

Image captioning

Deep learning school, part 2

Основной **целью** было написание кода для задачи Image captioning. Для этого нужно было почитать статьи, изучить подходы, выбрать датасет и фреймворк для написания кода.

Image captioning - это текстовое описание картинки, т.е. на входе имеем картинку, на выходе - текст. Одной из особенностей решения задачи является стык CV и NLP: описание картинки можно получить так:

- извлечь CNN-признаки с разных слоёв с помощью предобученной сети
- эти признаки подать в RNN
- добавить attention для контекста (чтобы новое генерируемое слово было точнее, нужен контекст)
- после RNN взять feed-forward сеть (обычный fc, например) и линейный слой для получения распределения по словам

Основные идеи довольно хорошо изложены здесь:

<https://towardsdatascience.com/image-captioning-in-deep-learning-9cd23fb4d8d2>

<https://downloads.hindawi.com/journals/cin/2020/3062706.pdf>

<https://arxiv.org/abs/1502.03044>

В качестве фреймворка мною был выбран **tensorflow** с целью глубже с ним ознакомиться, а также более простым способом сёрвить модели (tf-serving для docker).

В качестве датасета выбор пал на **coco2017**:

<https://www.kaggle.com/aishwr/coco2017>

Это размеченный датасет на английском, в котором каждая картинка имеет порядка 5 разных меток. train и val содержат 591753 и 25014 картинок (с учётом пятикратного повтора).

Эксперименты.

1. Модели

Encoder принимает на вход CNN-признаки (предобученной inception-V3) для attention, преобразует их в нужную размерность post_processing через dense слой. CNN-признаки с предпоследнего слоя идут в RNN для инициализации стейтов. Attention берёт state и признаки от энкодера и для каждого таймстеппа выдаёт контекстный вектор, который позволяет выдать новое слово.

Decoder принимает на вход target (т.е. векторизованный caption), attention-признаки и state самого декодера. Target нужен для teaching-forcing. State нужен для того, чтобы модель была стриминговой, а также корректного инференса (т.е. который бы совпадал с тренировкой). Изначально state получается путём dense-преобразования CNN-признаков с предпоследнего слоя.

Выбор моделей делал на небольшом датасете. Выбрав модель, обучал на большом датасете.

Пробовал GRUCell vs LSTMCell. Особых отличий по качеству нет, по скорости ожидаемо GRUCell быстрее. Решил всё же LSTMCell оставить, т.к. его чаще берут.

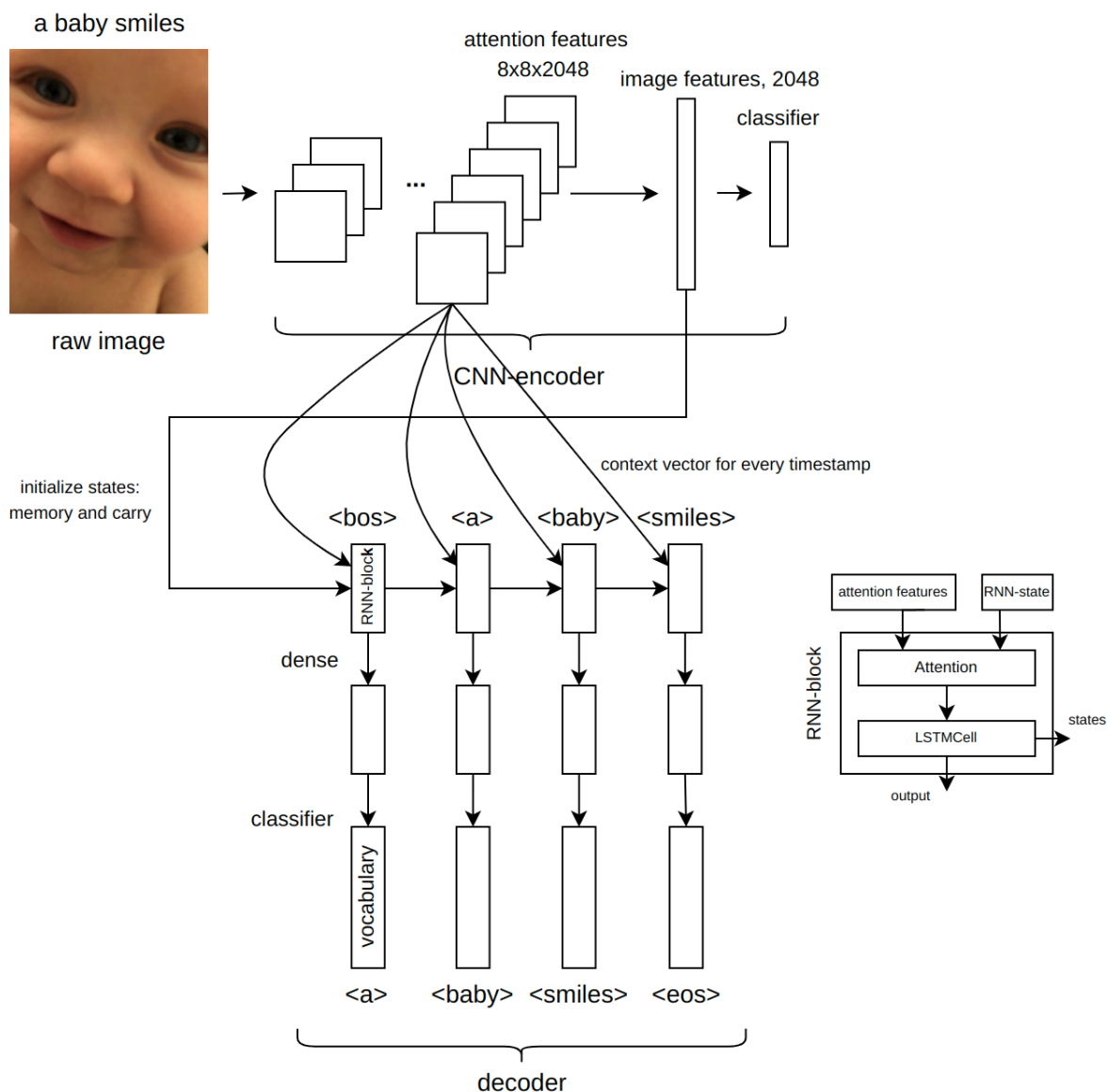
Пробовал добавить дополнительные слои к LSTMCell - профита не было, оставил один слой.

Добавление attention сильно улучшило качество.

Обучал эмбединги с нуля, использовал предоученные без finetuning и с finetuning. Предобученные эмбединги сильно улучшают качество, последний вариант оказался лучшим, его и оставил.

Замечу, что в коде я использовал часть val-датасета для валидации, чтобы не тратить при обучении на это время. После нескольких запусков решил не считать на каждой эпохе валидацию, потому что нет доверия предлагаемым метрикам (пробовал только BLEU): модель может хорошо генерить текст по картинке, но текст будет отличен от того, что есть в val. Поэтому основной метрикой были глаза)

Итоговая модель:



2. Данные

Порядка 10000 картинок (с учётом кратности 5) достаточно, чтобы модель стала выдавать что-то вразумительное. При увеличении данных качество становится значительно выше. Решил увеличивать данные. При объёме ~100000 картинок качество уже неплохое, однако решил для робастности модели сделать датасет ещё больше: в итоге обучал модель на **~590000** картинках.

Столкнулся с проблемой: изначально хотел заранее подготовить данные: извлечь CNN-признаки и сохранить их отдельно в файлы, а при обучении эти

файлы открывать. Однако реально сами файлы весят много (тот же порядок, что и картинки), а памяти не было достаточно ни на kaggle, ни на collab, поэтому решил изменить обучение с получением признаков “на ходу” (это позволило брать в разы больше данных для обучения, правда, замедлило обучение).

Обучал так: на каждой эпохе выбирал 50000 картинок и их прогонял. В результате вероятность выбора конкретной картинки $p \approx 50000 / 590000 = 5/59$. За 45 эпох вероятность, что конкретная картинка не будет выбрана есть $(1-p)^{45} \approx 0.02$.

Итоги:

- были изучены подходы к решению задачи image captioning
- написан код на tensorflow для обучения моделей и демонстрации
- обучены несколько моделей, выбрана лучшая

Проект находится тут:

https://github.com/A-n-d-r-e-w-y/DLS_part_2/Final_project_Image_Captioning