Экстракция объектов и характеристик из текстовых описаний изображений на русском языке с применением методов машинного обучения

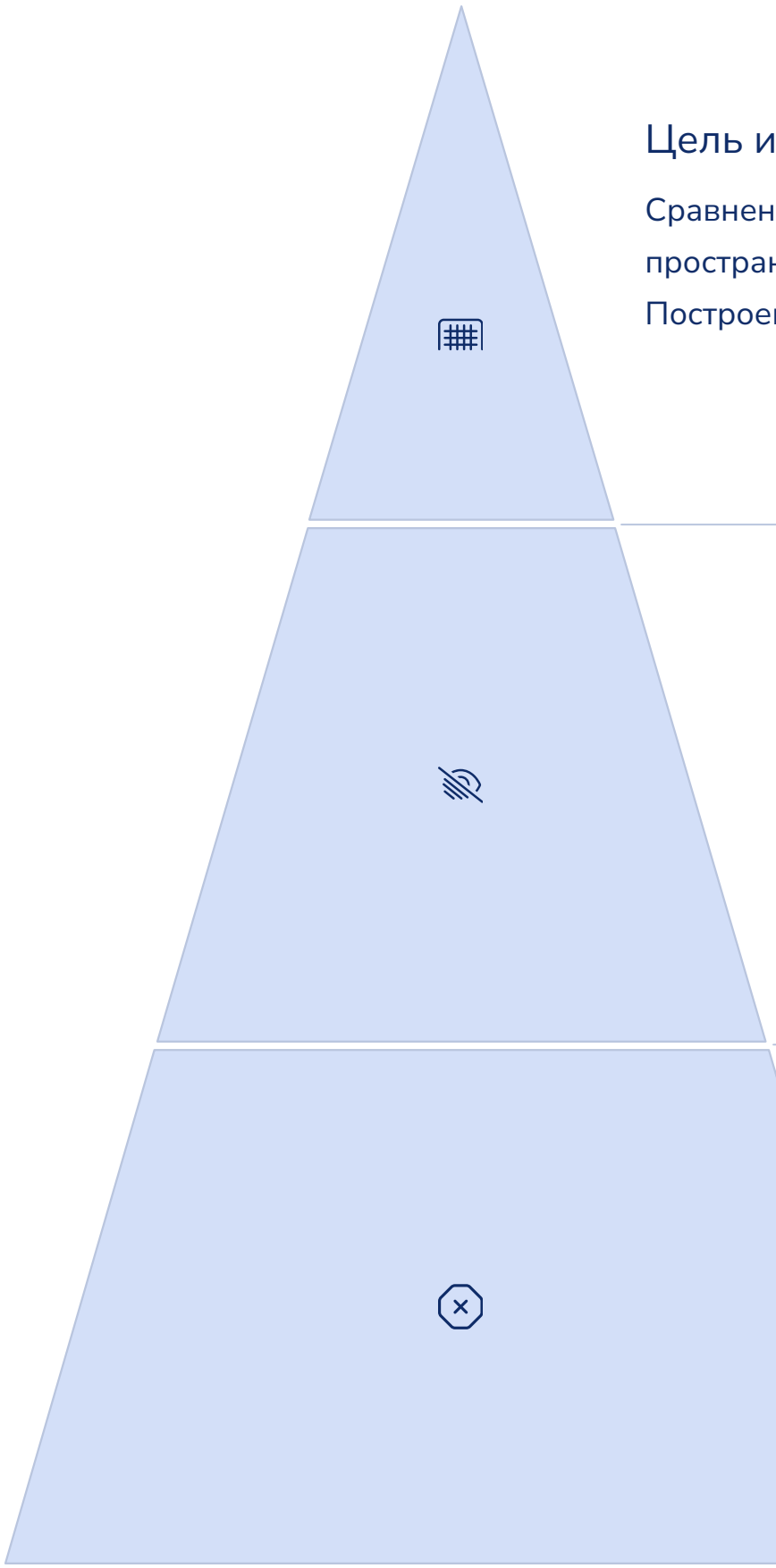
Магистерская выпускная работа

Шильцов Дмитрий Александрович

Научный руководитель: к.ф-м.н., Кантонистова Е.О.

ФКН НИУ ВШЭ, 2025

Актуальность и цель исследования



Цель исследования

Сравнение методов извлечения объектов, их признаков и пространственных связей из текстов описаний сцен на русском языке. Построение сценических графов

Практическое применение

Генерация сценического графа по текстовому описанию для последующей генерации схем и изображений (схемы ДТП, планы помещений и т.д). Построение представлений сцен из текста для сравнения. Извлечение метаинформации из текстов (помогает для систем поиска и экспресс-анализа на соответствие нормам и правилам)

Проблематика

Недостаточная проработанность для русскоязычных текстов. Отсутствие готового датасета для обучения моделей. Автономность полученного решения

Существующие подходы

Основанные на правилах (Rule-based / Pattern Matching)

Разбор с помощью библиотек наподобие Pymorphy, SpaCy

На основе BIO разметки и sequence labeling - устаревший подход

не используют глобальный контекст, жестко привязаны к токенам, не работают с перекрывающимися сущностями

Генеративные модели (Seq2Seq, T5, GPT)

генерация текст→структура или текст→псевдокод с последующим парсингом в структуру

требуют большого датасета и много ресурсов на обучение модели

4 Scene Graph Parsing (SGP) и Relation Extraction

BERT/T5 + GraphNet, SpanBERT

требуют сложной архитектуры и многослойной разметки

5 Multi-task или Modular Models

пайплайны основанные на последовательном выделении объекты→признаки→связи

Хронология

1. Генерация датасета с помощью LLM

   Корпус из 5,000 текстовых описаний сцен на русском языке с разметкой json для обучения моделей и 500 описаний для валидации.

   Промежуточный датасет (текст + триплеты) для обучения выделения пространственных связей

2. Определение метрик качества для промежуточного (выделение только объектов и признаков) и итогового (построение графа сцены) этапов. Метрики на основе F1_score и модифицированный GED

3. Построение и валидация Rule-Based модели

4. Построение модели на основе ruT5+LoRA (одномоментная генерация упрощенной сцены без пространственных связей)

   неудачная попытка - мало данных + модель от Сбербанка (sberbank-ai/ruT5-base) недостаточно хорошо умеет делать структурную генерацию а Flan-T5 не знает русский язык

5. Построение двухэтапной модели на основе ruT5+LoRA (генерация псевдокода с последующим парсингом + модель умеющая выделять связь или ее отсутствие по паре объектов из списка)

Генерация датасетов

Было сгенерировано 3 датасета - один упрощенный (объекты + признаки + текстовое описание) - под исходную задачу и расширенный с триплетами пространственных связей. Кроме того подготовлен вспомогательный датасет для обучения триплетов и отдельный датасет для валидации (в нем использованы локации, отсутствующие в учебных датасетах)

Расширенный


```
{"scene":
   {"location": "склад",
    "objects": [
       {"коробка": []},
       {"паллета": ["деревянная"]},
       {"тележка": ["металлическая", "квадратная", "тяжелая"]},
       {"стеллаж": ["высокий"]}
    ],
    "relations": [["коробка", "на", "паллета"],
                  ["тележка", "рядом с", "паллета"],
                  ["тележка", "у", "стеллаж"]]
    },
    "description": "Коробка лежит на деревянной паллете рядом с квадратной тяжелой металлической тележкой, которая стоит у высокого стеллажа."
}
```


Упрощенный


```
{"scene":
   {"location": "склад",
    "objects": [
       {"коробка": []},
       {"паллета": ["деревянная"]},
       {"тележка": ["металлическая", "квадратная", "тяжелая"]},
       {"стеллаж": ["высокий"]}
    ],
    "description": "Коробка лежит на деревянной паллете рядом с квадратной тяжелой металлической тележкой, которая стоит у высокого стеллажа."
}
```

Вспомогательный датасет для обучения на триплетах

в датасете примерно 1/3 положительных триплетов, 1/3 реверсивных отрицательных, 1/3 негативных ("нет связи")


```
{
   "description": "Тяжелая гантель лежит на деревянной тяжелой скамье рядом с тяжелой металлической штангой."
   "relation": ["гантель", "на", "скамья"],
   "target": "на"
}

{
   "description": "Тяжелая гантель лежит на деревянной тяжелой скамье рядом с тяжелой металлической штангой."
   "relation": ["гантель", "на", "штанга"],
   "target": "нет связи"
}
```

Генерация датасетов

Датасеты генерировались с помощью API к LLM chap.openai.com и chat.deepseek.com.

Для рабочего варианта, возможно, имело бы смысл добавить пост-валидацию на предмет соответствия законам физики (чайник стоял внутри пациента, который лежал на стоящем шприце), но в целом правильный выбор промпта позволяет избегать таких коллизий + мы выделяем сущности, исходя из описания, а не верифицируем сцену

Метрики качества

Стандартные метрики генерации в стиле BLEU и ROUGE по очевидным причинам нам не подходят (они учитывают порядок, а у нас объекты и признаки неупорядоченные множества - их нужно сравнивать как множества). Метрики на основе IoU возможно были бы неплохи, но я решил использовать метрики на основе F1_score.

Для контроля качества определения выделения объектов и признаков использовались метрики на базе F1_score на нормализованных (лемматизированных) описаниях сцен (только по объектам, только по признакам для каждого объекта усредненно + различные комбинации в стиле F1 на парах объект-признак для всех валидных пар)

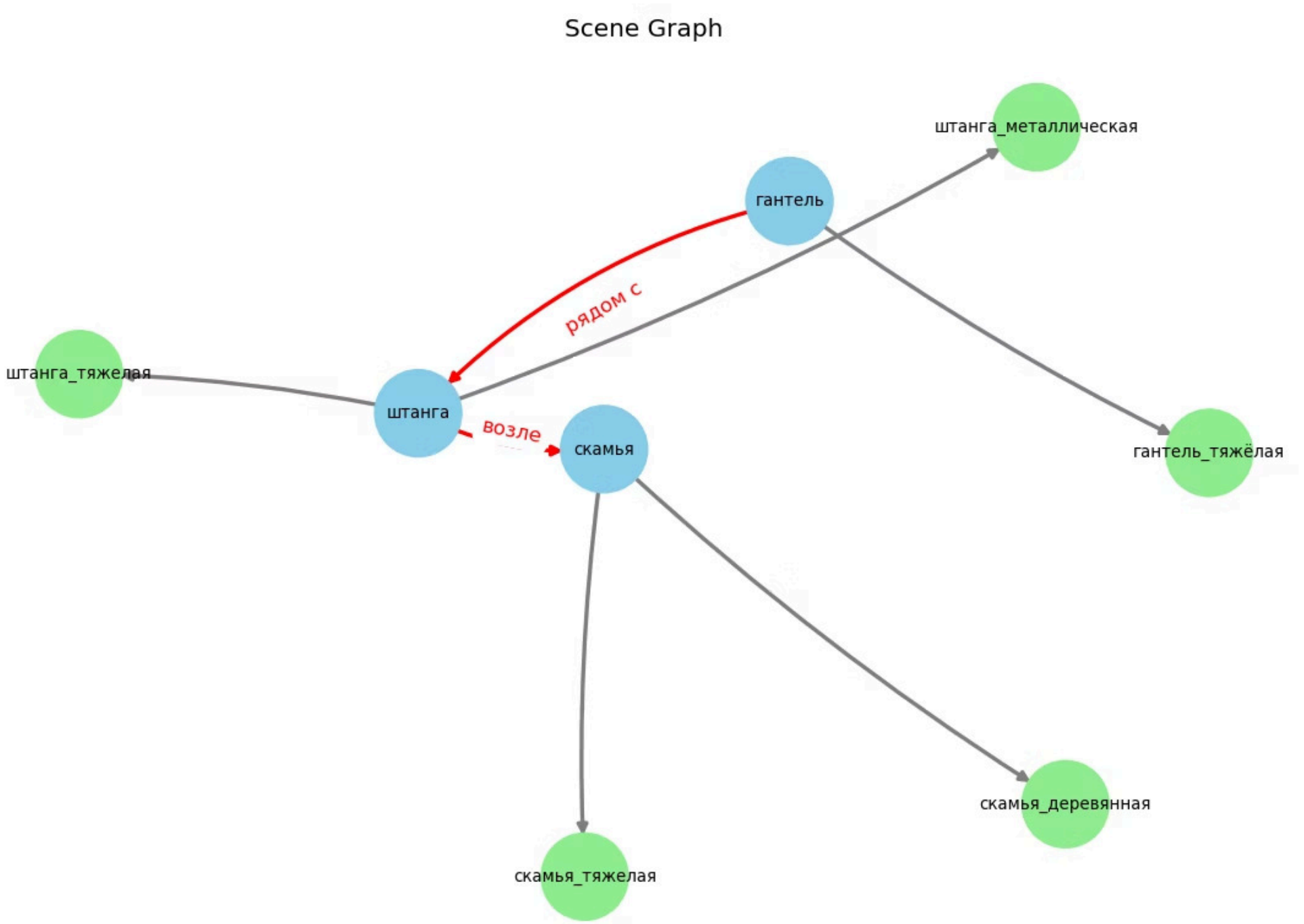
Для определения качества генерации итогового графа я использовал модифицированую версию GED (Graph Edit Distance) - считал не только минимальное число изменений до восстановления изоморфизна структур но и закладывал стоимость переименования вершин (объекты и признаки) и части ребер (именованные ребра - центры триплетов) до получения в точности идентичных сцен

Визуализация сценических графов

Реализованы функции построения и визуализации сценических графов по json-описанию

{"scene": {"location": "тренажерный зал", "objects": [{"гантель": ["тяжёлая"]}, {"штанга": ["тяжелая", "металлическая"]}, {"скамья": ["деревянная", "тяжелая"]}], "relations": [["гантель", "рядом с", "штанга"], ["штанга", "возле", "скамья"]]}, "description": "Тяжелая гантель лежит рядом с тяжелой металлической штангой, которая стоит возле тяжелой деревянной скамьи."}

гантель лежит рядом с тяжелой металлической штангой, которая стоит возле тяжелой деревянной скамьи.



Rule-Based модель на основе SpaCy

```
pattern_verb = [
    {"RIGHT_ID": "verb", "RIGHT_ATTRS": {"POS": "VERB"}},
    {"LEFT_ID": "verb", "REL_OP": ">", "RIGHT_ID": "nsubj",
    {"LEFT_ID": "verb", "REL_OP": ">", "RIGHT_ID": "obl", "
    {"LEFT_ID": "obl", "REL_OP": ">", "RIGHT_ID": "prep", "
]
```

Модель, полностью построенная на эвристиках и правилах русской грамматики. Не требует дополнительного обучения. Не справляется со сложными случаями (далеко стоящими друг от друга атрибутами и объектами)

В модели реализовано достаточно много эвристик, тем не менее часть грамматиченских конструкций осталась "за кадром"- в частности кореференс и эллипсис которые выделить с помощью pos-разметки крайне проблематично. В порядке экспериманта реализована модель с предобработкой текста для устранения кореференсов и эллипсисов с помощью LLM ("на столе стояли синяя и красная ваза" → "на столе стояли синяя ваза 1 и красная ваза 2") с последующей обработкой через эвристики, но метрики качества для этой модели не считал, так как там в саму модель по сути интегрирован внешний API, чего изначально хотелось бы избежать

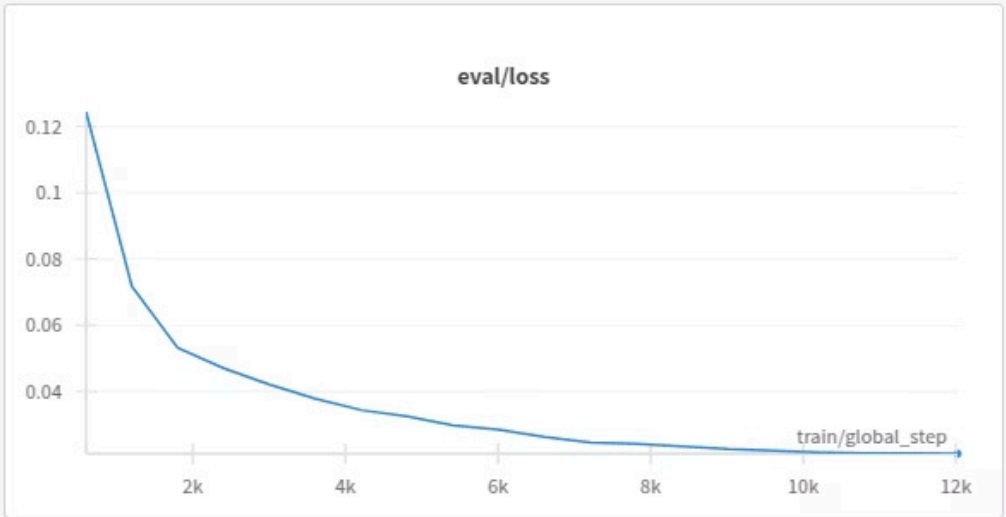
Итоговые метрики качества на валидационном датасете для rule-based модели

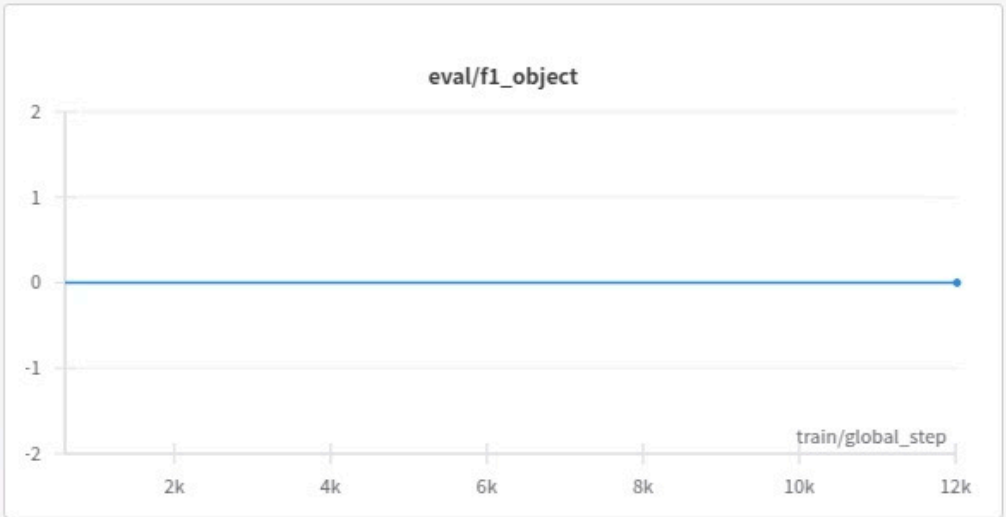
```
100%|██████████████████████████████████████| 250/250
Validation results on 250 samples:
f1_objects: 0.9505
f1_attributes_macro: 0.6571
f1_attributes_weighted: 0.8502
f1_global_obj_attr_pairs: 1.0
f1_combined_simple: 0.8038
f1_combined_weighted: 0.9012
GED_score: 0.5398
```

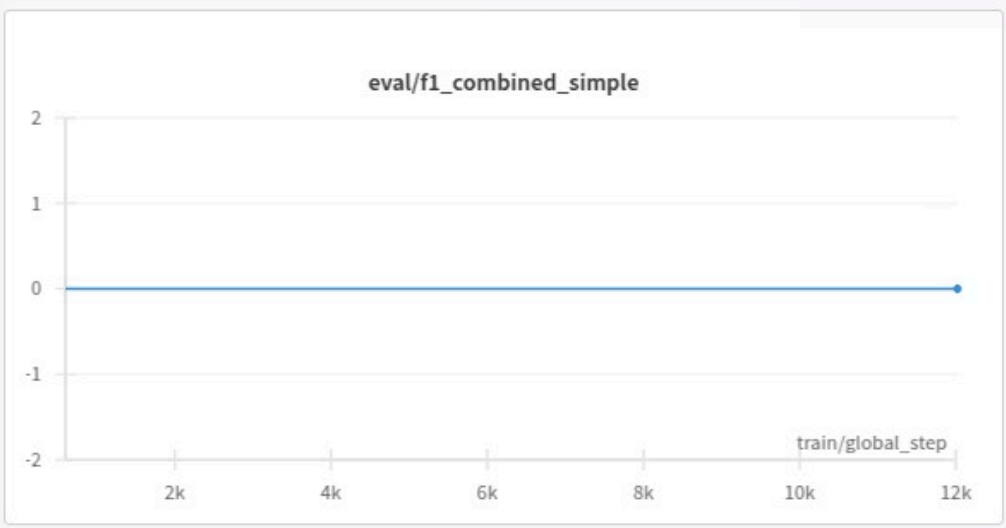
Прямая генерация структуры на основе ruT5+LoRA (text→json)

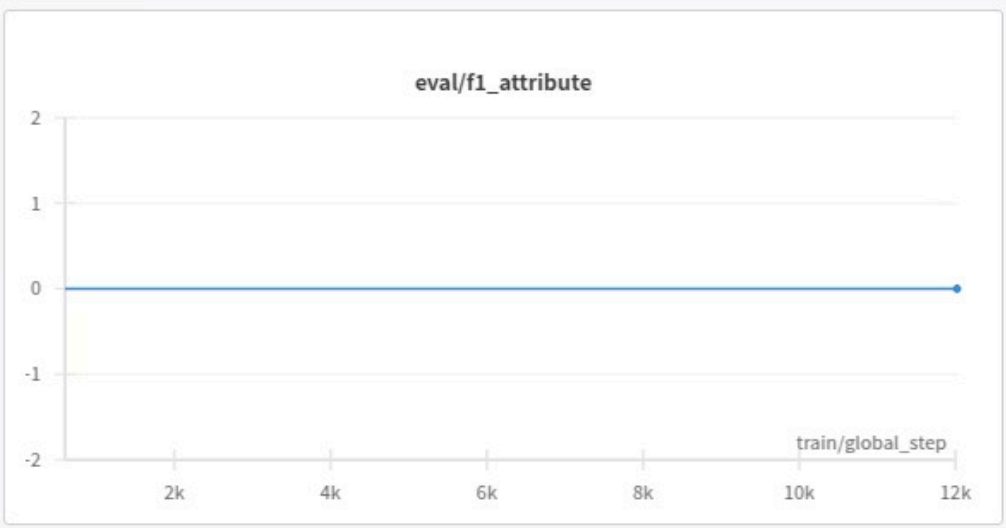
Сделана попытка обучить модель ruT5+LoRA+промпт генерировать сразу валидный json с описанием сцен, попытка не удалась -в силу того что во-первых модель вероятнее всего не обучалась на структурированных последовательностях (в отличие от, скажем, Flan-T5) и учить ее выдавать валидируемые структуры задача не уровня обучения LoRA (требуется и саму T5 доучивать, а это долго и ресурсозатратно)

["столы": ["столение": ["деревгкое"], "жеучень": ["деревлический" "женый" "жекий",], "жено": ["деревчныйчное", "деревкоеое",], "деревверь": ["", "объекты": ["столтарь": ["столный" "каменивный"], "светна": ["светинная",], "света": [" "светмп": ["", "объекты": ["столоду": ["металовый"], "металзак": ["металонепроницаемый"], "металт": ["металкладной" "металный"]









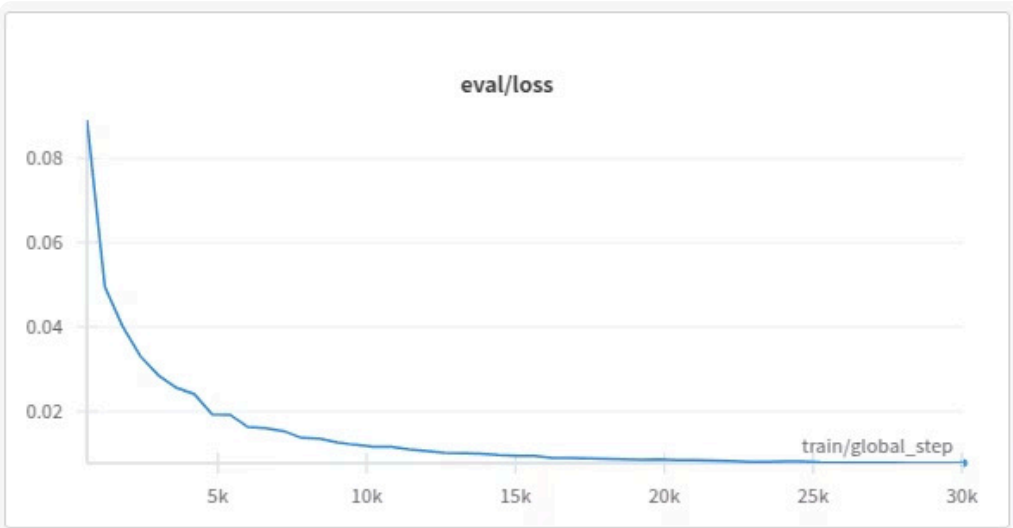
Генерация структуры на основе ruT5+LoRA+промпт (text→псевдокод)

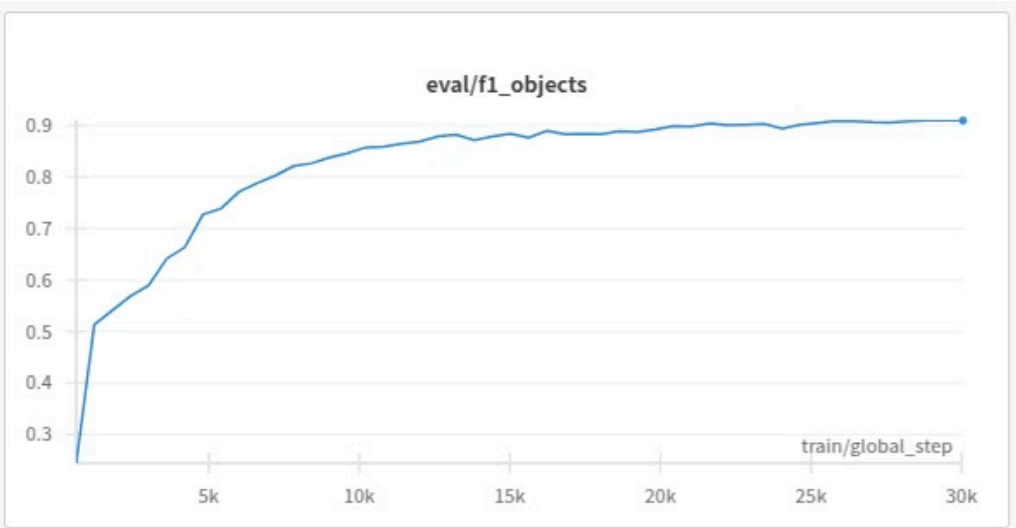
следующим этапом обучалась модель выделения объектов и признаков через псевдокод. Модель по промпту + описанию сцены генерирует псевдокод, из которого с помощью регулярных выражений получается валидный json

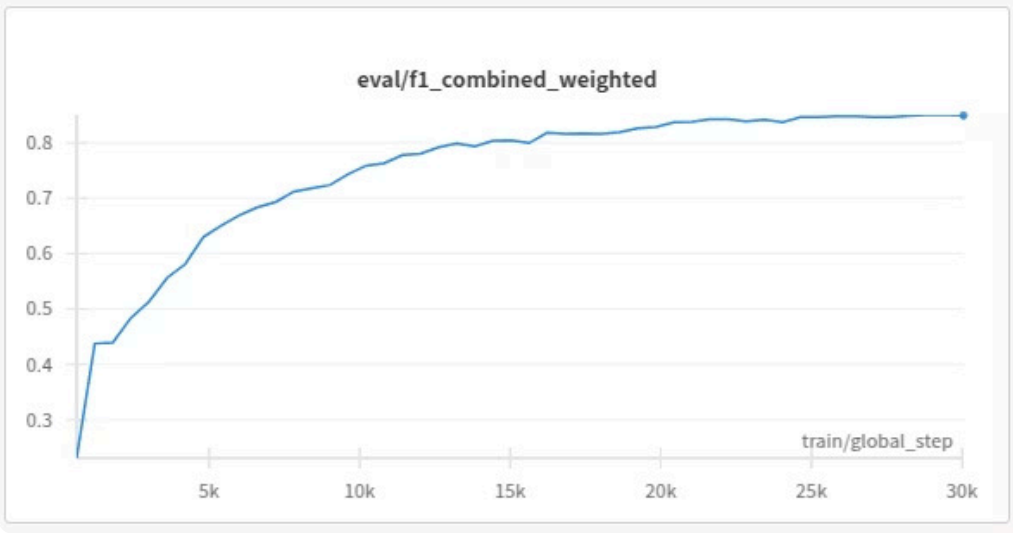
Описание: Маленький красный стол стоит у окна.
Ответ: стол (маленький красный) окно ()

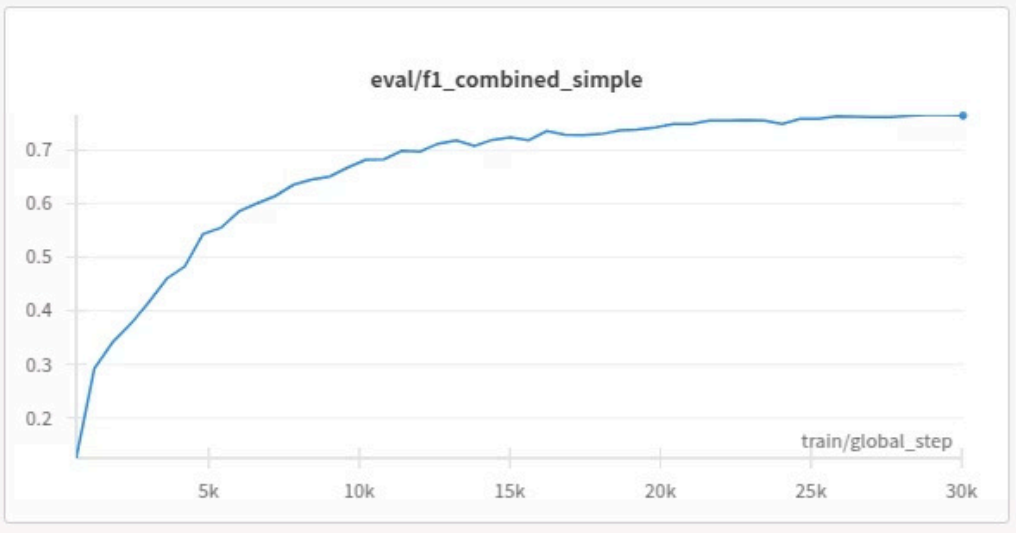
В итоге получился очень неплохой результат для выделения объектов и признаков.

Всего параметров: 223.79M
Обучаемых параметров: 0.88M
Доля обучаемых параметров: 0.40%





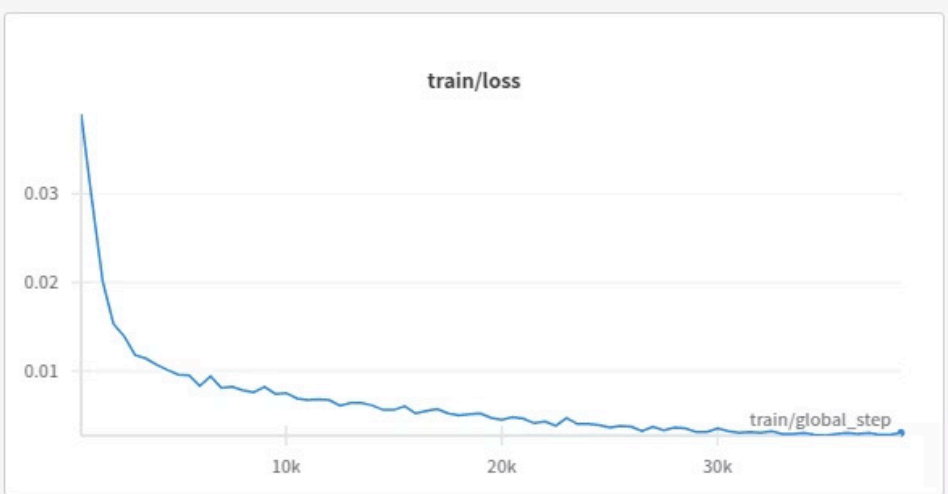


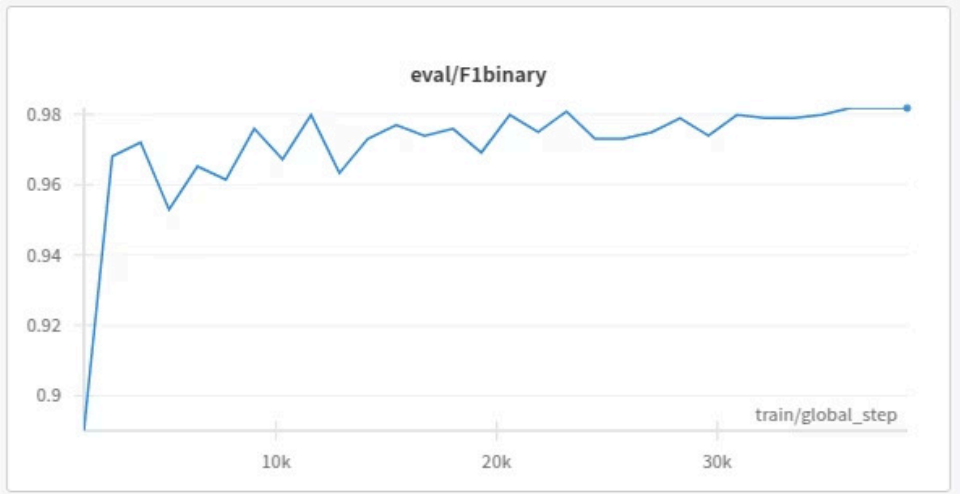


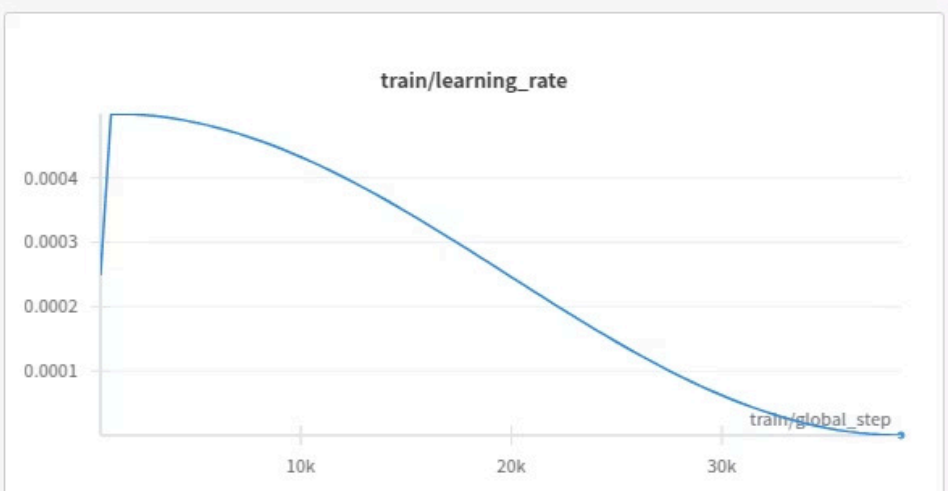
Выделение пространственных связей ruT5+LoRA+промпт (text→text)

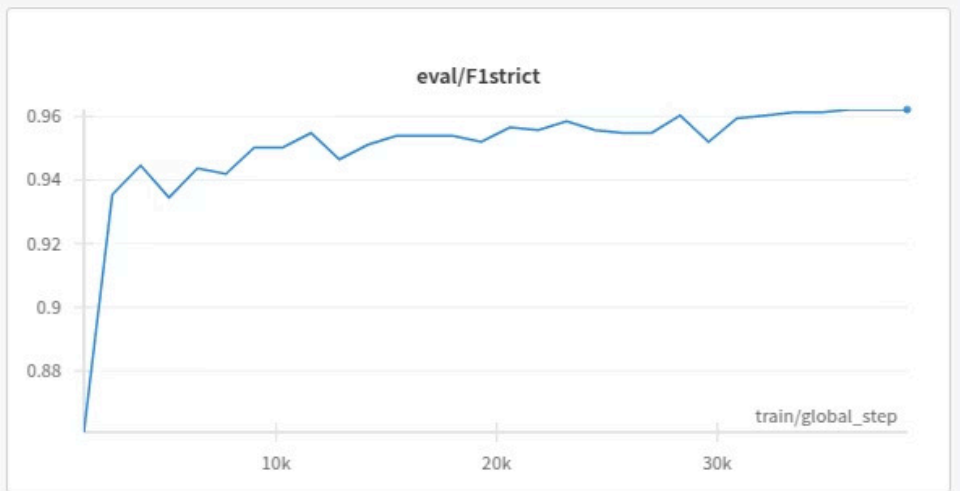
Также обучалась отдельная модель на выделение из текста пространственной связи между признаками. По сцене и паре объектов из этой сцены модель должна предсказать либо отсутствие связи ("нет связи"), либо саму связь ("рядом с"). Модель обучалась на маленьком для такой задачи синтетическом датасете (~20 000 примеров) и небольшое количество эпох, тем не менее прогресс в обучении хороший.

В качестве метрики качества на обучении использовалась сквозная F1 по всем парам, представленным в валидационной части датасета

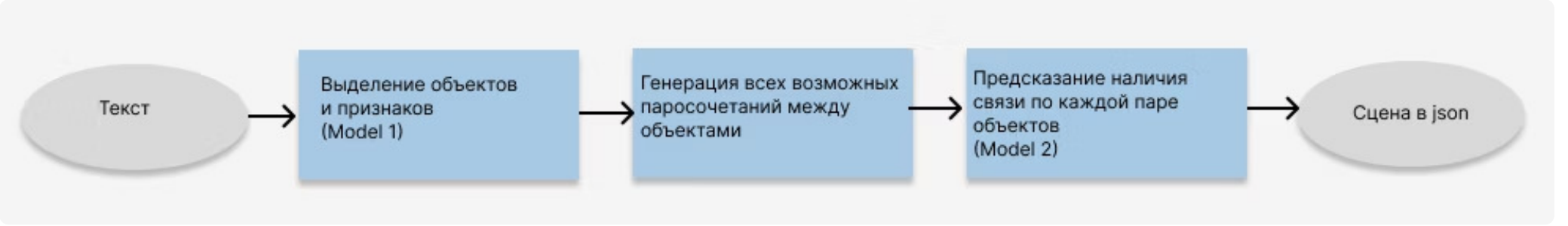








Итоговый пайплайн



Итоговые результаты валидации на отложенном датасете. Модель, построенная на статистическом обучении уверенно побеждает

```
100%|██████████████████████████████████████| 250/250

Validation results on 250 samples:
f1_objects: 0.9826
f1_attributes_macro: 0.7367
f1_attributes_weighted: 0.9296
f1_global_obj_attr_pairs: 1.0
f1_combined_simple: 0.8597
f1_combined_weighted: 0.9593
GED_score: 0.564
```

Горький урок P.Саттона(The Bitter Lesson)

Главный прогресс в ИИ достигается не через ручное кодирование знаний или человеческие инсайты о предметной области, а через масштабирование обобщённых алгоритмов обучения, которые используют больше вычислений и данных.

План дальнейших работ над проектом

1. Сделать рефакторинг кода и репозитория
2. Внимательно пересмотреть метрики - есть ощущение что где-то допустил ошибки
3. Собрать датасет большего размера (~10000 записей и ~50 000 для пар) и более разнообразный и дообучить модели
4. Попробовать обучить модель ruT5 (извлечение объектов и признаков) + GNN (восстановление связей)
5. Сделать FastAPI+Streamlit приложение которое делает разбор текста и рисует граф, завернуть это все в докер-контейнер и залить его в докер-хаб
6. Написать текст самой работы
7. Переделать эту презентацию в шаблон ВШЭ