Tree of Thought Summary

沙之洲 2020012408

Tree of thought 这篇文章看到了现有的基于 auto regressive 的 LM 存在着两个问题。它的预测能力被限制在 token 的级别，同时它只能做从左到右的生成，这也意味着它只能做从左到右的推理。但是这在很多需要复杂推理，或者需要前后融贯性较强的任务上效果并不好。因此，本文提出了 Tree of thought 的形式，也即让 LLM 的思维过程显示地以一颗树的形式进行，并且让 LLM 自己对每一个节点进行 evaluation，然后通过 BFS 或者 DFS 的方法对数进行搜索，得到最终的结果。本篇文章在 24点，creative writing 和 crossword 上取得了较好的结果。

这篇工作的优点在于进一步优化了 LLM 的外在思维结构，也即从单向且单一的 CoT 优化为了可以反复横跳且有多种选择的树形结构。这种思维方式更加接近人类的思维方式，为未来增强 LM 的推理能力提供了一个很好的方向。

这篇工作的不足之处在于，虽然 Tree of thought 能够增加推理的效果，但是没有衡量其带来的额外计算开销。一种可能的情况是，Tree of thought 增加了大量的计算开销，但是在推理性能上只有微小的提升。第二个问题在于，Tree of thought 并没有选择 NLP 当前最受认可的GSM8K 数学数据集，这个数据集中包含的小学难度的数学选择题形式的推理任务似乎能够更好地展现 Tree of thought 的能力，但是并没有本篇工作中 report。

本篇工作未来的发展方向以及一些课上讨论的问题。首先，一个可能的事情是将 Tree of thought 扁平化，减少其占用的空间，一种可能的解决方案是借助于图灵机的概念，也即将 LM 作为图灵机的探头，将 Tree 扁平化为图灵机的纸带。LLM 每一步可以作出，重新生成当前纸带的内容、处理左边的纸带、处理右边的纸带，三种选项之一。而我们可以通过限定纸带的长度和 LM 的决策次数，来对 Tree of thought 所带来的额外开销进行限制。最后，图灵机的这种模式是容易 scale up 的，有处理非常复杂推理任务的潜力。

除此之外，课上也将 Tree of thought 和传统的 MCTS 进行了对比。传统的 MCTS 是人为给定对于每一个状态的估值算法，然后再从中选择一个进行 roll out。而对于 Tree of thought 而言，是用 LLM 对每个状态进行估值，这种估值的好处在于，可以拟合更加复杂的估值函数，因为人为定好的估值函数虽然能够在大多数情况下适用，但是在一些 corner case 下非常容易陷入局部最优。ToT 很好地解决了这个问题。

总之，ToT 这篇工作指出了一条让 LM 有更强推理能力的一条道路。让我们意识到，对于人类思维逻辑的建模应当是一个需要更多考量的研究方向。