

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОТВЕТА НА ВОПРОСЫ ТИПА “ДА-НЕТ”

Быков И.А. (Университет ИТМО)

Научный руководитель – к.т.н., доцент Платонов А.В. (Университет ИТМО)

В данной работе описана актуальная задача автоматизированного ответа на вопросы типа “да-нет”. Представлены существующие обученные модели глубоких нейронных сетей, позволяющие решать данную задачу, а также показаны их недостатки. Предложено решение, позволяющее устранить заявленные недостатки, а также описаны первые результаты, полученные в рамках применения данного решения.

Получение истинных фактов из текста является важной частью автоматизированной обработки и понимания естественного языка. Во многих случаях такие факты, хоть и являются очевидными, но могут находиться далеко за рамками того, что указано в тексте. Одна из задач в области автоматизированной обработки естественного языка – это обучение моделей, которые позволят извлекать подобные факты из предложений. Такие модели могут быть полезны при разработке интеллектуальных систем, в частности, вопросно-ответных чат-ботов. Стоит также отметить, что задачу извлечения фактов из текста, в котором эти факты могут быть не представлены в явном виде, можно начать решать с проверки того, является ли тот или иной факт истинным или ложным на основе представленного текста (или отрывка из текста).

Размеченный набор данных BoolQ был разработан для обучения моделей, которые в дальнейшем могут быть способны решать описанную задачу. Каждый пример из набора данных представляет собой тройку (вопрос, отрывок текста, ответ) с заголовком (в качестве необязательного дополнительного контекста, который также может быть использован в процессе обучения). В наборе данных BoolQ содержится 15942 обучающих примера, разделенных на наборы для обучения, валидации и тестирования.

Задача BoolQ представлена в наборе тестовых заданий General Language Understanding для сильного искусственного интеллекта на сайте SuperGLUE. Существующие и изученные нами решения, опубликованные также в SuperGLUE, такие как T5, NEZHA-Plus, RoBERTa показывают высокую точность обучения на описанной задаче (91.2 – 87.1%) и являются модификациями ранее разработанного алгоритма BERT. Однако, все описанные модификации этих алгоритмов направлены преимущественно на трансферное обучение, в рамках которого одна обученная модель способна решать сразу несколько задач обработки естественного языка, а алгоритм NEZHA-Plus помимо этого является адаптацией BERT для корпусов на китайском языке. Алгоритмы, не основанные на архитектуре BERT, такие как iPET и GPT-3, показывают относительно низкую точность обучения на задаче BoolQ (81.2 – 76.4%), однако также заточены под трансферное обучение.

Второй недостаток всех описанных моделей заключается в представлении входных данных для описанной задачи. Как уже было отмечено ранее, в наборе данных BoolQ содержатся вопросы, ответы на большинство из которых не представлены в явном виде в соответствующих им отрывкам. Следовательно, можно сказать, что большая часть вопросов в наборе данных BoolQ представлена на “отличном” (другом) от контекстов языке. Однако, все описанные алгоритмы используют один и тот же входной формат, не разделяющий контекст и вопрос для задачи BoolQ.

В рамках описанных недостатков существующих решений вытекает необходимость разработки алгоритма разработки качественного решения для одной конкретной задачи BoolQ, которое позволит в процессе обучения разделять входные данные (вопрос и контекст) и проверять корректность “перехода” от вопроса к контексту. Требования, сформулированные к такому решению, отдаленно напоминают задачу автоматизированного машинного перевода, с главным отличием в том, что обучение нейронной сети нацелено не на генерацию текста “на другом языке” на основе представленного, а на проверку корректности перехода из одного представления в другое. Соответственно, архитектура нейронных сетей для решения задачи машинного перевода в чистом виде (например, архитектура трансформера), не подходит.

В результате поиска подходящих архитектур для описания конечного решения, была найдена архитектура алгоритма ColBERT, с помощью которого решается задача контекстуального поиска в базах знаний. Алгоритм использует внутри две заранее предобученные модели BERT, одна из которых обучается на пользовательских запросах, а другая – на документах. Выходные данные от двух моделей подаются на суммирующий слой, а на последнем шаге используется слой “MaxSim”, позволяющий получить метрику релевантности найденных документов (близость к пользовательскому запросу). Такая архитектура удовлетворяет сформулированной ранее гипотезе о разделении входных данных и определении корректности перехода из одного представления в другое, а соответственно может быть перенесена на задачу BoolQ с небольшими модификациями. Модификации существующей архитектуры ColBERT связаны с заменой выходного слоя “MaxSim” на слой пуллинга выходных данных или на несколько полносвязных слоев с последовательным уменьшением размерности выходных данных, так как в рамках задачи BoolQ нет необходимости считать метрику релевантности (в размеченном наборе данных BoolQ уже имеется точная информация о том, является ли данный контекст ответом на вопрос).

Таким образом, предложенное выше решение было реализовано на практике с использованием модификации замены выходного слоя “MaxSim” на слой пуллинга выходных данных. Полученная модель, как и описанные аналоги, была обучена на наборе данных BoolQ. В результате, удалось получить решение, превосходящее базовый алгоритм BERT на 1.1 процентных пункта. В дальнейшем планируется улучшение полученного решения, применяя другую модификацию (набор полносвязных слоев), а также за счет добавления дополнительных признаков в обучаемую модель.

Быков И.А. (автор)

Платонов А.В. (научный руководитель)