近年来，大型语言模型在各式各样的任务上表现出无与伦比的效果，在NLP各个领域内都涌现出大量相关的研究。这些模型已经被广泛应用于各个地方，体现出他们在解决人们遇到的垂直领域问题中的巨大潜力。在横向推进大模型在各领域中的应用时，会遇到不同领域中涌现的知识，往往会需要大量高质量的数据进行训练，现有许多关于数据合成、数据生成的研究，已被用于克服数据的需求难题。

为了增强LLM将获得的知识应用于现实世界下游任务或适应新出现的任务特定要求的能力，一种广泛采用的微调方法是指令调整。然而，现实世界中数据的产生往往会更复杂，这些数据的产生过程不可避免的会牵扯到该领域中的各类规则限制，进一步加大的数据获取难度。一方面，规则的加入会导致数据合成难度变大，另一方面，含有大量糟粕的数据会导致大量计算资源的浪费，甚至会导致训练效果的下降。

在规则学习领域，由于缺乏高质量的训练案例，LLM 往往无法有效获取规则，从而导致错误的输出。推理数据集的生成在促进有效的规则学习中起着关键作用。先前的研究探索了大规模指令数据集的生成，可分为两种主要方法。第一种方法涉及使用预定义模板将现有带注释的自然语言数据集中的文本标签对转换为指令输出对。另一种方法是使用 LLM 为给定的指令生成输出。虽然这两种方法都可以大规模构建数据集，但生成的数据质量不一致，对建立严格的规则学习任务提出了挑战。此外，选择合适的数据集进行指令调整对于规则学习至关重要。虽然指令调整传统上依赖于大量数据，但现有研究表明数据质量比数量更重要。当前的研究提出了两种主要的选择方法。一种方法是手动指令数据选择，但它需要高成本并引入人为偏见。另一种方法是自动指令数据选择，但它导致数据冗余，难以保证所选数据的整体多样性。

为了探索LLM如何有效地进行规则学习，我们首先研究了大模型单独学习规则，在图中显示结果xxx，结果中大量的实例无法与规则结合起来。为了解决这一问题，我们尝试了使用较少的高质量推理案例来学习相应的规则，我们提出了一个新颖的规则学习框架xxx，由领域规则数据来进行微调数据集合成。首先，我们结合逻辑表达式在推理过程中的表现，将自然语言规则转换为一阶逻辑，然后实例化谓词并将其转换为自然语言形式。在这一过程中，我们进行广泛的数据生成，再使用覆盖标准来选择高质量的增强数据集。最后，我们使用数据集来微调 LLM 并评估其性能。