

RAG

ИИ-ассистент для студентов медицинских вузов

Проект выполнили студентки 3-го курса

Кущенко Валерия и Гусева София

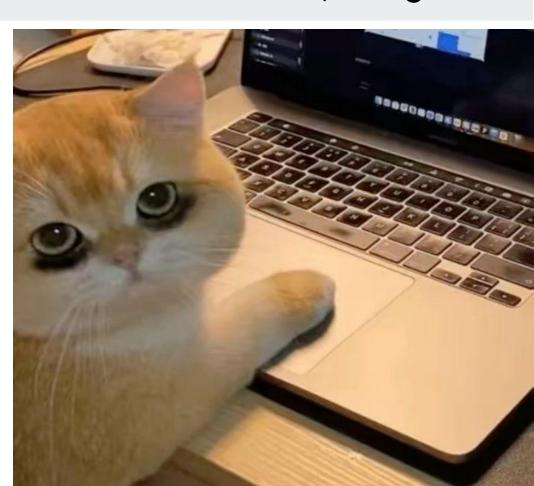
Актуальность: кому и зачем это вообще надо?

Представим себе типичного студента медицинского вуза (картинка справа): вечно уставший, с кучей дедлайнов и недосыпом на все 8 лет обучения.

Как же помочь и немного облегчить их участь?

— Сократить время на поиски информации, необходимой для заучивания материалов и выполнения работ.

Для более тщательного анализа актуальности данной проблемы мы провели опрос среди студентов медицинского вуза.

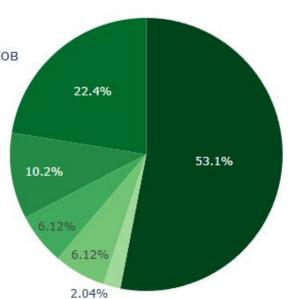


Опрос среди студентов медицинского вуза*

Вопрос:

Когда мне необходимо найти нужную информацию, я иду ...

- Искать её в интернете
- Искать её в книге
- К gpt / deepseek / иным нейронкам
- Всё вместе
- Спрашиваю у однокурсников/одногруппников
- 1-я ступень -- книга, 2-я -- нейронки

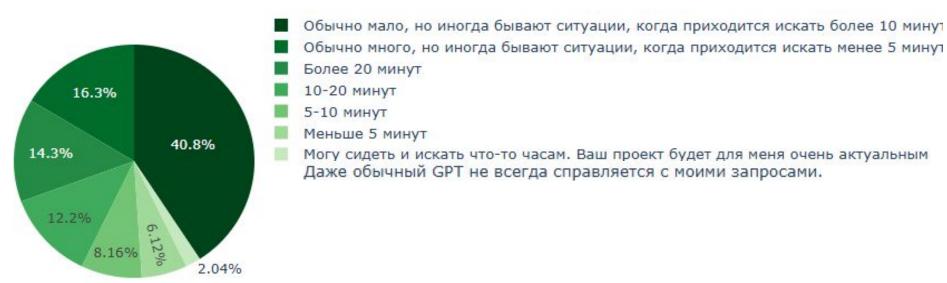


*в опросе приняло участие около 50 студентов РНИМУ им. Пирогова. преимущественно - 3 курс.

Продолжение опроса

Вопрос:

В среднем на поиск необходимой информации в учебниках я трачу...



Продолжение опроса

Топ-5 самых сложных предметов по мнению студентов (или за что вас могут отчислить)

1 курс	2 курс	3 курс
 Анатомия человека Гистология Общая и биоорганическая химия Физика, математика Биология 	 Нормальная физиология Биохимия Топографическая анатомия и оперативная хирургия Анатомия человека Пропедевтика внутренних болезней 	 Топографическая анатомия и оперативная хирургия Фармакология Патофизиология, клиническая патофизиология Патологическая анатомия, клиническая патологическая анатомия, клиническая патологическая анатомия Пропедевтика детских болезней

Цель и актуальность работы

Актуальность работы:

Как видно из опроса, большинство студентов тратят на поиски информации около 10 (!) минут, и большинство опрошенных первым делом идут искать информацию в интернете, из-за чего могут наткнуться на недостоверные источники.

Цель:

На основе RAG подходов создать ИИ-помощника, который будет по запросу студента искать и генерировать ответ из надежных внутренних источников (книги/учебники, по которым учатся студенты) или внешних (выход в сеть на проверенные сайты).

Задачи

- Проведение опроса среди студентов для выявления актуальности работы;
- Обзор теории по теме: подходы RAG, и что это вообще такое;
- Сбор данных для обучения модели (надежные учебники/книги);
- Создание рабочей модели RAG;
- Реализация модели в доступном для обычного пользователя виде с помощью Streamlit;
- Оценка работы ИИ-помощника с помощью метрик: ROUGE-L/ TF-IDF/ оценка ответов модели от студентов.

Анализ теории по теме (краткий)

Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey.	Эволюция RAG : наивный, расширенный и модульный RAG. Основные стадии RAG – извлечение, генерация и аугментация.
Benchmarking Large Language Models in Retrieval-Augmented Generation	Нет строгой оценки влияния RAG на работу разных LLM. Сравнение работы 6 разных LLM по четырем критериям: устойчивость к шуму, отказ от ненужной информации, интеграция информации (может ли отвечать на сложные вопросы), устойчивость к ложным данным.
A Comprehensive Survey of Retrieval-Augmented Generation (RAG): Evolution, Current Landscape and Future Directions	Описание общей архитектуры. Выявление существующих проблем в системах RAG, обзор областей для дальнейшего развития.
Corrective Retrieval Augmented Generation	RAG частично решает проблему галлюцинаций LLM, но если поиск неудачен, то генерация страдает. Авторы предлагают для решения этой проблемы оценивать качество извлеченной информации и на ее основе, либо использовать внутренние источники, либо выходить во внешний поиск (Интернет).

Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey.

Наивный RAG:

- индексация;
- извлечение;
- генерация.

Расширенный RAG:

- улучшение техник индексации с помощью подхода со скользящим окном;
- до извлечения оптимизация индексной структуры и исходного запроса;
- после извлечения повторная сортировка фрагментов и сжатие контекста.

Модульный RAG:

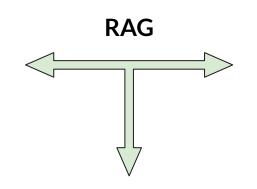
- добавление новых модулей (поисковой, слияния, памяти, предсказания, маршрутизации, адаптации);
- добавление новых паттернов (уточнение запросов на извлечение через модуль rewrite).

^{*}Проблемы с извлечением данных, трудностью генерации и препятствие к дополнению информации.

Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey.

Augmentation

- итеративный поиск
- рекурсивный поиск
- адаптивный поиск



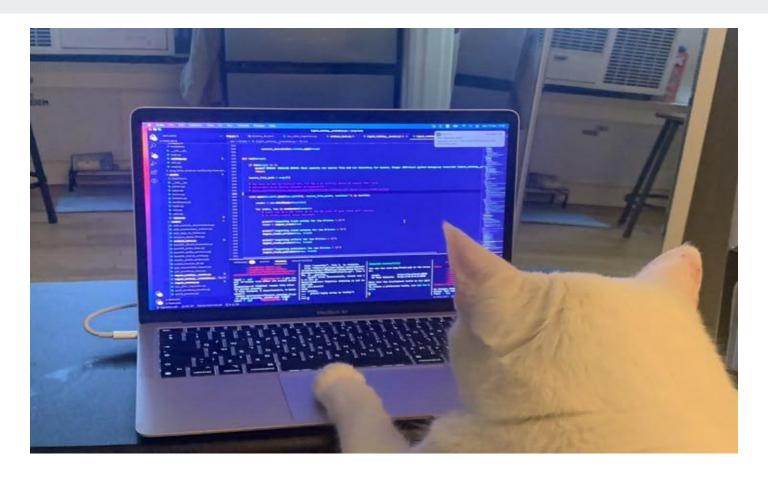
Generation

- корректировка содержания
- корректировка LLM

Retrieval

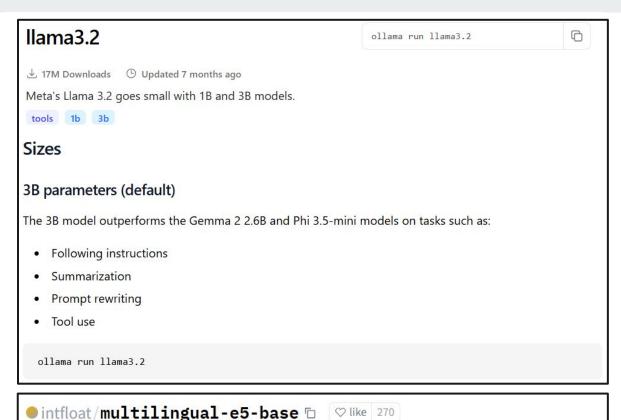
- структура извлеченных данных
- оптимизация извлечений
- оптимизация запроса
- embedding
- адаптер

Пора перейти к нашей работе....



Спецификация модели

Sentence Similarity



sentence-transformers () PyTorch

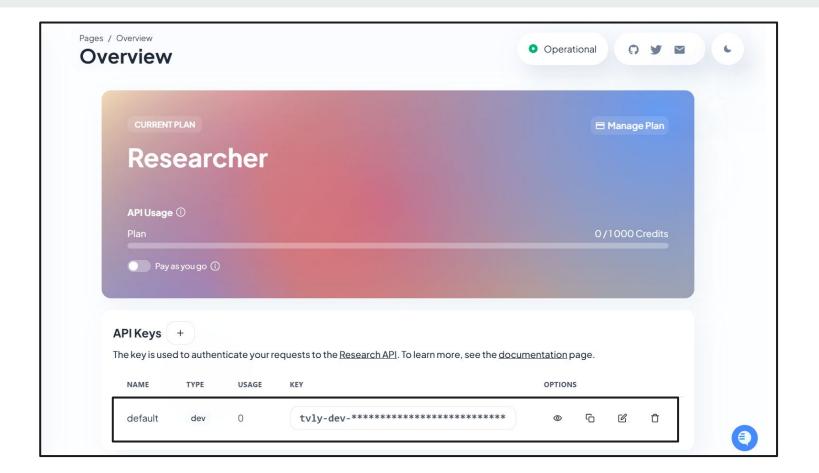
LLAMA3.2

- Занимает не так много памяти
- Подходит для использования инструкций
- Поддерживает русский язык

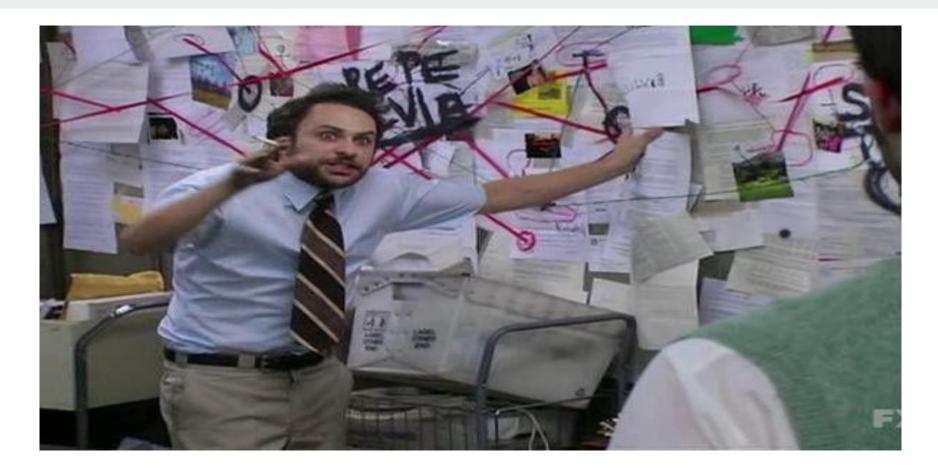


EMBEDDINGS from intfloat/multilingual-e5-base

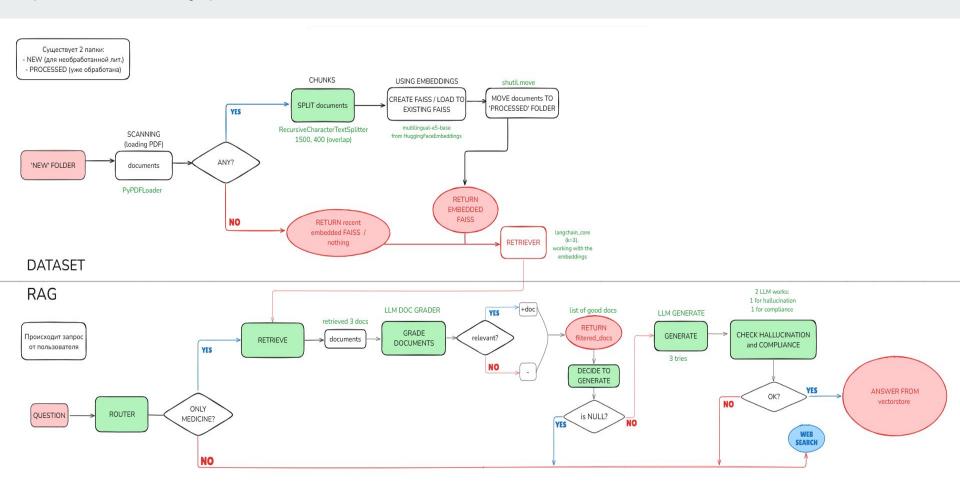
Tavily for WebSearch



Архитектура



Архитектура



Данные для обучения: откуда брали и на чем учили

- 1. Литература, на которой обучалась модель: (С полным списком литературы можно ознакомиться в разделе About Model на нашем сайте)
- "Введение в молекулярную биологию от клеток к атомам" Э. Рис, М. Стернберг;
- "Биологическая химия" Е.С. Северин, Т.Л. Алейникова, Е.В. Осипов и С.А. Силаева;
- "Основы патологии: Учебное пособие для студентов медицинских училищ и колледжей" И.В. Ремизов, В.А. Дорошенко;
- "Общая хирургия" Гостищев В.К;
- "Пропедевтика детских болезней с уходом за детьми" Т.В. Капитан;
- и другие.
- 2. Выход во внешние источники с помощью ресурса Tavily AI.
- 3. Возможность самостоятельной загрузки файлов со стороны студента.

^{*}Вся литература была подобрана на основе её наличия в программе обучения у разных (признанных) вузов

Пример работы модели

Что такое рак легкого?

Ассистент: Рак легкого развивается из эпителия бронхов разного калибра и очень редко из альвеолярного эпителия. В подавляющем числе случаев рак легкого является бронхогенным раком легкого, а в редких случаях - альвеолярным раком. Рак легкого различают по локализации: прикорневой, периферический и смешанный. По микроскопической картине рак легкого можно разделить на плоскоклеточный, железистый и недифференцированный типы.

Рак легкого.

В подавляющем числе случаев рак легкого развивается из эпителия бронхов разного калибра (бронхогенный рак легкого) и очень редко из альвеолярного эпителия.

В зависимости от локализации различают **прикорневой (центральный) рак**, исходящий из главного, долевого или

начальной части сегментарного бронха, **периферический рак**, исходящий из периферического отдела сегментарного бронха и его ветвей, а также альвеолярного эпителия, и **смешанный рак**.

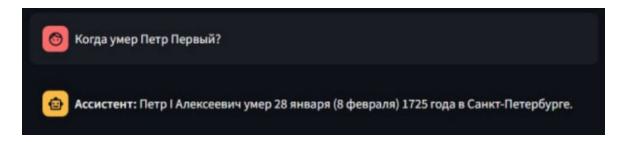
Далее приведен пример работы модели.

Ей был задан вопрос из учебника "ОСНОВЫ ПАТОЛОГИИ Учебное пособие для студентов медицинских училищ и колледжей" - эталонный текст приведен на второй фотографии.

Как можно заметить, модель легко справилась с вопросом и дала качественный ответ.

Пример работы модели (WebSearch)

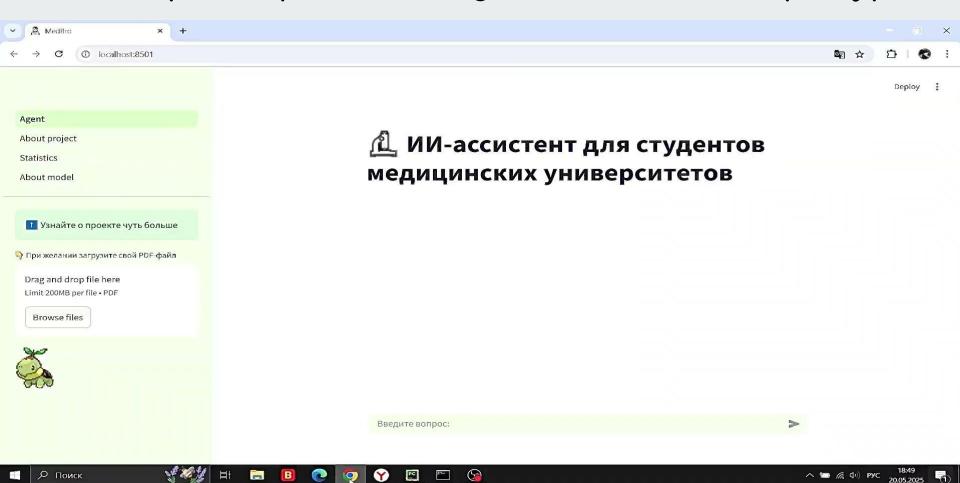
Также приведем пример работы модели с не релевантным текстом. Все учебники содержат в себе информацию ТОЛЬКО о медицине, поэтому было решено задать исторический вопрос.



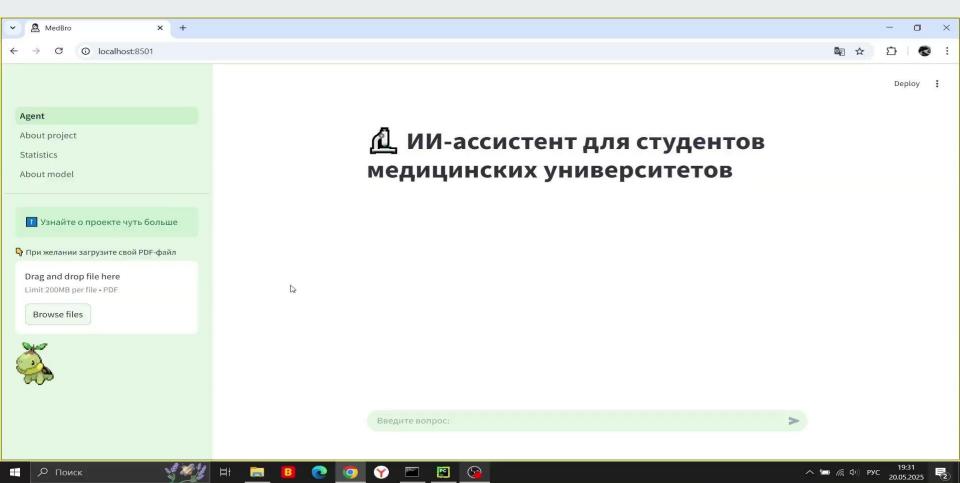
Модель справилась с заданием и ушла в WebSearch с помощью Tavily - это отражено в логах.

```
2025-05-08T02:01:06.536381+0300 DEBUG {'question': 'Когда умер Петр Первый?', 'web_search': 'Yes', 2025-05-08T02:01:06.583244+0300 DEBUG ---ПОИСК В ИНТЕРНЕТЕ--- 2025-05-08T02:01:06.583244+0300 DEBUG ---ПОИСК В ИНТЕРНЕТЕ--- 2025-05-08T02:01:06.583244+0300 DEBUG ---ПОИСК В ИНТЕРНЕТЕ---
```

Демонстрация работы модели с новой литературой



Как устроен сайт



Оценка работы модели: метрики качества

Модели было задано **15 вопросов** по медицинской тематике. Позже ответы модели сравнивались с "эталонными" ответами на те же вопросы, но уже из учебников.

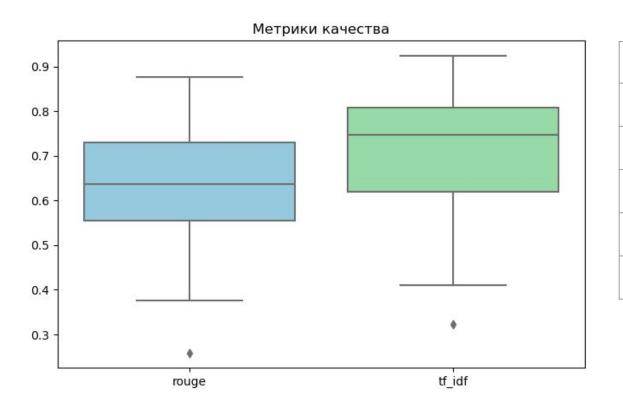
Для сравнения ответов были использованы три метрики качества.

Метрики:

- ROUGE-L (F1-score)
- TF-IDF + косинусное расстояние
- Кастомная метрика: оценка ответов модели от студентов-отличников медицинского вуза.

Средние значения для каждой метрики				
ROUGE-L (F1-score)	TF-IDF + косинусное расстояние	Кастомная метрика		
0.6227	0.6912	0.9467		

Оценка работы модели: TF-IDF и ROUGE-L



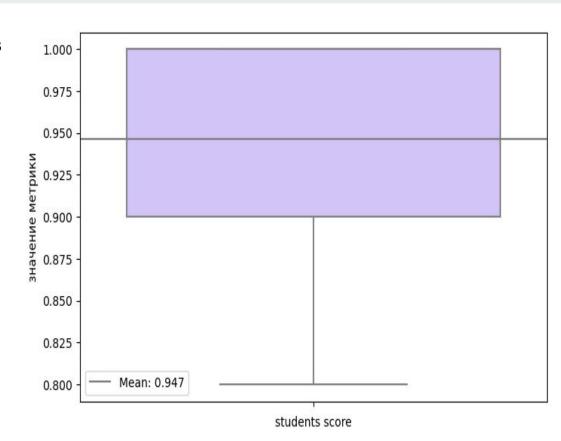
	ROUGE-L	TF-IDF
max	0.88	0.92
median	0.64	0.75
min	0.26	0.32
mean	0.62	0.69

Оценка работы модели: кастомная метрика

Мы попросили 5х студентов-отличников оценить ответы модели на 15 разных вопросов из медицинской сферы, предоставив им при этом "эталонный" вариант ответа из книги.

9 из 15 ответов модели по мнению всех 5х студентов по содержанию полностью соответствуют эталонному ответу из книги.

Среднее значение метрики: 0.95



Возможности для развития проекта

- Подбор литературы, на которой обучается модель, совместно с экспертом в медицинской сфере;
- Добавление выпадающего списка в панели для выбора специального предмета. Выбор предмета "Анатомия" гарантировал бы базу знаний, состоящую из анатомических книг.
- Работа не только с книгами формата PDF, но и с отсканированными документами (конспектами);
- Оценка совпадения загруженной литературы с медицинской тематикой.
- Вывод ссылки на источник ответа модели.

Этика

Данный проект создан с целью помочь *СТУДЕНТАМ медицинских вузов* в их обучении. Модель не способна навредить человеку – в крайнем случае студент может проконсультироваться с преподавателем, и он укажет ему на ошибки. Тем не менее, риск ошибки модели минимален из-за проверки на галлюцинации и опоры на текст.

Ссылки на источники, которые используются в работе

- Yunfan Gao, Yun Xiong, Xinyu Gao, Kangxiang Jia, Jinliu Pan, Yuxi Bi, Yi Dai, Jiawei Sun, Meng Wang, Haofen Wang. Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey. — 2024-03-27.
- Shailja Gupta, Rajesh Ranjan, Surya Narayan Singh. A Comprehensive Survey of Retrieval-Augmented Generation (RAG): Evolution, Current Landscape and Future Directions. — 2024-10-03.
- Jiawei Chen, Hongyu Lin, Xianpei Han, Le Sun. Benchmarking Large Language Models in Retrieval-Augmented Generation. — 2023-12-20
- Corrective Retrieval Augmented Generation Shi-Qi Yan1*, Jia-Chen Gu2*, Yun Zhu3,
 Zhen-Hua Ling1
- https://github.com/kvoloshenko/Local RAG Agent 01
- https://langchain-ai.github.io/langgraph/tutorials/rag/langgraph_adaptive_rag_local/