



Построение вопросно-ответной системы с использованием RAG

команда 55

KYPATOP:

ГЕОРГИЙ ПАНЧУК TG: @JMZZOMG GITHUB: JOEIN

КОМАНДА:

ЕВГЕНИЙ ЯКОВЕНКО — <u>@YAKOVENKO EVGENII</u> GITHUB: <u>YAKOVENKO96</u>

ЛЮДМИЛА ТЕПЛОВА — <u>@LTEPLOVA</u> GITHUB: <u>TEPLOVA</u> АЛЬБЕРТ ТАЙЧИНОВ — <u>@TAYAR902</u> GITHUB: <u>TAYAR902</u>

АЛЕКСЕЙ ЯТКОВСКИЙ - @BLACKR ORIGINAL GITHUB: ALEKSEI-IA

4TO TAKOE RAG CUCTEMA



ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ

Цель:

• Создать вопросно-ответную RAG систему, способную быстро извлекать документы из БД и на их основе генерировать текст ответа

Задачи:

- Реализовать Retrieval часть
- Реализовать генерацию ответа с помощью LLM на основе релевантных документов, полученных из БД
- Разработка backend для взаимодействия с моделями
- Разработка web-приложения для взаимодействия с пользователем



ДАННЫЕ

trawberry, raspberry and blackberry i

ndustries has seen the sectors redoub

le their international trade focus, w

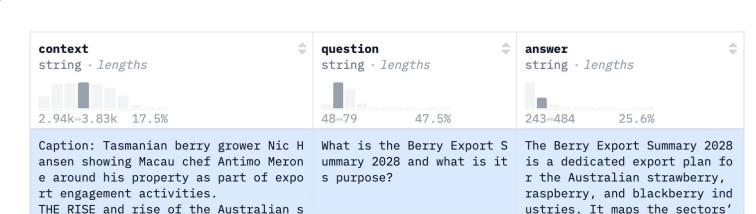
ith the release of a dedicated export

plan to grow their global presence ov

Driven by significant grower input, t

er the next 10 years.

- **Датасет** из huggingface <u>neural-bridge/rag-</u> dataset-12000
- Количество записей: 12 000
- **Назначение:** обучение/валидация RAGсистем
- Структура: вопрос, релевантный документ, ответ
- **Цель использования:** оценка способности находить нужный документ по запросу и правильно генерировать ответ
- Предобработка: удаление стоп-слов, дубликатов, текстов на других языках, приведение к нижнему регистру



current position, where they

want to be, high-opportunity markets, and next steps. The

purpose of this plan is to gr

ow their global presence over

the next 10 years.

EDA

- Проверены размеры и структура данных, выявлены и устранены дубликаты и пропуски
- Выявлено равномерное покрытие различных тем и отсутствие существенного перекоса в выборке
- Результаты EDA подтверждают пригодность данных для последующего обучения моделей на основе RAG

Облако слов колонка question

```
Show take business work name contextusing to state business work name common of service doe a common of service doe a
```

М ГОДХОД

Выбор способа векторизации

Протестированы разные эмбеддинги и замерена точность (для каждого вопроса выполняется поиск по близости и сравнение с оригинальным ответом по индексу)

Выбор хранилища данных

Сравнение Pandas и Qdrant (датасет был обогащен до 100 тыс строк и произведены замеры извлечения ответов), лучшее время (0.007с) с использованием Qdrant

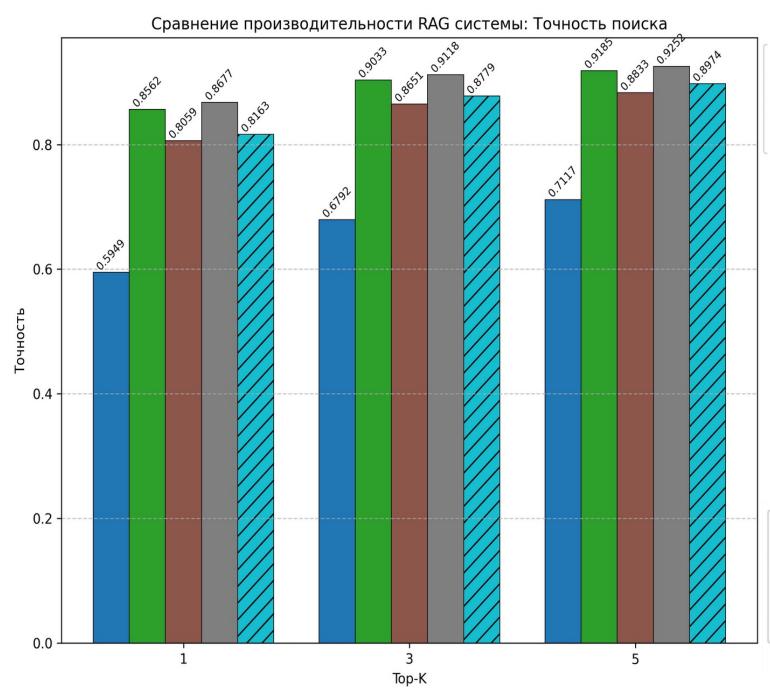
Выбор метрики

Dot product / Cosine similarity / Euclidean distance

Базовая модель

Tf-Idf, БД Qdrant, Dot product, Precision - 85.9%

Модель	Точность
Word2Vec	28.5
Fasttext	36.6
glove-twitter-100	13
all-MiniLM-L6-v2	75
tf-idf	85.9



ВЫБОР АРХИТЕКТУРЫ ДЛЯ RETRIEVAL, ТОЧНОСТЬ

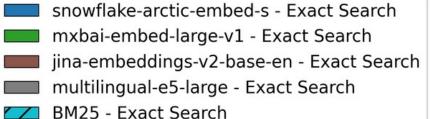
Бенчмарк

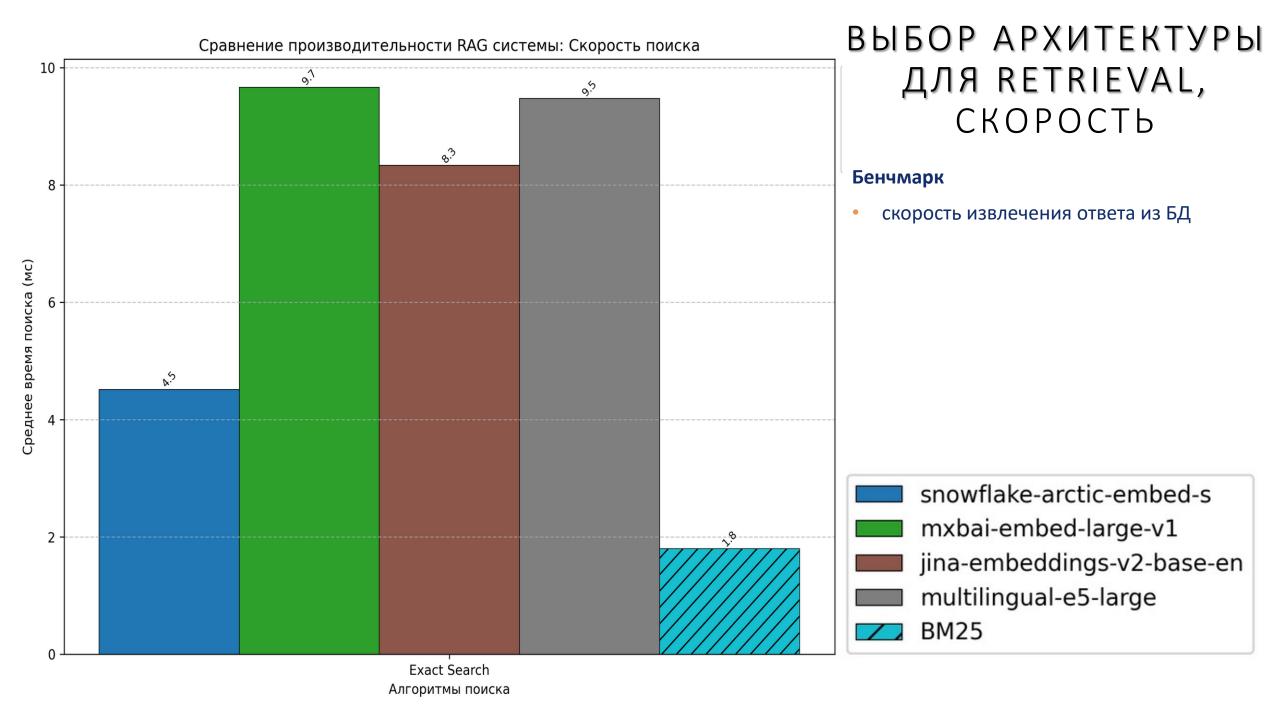
• релевантность извлеченных текстов

$$ext{HitRate@}k = rac{H_k}{N}$$

 H_k - число ответов с релевантным документом в topk

N — общее число запросов





Сравнение для гибридного поиска с реранкингом и без: Точность поиска Без реранкинга С реранкингом 0.2 Top-3 Top-5

ВЫБОР АРХИТЕКТУРЫ ДЛЯ RETRIEVAL, HYBRID SEARCH & RERANKER

Бенчмарк

 Hybrid search + Reranker:TextCrossEncoder (jina-reranker-v1-turbo-en)

Vectors Configuration (Name, Size, Distance)

colbertv2.0 128 Cosine

dense 1024 Cosine

bm25 Sparse

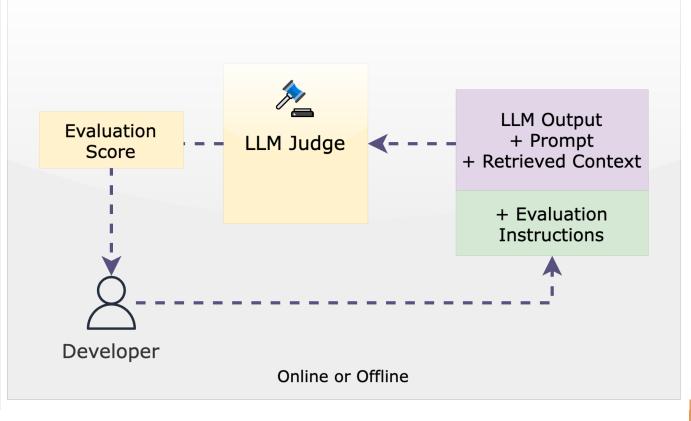
Время поиска ответа:

с реранкингом: 17.878 мс

Без реранкинга: 17.034 мс

ГЕНЕРАЦИЯ ОТВЕТА (LLM)

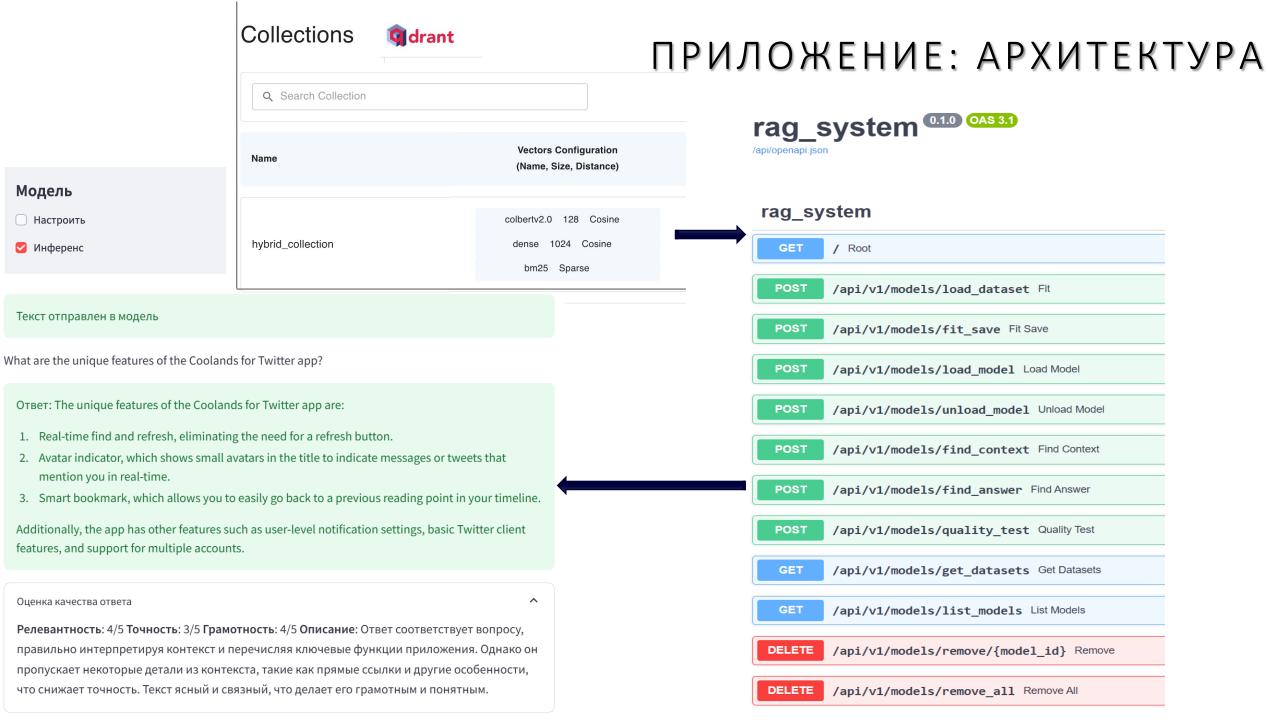
Метрика		
Релевантность	Relevance	Семантическая релевантность
Точность	Factual Accuracy	Фактическая точность / Достоверность
Грамотность	Fluency / Coherence	Языковая грамотность

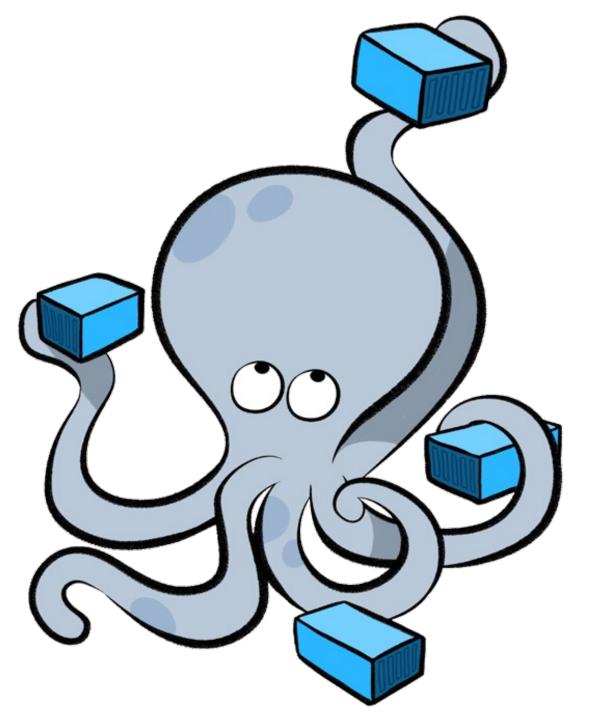


ДВЕ МОДЕЛИ:

- LLM-1: LLAMA3-70B-8192 МОДЕЛЬ ГЕНЕРАЦИИ ОТВЕТА
- LLM-2: LAMA-3.3-70B-VERSATILE МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ (EVALUATOR)

Генерация и оценка генеративной модели осуществляется на веб хостинге https://groq.com/





ПРИЛОЖЕНИЕ: АРХИТЕКТУРА

DOCKER-COMPOSE -P APP_RAG UP -D:

- FASTAPI_BACK
- STREAMLIT
- QDRANT
- LOKI
- PROMTAIL
- GRAFANA

ПРИЛОЖЕНИЕ РАЗВЕРНУТО НА VPS

HTTP://178.130.43.233:8501/

МОНИТОРИНГ:

HTTP://178.130.43.233:3000/



РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ:

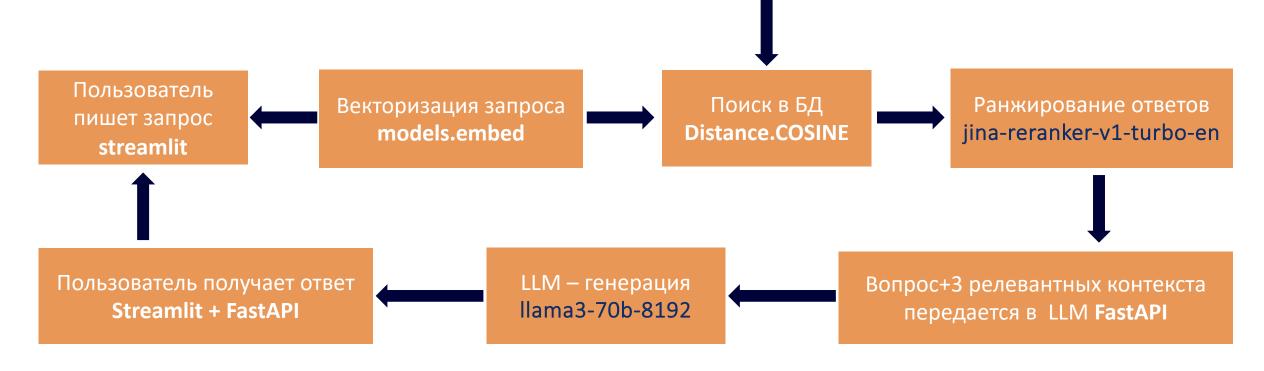
Общее время работы пайплайна:

Retrieval (hybrid+rerank) - 17.034 MC

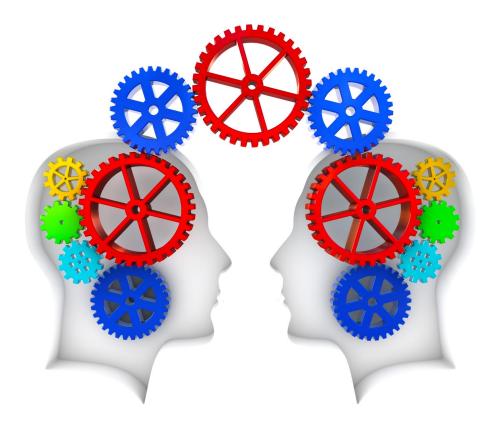
Augmented Generation – 0.5 с – 2 с, в зависимости от занятости сервера



Подготовка источников знаний ColBERT Multivectors with FastEmbed



РАБОТА В КОМАНДЕ



- EDA <u>каждый участник провел EDA</u>
- Baseline:
 - Fasttext Евгений Яковенко
 - Word2vec/Sentence Transformers Людмила Теплова
 - o Tf-idf <u>Альберт Тайчинов</u>
 - BM25 with ANN/all-MiniLM-L6-v2/Hybrid Search (BM25 + Sentence Transformers) - <u>Алексей Ятковский</u>
- Backend (FastAPI) <u>Альберт Тайчинов</u>
- Frontend (Streamlit) <u>Людмила Теплова, Евгений Яковенко</u>
- Docker + VPS + Grafana Евгений Яковенко
- Pre-commiter <u>Алексей Ятковский</u>
- Бенчмарк для выбора архитектуры Retrieval <u>Людмила Теплова</u>,
 <u>Альберт Тайчинов</u>
- LLM для генерации <u>Евгений Яковенко</u>



ΝΤΟΓ

ЧТО ПОЛУЧИЛОСЬ?

- ЧЕКПОИНТЫ ВЫПОЛНЕНЫ
- ПОСТАВЛЕННАЯ ЗАДАЧА ВЫПОЛНЕНА

× что не получилось?

- ТЕСТИРОВАНИЕ ДРУГИХ ГЕНЕРАТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ
- ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДАТАСЕТА БОЛЬШЕГО ОБЪЁМА.