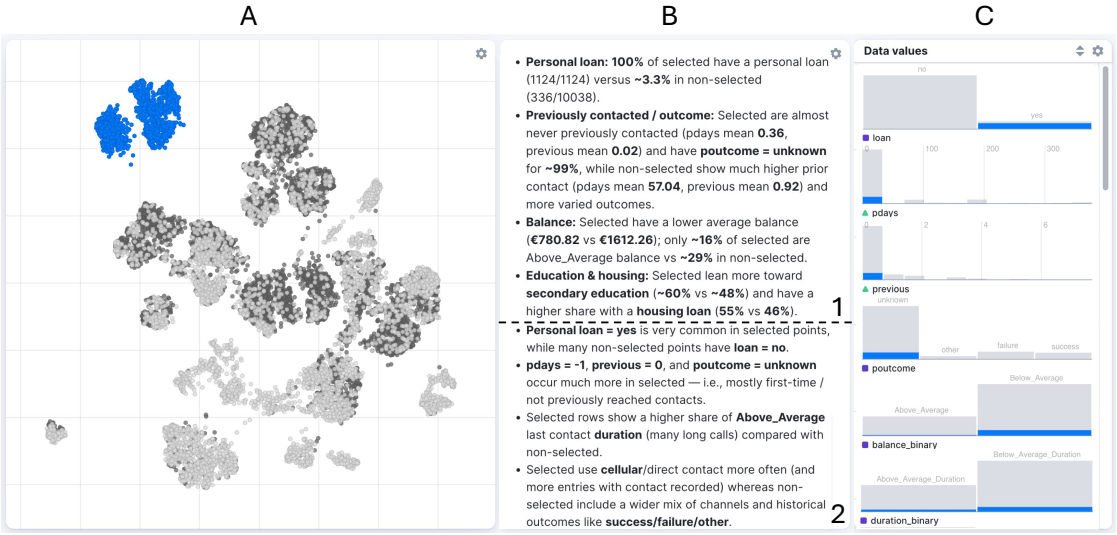

图4：对银行营销 数据集的进一步分析。(A) 一个独特且经人工选定、包含混合类别标签的簇的投影。(B.1) 大语言模型使用统计策略给出的响应非常准确。(B.2) 大语言模型使用子采样策略给出的响应较为模糊，限制了人类的理解。(C) 使用数据值作为验证方法，评估大语言模型响应的正确性。

低收入家庭，支出极少（99对788）。同样，在簇0中，购买活动方面的显著差异也得到了强调（葡萄酒：471对227；门店数量：7.75对4.89）；簇3则因营销活动接受率极低（4.6%对17.6%）以及支出较少而显得尤为突出。这些反复出现的模式表明，簇之间的区分体现在人口统计特征和行为特征上，而且数值差距往往很大。

在所有策略中，差异与其说在于识别了哪些特征，不如说在于如何表达这些特征。*S1* 提供了精确的数值对比，清楚呈现了簇边界；例如，簇2的“收入 ≈30k 对比 ≈60k”，以及簇3的“响应 ≈4.6% 对比 ≈17.6%”。*S2* 倾向于用较模糊的范围来概括这些差异（“支出少得多”“收入较低”），有时还会加入缺乏依据的主题，例如更愿意接受促销或近期性模式有所不同。*S3*则倾向于采用叙述式表达，有时提升了可读性，却牺牲了精确度。例如，对于簇1，“许多没有孩子的高收入夫妇”这一描述符合人口统计特征的划分，但没有体现收入差距的确切幅度。最后，簇0被描述为“有青少年的父母，支出较高”，这反映了真实情况，却遗漏了统计数据所显示的大幅购买水平差异。

5 讨论

实验结果 –我们发现，*S1* 通过报告均值、标准差和检验值等可验证的度量指标，能够生成精确、一致且易于解读的输出。这种策略生成的描述最为清晰，并明确呈现判别特征，因此是最适合系统分析的方法。其局限在于，生成的文本技术性较强，对非专业人士而言不够易懂，但这并不会降低其分析价值。*S2* 表现尚可，但会引入歧义，并可能遗漏关键判别特征。其输出往往依赖模糊措辞，例如将某项特征描述为“更高”，而非报告绝对差异；也容易忽略重要特征。*S3* 生成的叙述更加丰富，对非技术用户而言可能更易读，也能捕捉极值、范围或多样性等更广泛的模式。然而，这些输出往往冗长，并过分强调相关性较低的差异；此外，在 4 个数据集中有 2 个因令牌处理限制而无法应用*S3*，因此无法进行系统的一对一比较。

可靠性 **y 注意事项** – 与任何基于大语言模型的方法一样 ，重新——责任问题是核心关切。主要风险包括幻觉，即模型引入并不存在的特征；过度概括，即将微弱信号夸大为明显趋势；以及误导性的流畅表达，即用有说服力的语言掩盖事实错误。我们通过将提示限制在已观察到的属性范围内、避免推测性文本和超出所选簇的外推，并在界面中说明模型的局限性，来应对这些问题。

局限性与未来工作 –首先，我们没有探索这三种策略的组合；未来工作可以研究混合方法，将聚合证据的统计精确性与从实际数据中得出的丰富叙述相结合。然而，由于大语言模型的令牌限制，*S3*在大多数情况下都不可行，而且可以说，将整个数据集提供给大语言模型并非计算和能效最高的方法。未来工作可以转而探索将数据集提炼或抽象为简洁（可视化）表示的方法——超越简单统计数据的范畴，同时仍能捕捉其主要模式和关系。我们的评估仅限于来自特定领域的四个结构化表格数据集；扩展到非表格、混合类型或更复杂的数据集，将有助于评估其普适性。为满足新手用户的需求，我们有意控制了解释中的句子和项目符号数量，使其保持简短；但未来工作可以探索自适应设置，根据用户偏好或任务复杂度调整细节。最后，虽然我们的分析将输出与真实统计数据进行了比较，但我们没有开展用户研究；设计针对新手和专家的受控实验，将有助于衡量每种策略对决策过程中解读质量和信心的影响。

6 结论

LangLasso 通过提供快速、易于获取的聚类解释，为探索性分析提供了有效的切入点。它并非一种确定性的解释方法，但非常适用于分析初期、教学场景以及新手用户，可降低数据探索的门槛。

致谢

本文是由 Link¨oping 大学 Norrk¨oping 校区于 2025年春季举办的 ELLIIT专题研讨期“可视化赋能的人在回路人工智能”讨论小组工作成果，并获得 REGATE (13N17427) 和奥地利科学基金 (FWF) 项目 10.55776/COE12 的资助。

参考文献

[1] R. Buchm¨uller、B. J¨ackl、M. Behrisch、D. A. Keim 和 F. L. Den- nig。cPro：使用梯度下降的循环投影。发表于 EuroVis视觉分析研讨会（EuroVA）论文集。欧洲图形学协会，2024年。doi: 10.2312/eurova.20241111 2[2] M. Chan。帕尔默群岛南极企鹅——探索性数据分析。https://www.kaggle.com/code/mcpenguin/palmer-archipelago-antarctica-penguin-eda，2023年。最后访问时间：2025年8月29日。3[3] A. Chatzimparmpas、R. M. Martins 和 A. Kerren。t-viSNE：交互式评估与解读 t-SNE 投影。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，26 2714，2020 8 2696 10 1109 2020 2986996 2 ( ): – 。doi: . /TVCG. .[4] D. Collaris 和 J. J. van Wijk。StrategyAtlas：面向机器学习可解释性的策略分析。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，29(6):2996–3008，2023年。doi: 10.1109/ TVCG.2022.3146806 2[5] I. Davidson、M. Livanos、A. Gourru、P. Walker 和 J. V. S. S. Ravi。面向可解释聚类的基于代表样本的方法：复杂度与高效近似算法。发表于 2024年 SIAM 数据挖掘国际会议（SDM）论文集，第 46–54 页，2024年。doi: 10.1137/1.9781611978032.6 2[6] M. Espadoto、R. M. Martins、A. Kerren、N. S. T. Hirata 和 A. C. Telea。迈向降维技术的定量综述。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，27 3 2153 2173, 2021 10 1109 2019 2944182 2 ( ): – 。[7] doi: . /TVCG. . T. Fujiwara、O.-H. Kwon 和 K.-L. Ma。利用对比学习支持降维结果分析。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，26(01):45–55，2025年1月。doi: . /TVCG. . K. B. Gorman、T. D. Williams 和 W. R. Fraser。南极企鹅群落（Pygoscelis 属）的生态性别二态性与环境变异性。PLOS ONE，9 14，2014年3月 3 1 10 1371 ( ): 。doi: . /journal.pone.[9] 0090081 2 J. Hong、C. Seto、A. Fan 和 R. Maciejewski。大语言模型具备可视化素养吗？通过修改后的可视化评估其在数据解读方面的泛化能力。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，第 1–13 页，2025年。doi: 10.1109/TVCG. 2025.3536358 2[10] V. S. Kanuri。银行定期存款营销分析。https://www.kaggle.com/code/varunsaikanuri/bank-term-deposit-marketing-analysis，2023年。最后访问时间：2025年8月29日。3[11]K. Kapoor。客户细分：聚类。https://www.kaggle.com/code/karnikakapoor/customer-segmentation-clustering，2023年。最后访问时间：2025年8月29日。3[12] P. Maddigan 和 T. Susnjak。Chat2VIS：利用 ChatGPT、Codex 和 GPT-3 大语言模型通过自然语言生成数据可视化。《IEEE Access》，11:45181–45193，2023年。doi: 10.1109/ACCESS.2023.3274199 2[13] Y. Mo、G. Huang、l. li、D. Deng、Z. Yu、Y. Xu、K. Ye、S. Zhou 和 J. Bu。TableNarrator：让盲人和低视力人群能够访问图像表格。发表于 2025年 CHI 人机交互系统会议论文集，CHI ’25。计算机协会，纽约，美国，2025 10 1145 3706598 3714329 2 。[14] doi: . / . S. Moro、P. Cortez 和 P. Rita。基于数据的方法：预测银行电话营销的成功率。《决策支持系统》，62 31，2014 22 10 1016 2014 03 : – 。doi: . /j.dss. . .[15] 001 2 K. Nylund 、J. Mankoff 和 V. Potluri。MatplotAlt：用于在计算笔记本中为 Matplotlib 图形添加替代文本的 Python 库。《计算机图形论坛》，44(3):e70119，2025年。doi: 10.1111/cgf. 70119 2[16] H. Peters 和 S. C. Matz。大语言模型能够推断社交媒体用户的心理倾向。《PNAS Nexus》，3 231，2024年6月 6 10 1093 ( ):pgae 。doi: . /pnasnexus/pgae[17] 231 1 A. J. Preiss、C. A. Arbeit、A. Berghammer、J. Bollenbacher、J. V. McCarthy、M. G. Brom、M. Enger、N. R. Villacorta 和 S. Straughn。使用生成式大语言模型评估文本簇命名等。《数据科学杂志》，22(3):376–392，2024年。doi: 10.6339/24 - JDS1149 2[18] S. Raval、C. Wang、F. Vi´egas 和 M. Wattenberg。Explain-and-test：一种用于探索文本嵌入的交互式机器学习框架。载于2023年IEEE可视化与视觉分析会议（VIS），第216–220页，2023年。doi: 10.1109/VIS54172.2023.00052 2[19] D. Ren、F. Hohman、H. Lin 和 D. Moritz。嵌入图谱：低门槛、交互式嵌入可视化，2025 1 。[20] D. Ren、F. Hohman 和 D. Moritz。一种可扩展的嵌入投影聚类方法。arXiv预印本，2025 1 。[21] O. Romero-Hernandez。客户性格分析数据集。https://www.kaggle.com/datasets/imakash3011/customer-personality-analysis/data，2021年。最后访问日期：2025年8月29日。2[22] J. Satkunarajan、P. Wohlfart、S. Beck、M. Franke 和 S. Koch。提示词透镜：增强透镜的魔力（用于文本分析）。载于《EuroVis 2025短文集》。欧洲图形学协会，2025年。doi: 10.2312/evs.20251086 2[23] L. Shen、E. Shen、Y. Luo、X. Yang、X. Hu、X. Zhang、Z. Tai 和 J. Wang。迈向数据可视化的自然语言界面：综述。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，29 06 3121 3144, 2023 10 1109 2022 3148007 2 ( ): – June 。doi: . /TVCG. 。R. R. O. d. Silva、P. E. Rauber、R. M. Martins、R. Minghim 和 A. C. Telea。多维投影的基于属性的视觉解释。载于EuroVis视觉分析研讨会（EuroVA）论文集。欧洲图形学协会，2015年。doi: 10.2312/eurova.20151100 2[25] J. Stahnke、M. D¨ork、B. M¨uller 和 A. Thom。探查投影：用于解释降维排列与误差的交互技术。《 IEEE 可视化与计算机图形学汇刊》，22(1):629–638，2016年。doi: 10.1109/TVCG.2015 .2467717 2[26] Z. Tian、X. Zhai、D. van Driel、G. van Steenpaal、M. Espadoto 和 A. Telea。利用多种基于属性的多维投影解释来探索高维数据。《计算机与图形学》，98 93 104, 2021 10 1016 2021 04 034 2 : – 。doi: . /[27] j.cag. . 。美国农业部、农业研究局、贝尔茨维尔人类营养研究中心、国家农业图书馆、食品与营养信息中心。美国农业部食品成分数据库。https://fdc.nal.usda.gov/，2018年。最后访问日期：2025年8月29日。2[28] P.-P. V´azquez。大语言模型已准备好用于可视化了吗？载于2024年IEEE第17届太平洋可视化会议（PacificVis）论文集，第 – 页，2024年。doi: . /PacificVis . .[29] J. Xing、Y. He、M. Zhou、H. Dong、S. Han、D. Zhang 和 S. Chaudhuri。表格大语言模型专家：通过迭代式生成器-验证器微调构建表格语言模型专家。arXiv预印本，2024 2 。Z. Xu 和 E. Wall。探索大语言模型在SVG数据可视化低层次视觉分析任务中的能力。载于2024年IEEE可视化与视觉分析会议（VIS）论文集，第 – 页，2024年。doi: . /VIS . .[30]