

**МОСКОВСКАЯ
МЕДИЦИНА**

Сквозь турникеты в ML

Задача 8

ИИ-сервис для выявления компьютерных томографий органов грудной клетки с «нормой»



Команда «Сквозь турникеты в ML»



ПРОЕКТ
МЭРА
МОСКВЫ



ДЕПАРТАМЕНТ
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА
И ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ
ГОРОДА МОСКВЫ



АГЕНТСТВО
ИННОВАЦИЙ
МОСКВЫ



**Александр
Павлов**

- DS ML
- awesome_sp68
- 89027293656

Капитан



**Владислав
Баланда**

- DS ML
- @Vlad2ru
- 89145443295



**Мзиссана
Куртанидзе**

- Frontend
- @mzissana
- 89296622579



**Валерия
Никитина**

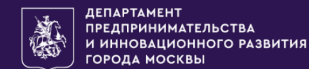
- Backend
- Ierin_nikita
- 89036148202



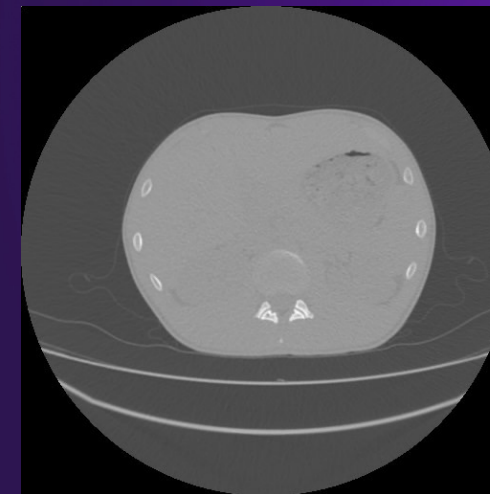
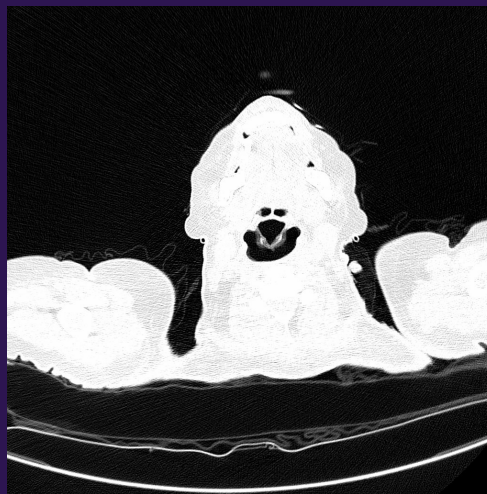
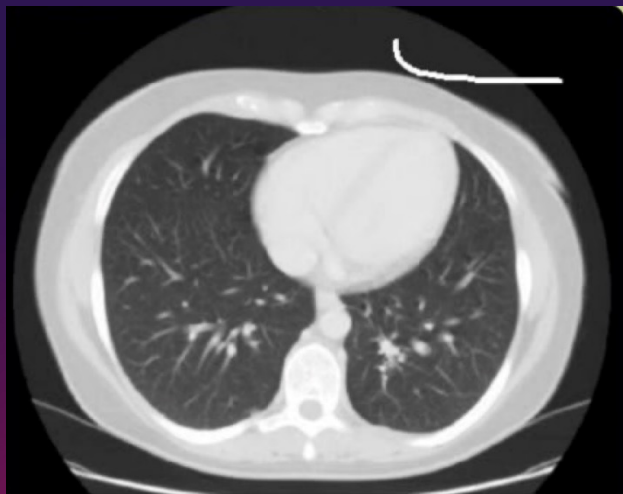
Задача и цель

Задача: разработка автоматизированного решения на основе ИИ, которое автоматически классифицирует КТ ОГК снимки на «норму» и «патологию»

Целевой результат: повышение скорости анализа КТ ОГК снимков, снижение нагрузки на медицинский персонал и минимизация рисков невыявленных патологий



Примеры исследований:





Проблема

- Врачи перегружены рутинной сортировкой исследований, где значительная часть пациентов не имеет патологий
- Работая в контексте одной жалобы легко упустить сопутствующую или скрытую патологию



Альтернативные решения

- Существующие подходы строятся на бинарной классификации для каждой отдельной патологии
- Интеграция множества разрозненных моделей требует значительных ресурсов и времени
- Отсутствует единый сервис, способный решать задачу комплексно

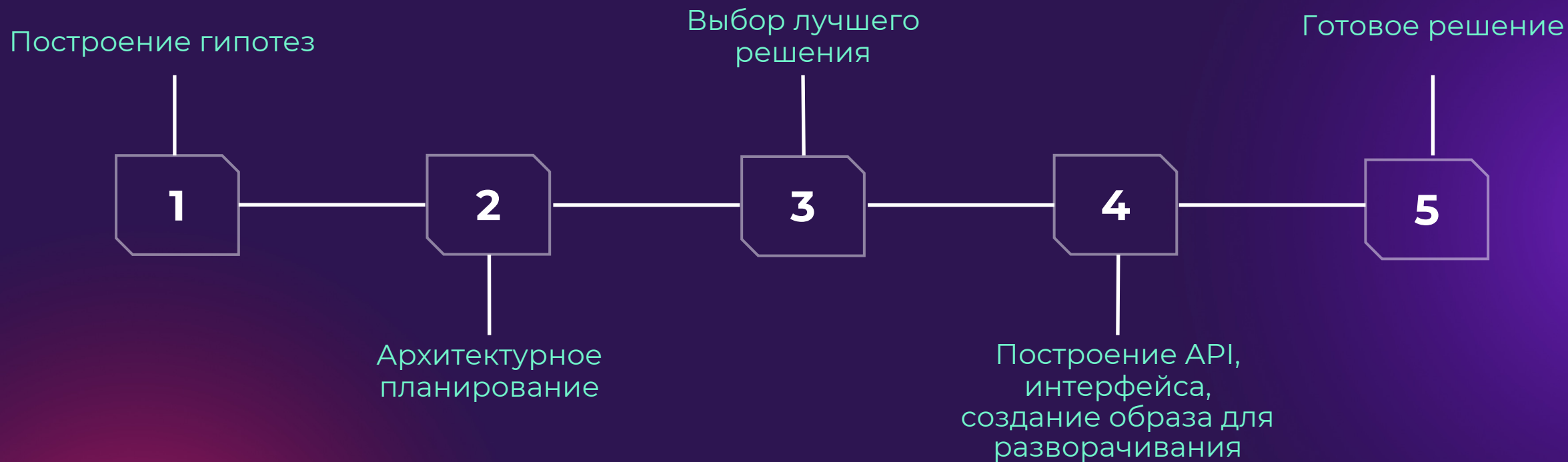
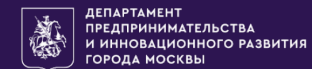


Предложенное решение

- Используем гибридный ансамбль моделей, который сочетает четыре подхода:
- self-supervised обучение для извлечения признаков
 - автоэнкодер для поиска аномалий
 - классификатор для финального решения
 - классификатор для патологий



План работы





Проверка гипотез и ход работы



ДЕПАРТАМЕНТ
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА
И ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ
ГОРОДА МОСКВЫ

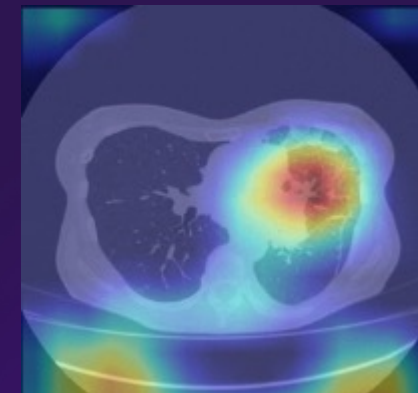


АГЕНТСТВО
ИННОВАЦИЙ
МОСКВЫ

1. Были собраны дополнительные данные – КТ снимки для расширения представленного датасета.
2. Написана программа для разделения данных на обучающую (train) и тестовую (test) выборки с учетом пациентов. Изображения одного пациента должны попадать либо в тренировочную, либо в тестовую выборку - это предотвращает утечку данных.
3. Для построения базового решения использовались классификаторы изображений на основе моделей семейства ResNet (ResNet18 и ResNet34).
4. Было проверена гипотеза о 3D признаках – была обучена модель «SlowFast_r50» (модель для классификации видео).
5. Учитывая особенности задачи:
 - разная модальность снимков (полученных с помощью различных аппаратов КТ);
 - большое количество патологий (более 40);
 - необходимость поиска новых патологий, отсутствующих в размеченных данных.

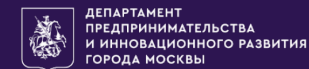
Мы перешли к решению, основанному на «Self-supervised pretraining» (SSP).

Преимущества данного метода: позволяет достигать высокого качества, используя в разы меньше размеченных данных по сравнению с чисто supervised-подходами, что особенно важно в областях с ограниченной разметкой.





Принципы решения



Self-Supervised Pretraining (SimCLR)

Метод основан на концепции «self-supervised learning», использующей алгоритм SimCLR.

Особенности:

- Объединение обучающей и валидационной выборок без учета диагнозов (без меток);
- Создание пар изображений через случайные аугментации каждого снимка (случайный кроп/обрезка, отражение по горизонтали, изменение яркости и контраста);
- Контрастивная функция потерь (NTXentLoss) способствует извлечению значимых признаков структуры лёгких.

Реконструкция автоэнкодером

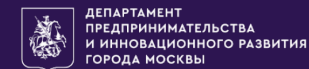
Автоэнкодер обучается только на изображениях класса «норма».

Особенности:

- Эффективное восстановление нормальных паттернов лёгочной ткани.
- Увеличение ошибки реконструкции при появлении патологии.
- Использование маски легких (полученной методом пороговой сегментацией) для исключения влияния некритичных областей (костей, мышц).



Принципы решения (продолжение)



Тонкая настройка бинарного классификатора

Обучение бинарного классификатора осуществляется на основе модели ResNet-18, предварительно обученной на основе принципов «self-supervised pretraining».

Важные моменты:

- Применение аугментаций для увеличения вариативности обучающего набора;
- Учет результатов «Test-Time Augmentation» (ТТА) для повышения устойчивости модели к шуму и артефактам.

Принятие решения о результате

Принятие решений о результате («патология» или «норма») производится с использованием ансамбля, объединяющего сигналы двух компонентов:

- Нормализованная ошибка реконструкции (реконструкционный компонент);
- Максимальная вероятность патологии (бинарный классификатор).

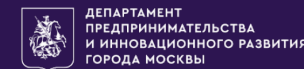
Итоговая оценка зависит от ошибки реконструкции (от автоэнкодера) и вероятности патологии (от бинарного классификатора) — по принципу максимума.

Выбор патологии

Принятие решений о классе патологии производится на основе отдельной модели, обученной на датасете, содержащем 16 видов патологий (модель семейства YOLO11).



Преимущества разработанного решения



1. **Выявление «неизвестных» патологий.** Благодаря автоэкондеру, обученному только на здоровом материале, система способна обнаруживать ранее не встречавшиеся для модели типы патологии.
2. **Использование всей базы меток.** Обучение на основе всей доступной базы снимков self-supervised learning без привязки к диагнозам улучшает качество извлекаемых признаков.
3. **Устойчивость к данным.** Применение Test-Time Augmentation существенно повышает надежность результата – снижая зависимость от «шума» изображений и различий между аппаратами КТ.
4. **Баланс точности.** Определение оптимального порога гарантирует баланс между точностью выявления патологии и отсутствием избыточных тревог.



API и интерфейс



ПРОЕКТ
МЭРА
МОСКВЫ



ДЕПАРТАМЕНТ
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА
И ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ
ГОРОДА МОСКВЫ



АГЕНТСТВО
ИННОВАЦИЙ
МОСКВЫ

API

Предоставляет эндпоинты для работы с моделью и базой

Patients

GET /api/patients - Список записей пациентов

GET /api/patients/{id} - Получение записи пациента

POST /api/patients - Создание записи пациента

PUT /api/patients/{id} - Редактирование записи пациента

DELETE /api/patients/{id} - Удаление записи пациента

Scans

GET /api/scans — Список исследований

GET /api/scans/?patient_id={patientId} - Получение списка сканов пациента

POST /api/scans — Создание исследования (загрузка файла)

GET /api/scans/{id} — Получение информации об исследовании

GET /api/scans/{id}/file — Скачать исходный бинарник

PUT /api/scans/{id} — Редактирование исследования (description)

POST /api/scans/{id}/analyze — Запустить анализ исследования

GET /api/scans/{id}/report — Получить JSON-отчёт об исследовании

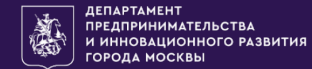
DELETE /api/scans/{id} — Удаление исследования

Inference

POST /inference/predict - Получение отчета по исследованию без привязки к пациенту (для массового прогона данных)



API и интерфейс



Интерфейс

- Frontend для работы врачей и исследователей предоставляет:
 - создание и ведение карточек пациентов,
 - загрузка и просмотр их КТ-исследований,
 - получение результата анализа,
 - просмотр тепловых карт (heatmaps), показывающих наиболее подозрительные области.



Используемые технологии и ресурсы



ПРОЕКТ
МЭРА
МОСКВЫ



ДЕПАРТАМЕНТ
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА
И ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ
ГОРОДА МОСКВЫ



АГЕНТСТВО
ИННОВАЦИЙ
МОСКВЫ

01

Python

02

FAST API, Postgres, Docker

03

React

04

Дополнительные источники данных

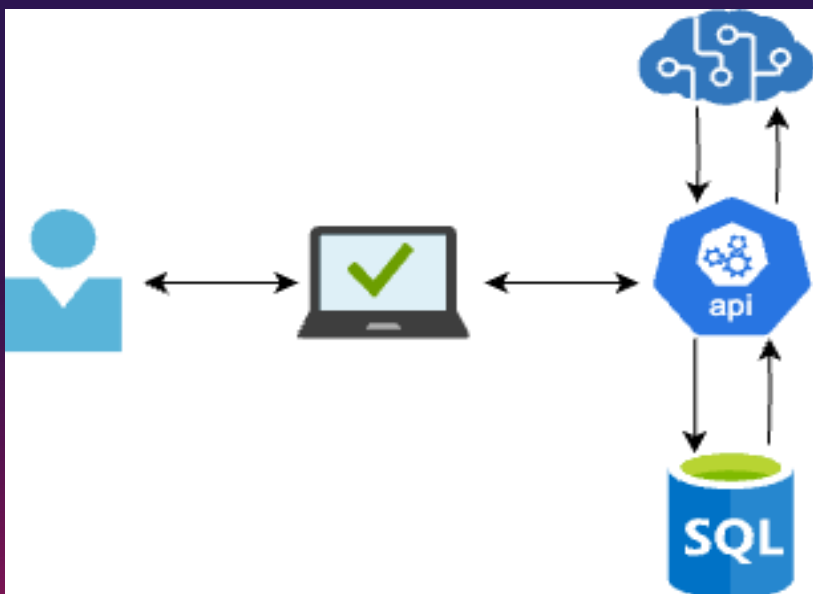
1. Датасет "ibrahimhamamci/CT-RATE"
(<https://huggingface.co/datasets/ibrahimhamamci/CT-RATE>)
2. Датасеты ОГК:
(<https://mosmed.ai/datasets/datasets>)

05

Обучение модели

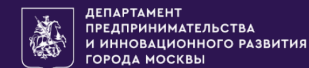
В решении обучаются модели:

- SimCLR на объединенных данных (без меток класса, для извлечения общих эмбеддингов);
- Автоэнкогдер – только на данных (норма);
- Бинарный классификатор – на тренировочных данных, с валидацией;
- Многоклассовый классификатор - на тренировочных данных, с валидацией.





Развертывание сервиса



Docker

Сервис использует docker-compose.yml

.env

Файл содержит параметры для поднятия контейнеров

Контейнеры

- база данных
- API
- интерфейс

Сборка

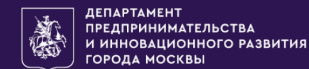
```
docker compose build --no-cache
```

Поднятие

```
docker compose up -d
```



Предложения и развитие проекта



Данные: расширение датасета + повторная валидация разметки



ML-архитектуры: переход к более сложным моделям и ансамблям



Интерфейс: расширение UX/UI и сценариев для врача



Диагностика: определение конкретных типов патологий



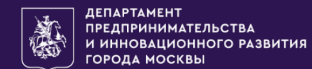
Локализация: картирование снимков и визуализация очагов



Производительность: оптимизация инференса



Сессия Q&A



Сквозь турникеты в ML