**ПОЯСНЕНИЯ И КОММЕНТАРИИ К ТЕСТОВОМУ ЗАДАНИЮ.**

Рассматриваемая задача генерации логических следствий из заданной посылки (NLI - Natural Language Inference) сложна по следующим причинам:

1. Генерация полноценного логического следствия из произвольного высказывания, не является задачей формальной логики и для высокого уровня генерации требует, как минимум, владения тем, что называется понимание языка(NLU), здравым смыслом (common sense), способностью рассуждать логически и знаний об окружающем мире.

2. Сложно оценивать качество генерации поскольку, подобно задаче абстрактной суммаризации, сгенерированный текст логического следствия может вообще не содержать слов из исходной посылки или же содержать их, но быть бессмысленным

3. В данной конкретной постановке задачи данных очень мало - примерно 1,5 тыс. примеров пар: посыл - логическое следствие.

Исходя из этого я могу предложить **пять** вариантов решения:

**Способ 1.** Общее решение проблемы генерации логических следствий - этот способ вероятно и будет SOTA подходом в ближайшем будущем, тогда как другие способы лишь попытками его приближения.

Как мне подсказывает опыт исследования LLM в рамках моей магистерской диссертации: LLMs. Learning and Reasoning at the Inference Stage и опыт исследований при написании статей по LLM, задача генерации логического следствия, собственно, и есть то самое Reasoning, которое и было предметом моего изучения.

И тут я могу сказать следующее:

Способность Reasoning, то есть извлекать из языка и формировать шаблоны рассуждений на train и использовать их на inference, начинает значимо проявляться в LLMs размера от 30-40B параметров. При дальнейшем росте кол-ва параметров качество рассуждений улучшается. (Характер зависимости качества от числа параметров явно нелинейный, но подробных исследований на эту тему нет, общий же анализ, исходя из имеющихся линеек моделей я проводил на основании многих источников, основным их которых была статья Emergent Abilities of Large Language Models –<https://arxiv.org/abs/2206.07682>).

Основная проблема с обучением такой модели, скорей не в размере параметров и вычислительном ресурсе, а в данных, поскольку собрать достаточный набор данных ограничиваясь русским корпусом, практически невозможно. Согласно исследованиям в статье Google про Chinchilla, для достижения высокого качества работы модели, для обучения нужно в 20 раз больше данных чем число параметров – например на 70B параметров модели, требуется примерно 1.4T training tokens. Однако проблема имеет решение, как было отмечено в недавних исследованиях и как видно даже в моем решении тестового задания. Мультиязычная модель mT5 обученная на фарси(персидском языке) классификации на определение является ли логическим следствием предложенная гипотеза – успешно справляется с аналогичной задачей на русском. То есть LLM умеют использовать навыки кросс-языковым способом. А это значит, что большую русскую LLM надо учить на данных на любых доступных языках, дообучая ее качественному русскому языку на специализированном русском корпусе.

Следуя пониманию, что принципиально решить задачу генерации можно только используя продвинутую LLM, я, в качестве иллюстрации сгенерировал с помощью GPT 4.0 логические следствия к test.csv.

Ссылка на чат с иллюстрацией генерации логических следствий(вторая часть странички, в первой модель меня усиленно корректирует на грамматику запроса) ):

<https://chat.openai.com/share/a39aa360-5cc8-4ba5-b0d1-55940571cd8f>

Обратите внимание на качество генерации.

Уровень практически не отличим от уровня образованного, здравомыслящего человека.

Я думаю, что за этим подходом будущее. Причем ближайшее.

**Способ 2.** Используя только маленькие доступные модели(Huggingface), ограниченные ресурсы(Google colab) и малое число данных(в 3-х файлах train, val, test). Этот способ и является основным при выполнении тестового задания, если не вдаваться в различные нюансы вопроса. Код в Jupyter Notebook приводится в рамках этого способа решения.

В данном случае я скорей стремился к демонстрации кода с использованием PEFT / LoRA, чем к качественному результату, который при этой постановке задачи получить сложно.

**Способ 3.** Близок к способу номер 2, но на значительно увеличенном наборе данных, который можно сгенерировать с помощью большой LLM. Я сгенерировал демонстрацию с парами: посыл-логическое следствие. Ссылка ниже. Генерировал с помощью GPT4. Думаю, что датасет аналогичного качества, размера 100 тыс. записей и более, можно как использовать для обучения LoRA с числом тренируемых параметров в районе 20-30% от размера базовой модели(которую желательно взять максимально большую в виду сложности задачи), так и просто дообучить всю модель - обычным fine-tuning-ом.

Ссылка на чат с генерацией иллюстративных пар:

<https://chat.openai.com/share/2f899c0e-3991-48d6-af0d-dc0f3c97ee8a>

**Способ 4.** Обучить модель на большом англоязычном датасете– **Stanford NLI** dataset, содержащем 570 тыс. размеченных вручную пар. На основании соображений про кросс-языковой характер навыков LLM, это должно сработать и на другом языке известном модели, в том числе и на русском. Ввиду значительного объема **SNLI** датасета, учить модель лучше достаточно большого размера и через fine-tuning самой модели. Хотя в теории, можно попробовать и LoRA.

**Способ 5.** Дистилляция из большой модели в меньшую именно под данную задачу генерации логического следствия. Но вот тут надо проверять, насколько качественным будет результат, возможно качество может ухудшиться значительно. Как будет дистиллироваться такая продвинутая способность как генерация логического следствия сказать без экспериментов сложно.

Заранее понятно одно – обучаемая модель должна быть достаточно большой, уже самостоятельно умеющей пользоваться паттернами рассуждений, но не столь титанической как модель учителя, генерирующая рассуждения на экспертном уровне.