



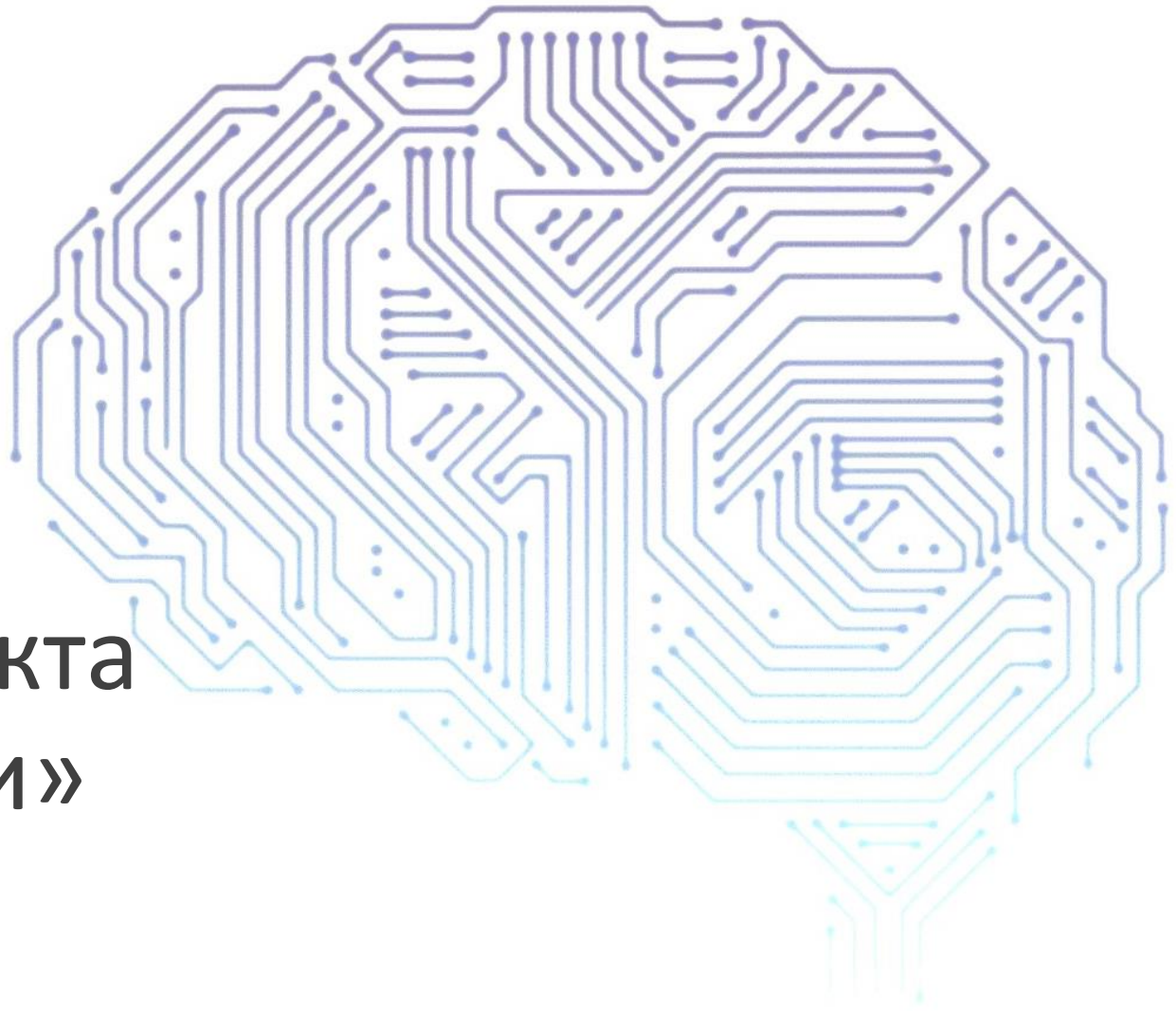
НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им. Н.Н.Блохина

«Использование искусственного интеллекта в диагностике и лечении»

Программа повышения квалификации (36 ак. часов)
2026 г.

Шувалова Екатерина Викторовна

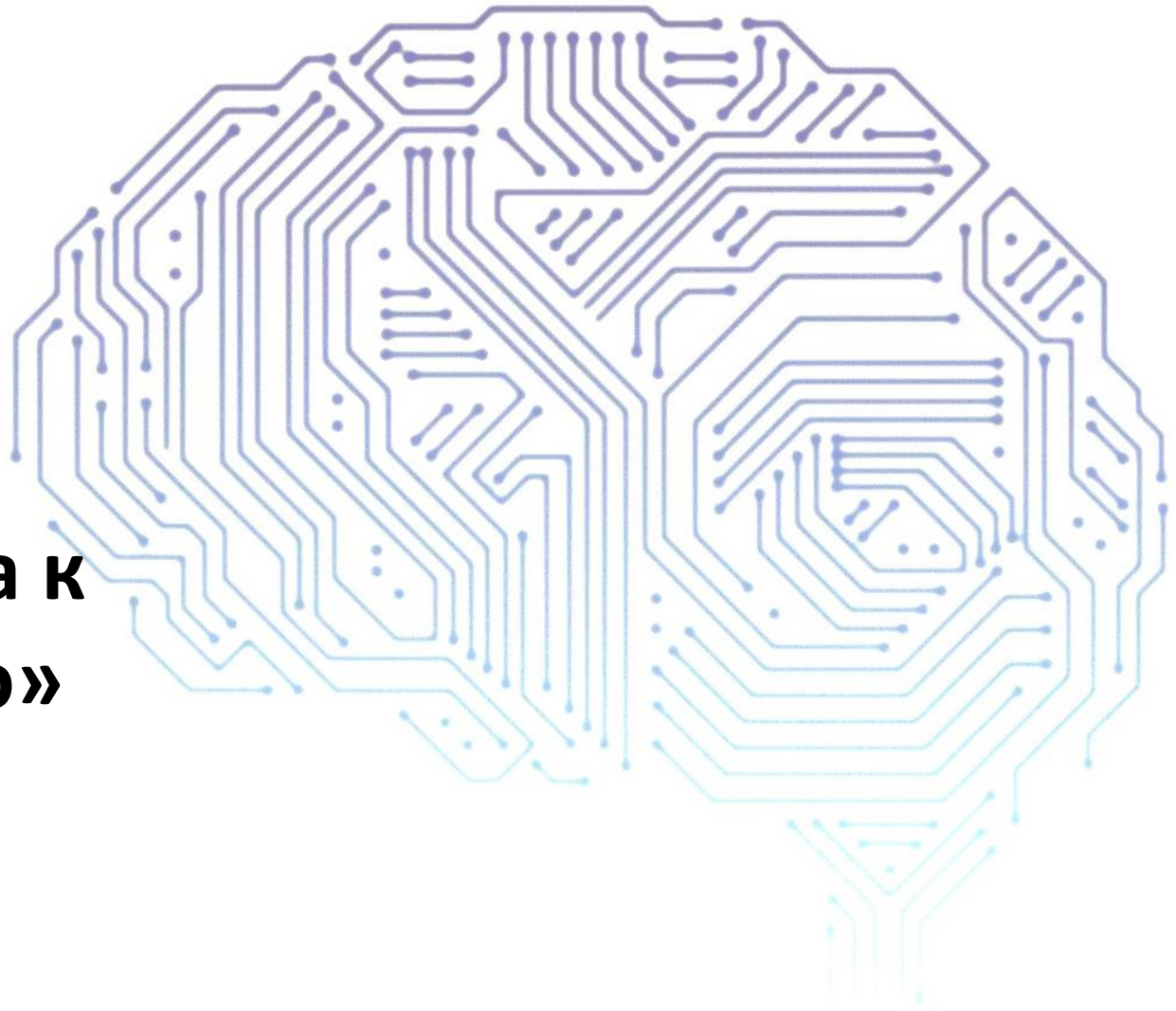
доцент, кандидат физико-математических наук





**НМИЦ
ОНКОЛОГИИ**
им.Н.Н.Блохина

Модуль 2. «Прикладные решения ИИ: от прототипа к клиническому внедрению»



**2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP,
детектирование и интеграция в МИС»**

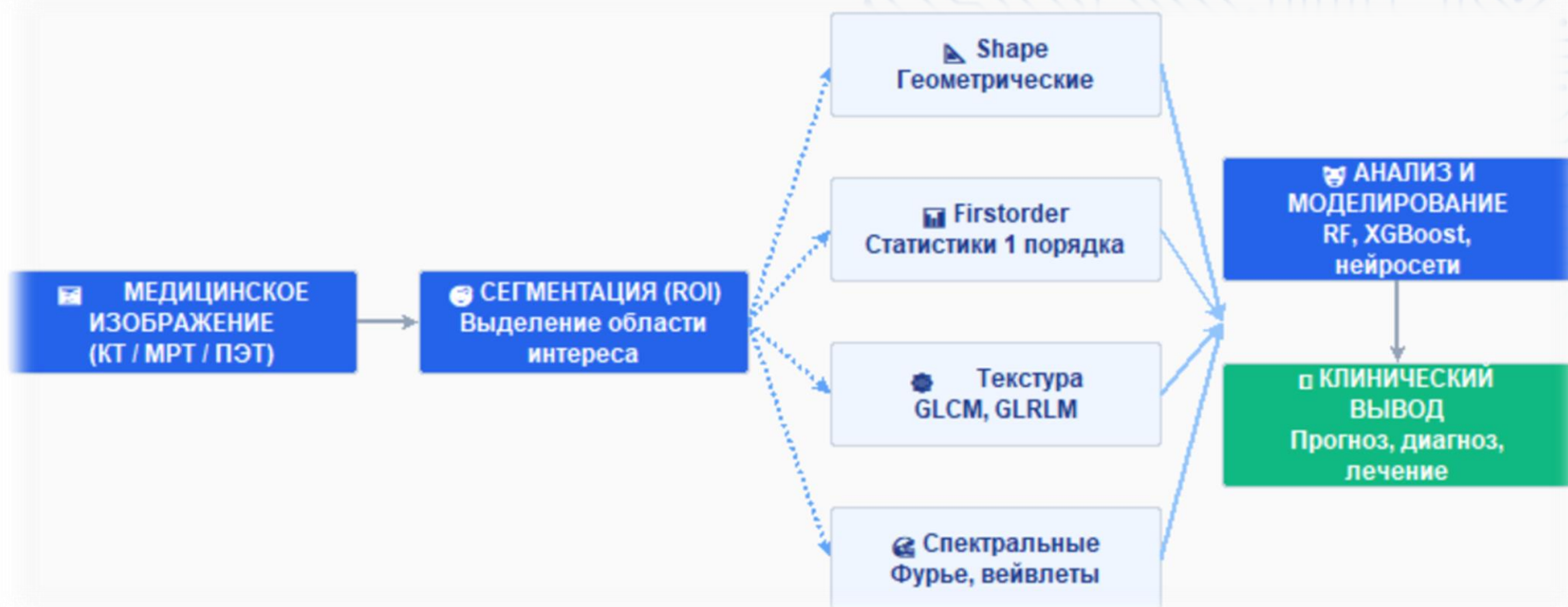
2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

Основные направления применения искусственного интеллекта в здравоохранении

Направление	Задачи	Примеры
NLP (тексты)	Извлечение сущностей, классификация, суммаризация	Анализ электронных медицинских карт, кодирование МКБ-10
Компьютерное зрение	Детекция, сегментация, классификация	Обнаружение патологий на КТ/МРТ, рентген
Радиомика	Количественный анализ изображений	Извлечение текстурных и геометрических признаков
Интеграция в МИС	Взаимодействие с DICOM, HL7, FHIR	Передача результатов ИИ-анализа в клинические системы

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

Радиомика: мост между медицинской визуализацией и машинным обучением



2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

КОНЦЕПЦИЯ РАДИОМИКИ

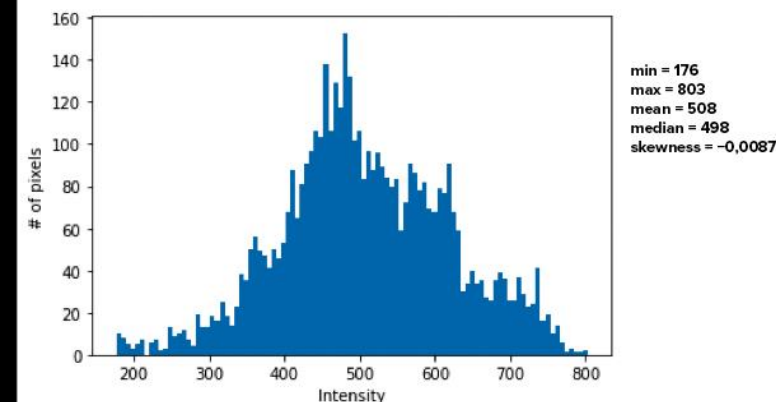
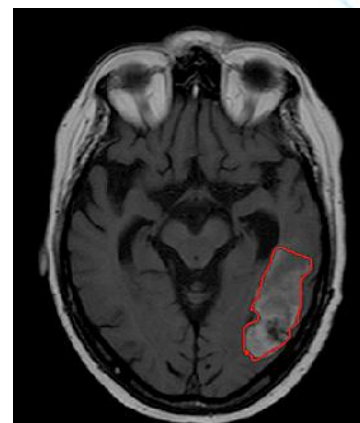
Радиомика — это высокопроизводительный метод извлечения количественных признаков из медицинских изображений для выявления скрытых паттернов, неразличимых для человеческого глаза.

Ключевая идея:

Визуальная информация содержит биомаркеры, отражающие:

- ✓ Гистологию опухоли
- ✓ Генетический профиль
- ✓ Прогноз заболевания
- ✓ Ответ на терапию

Преимущество: Неинвазивная диагностика без биопсии



2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ: ГЕОМЕТРИЧЕСКИЕ ПРИЗНАКИ (SHAPE)
Описывают форму и размер области интереса (ROI)

Признак	Формула	Интерпретация
Элонгация	$E = L_{\text{minor}} / L_{\text{major}}$	0–1; 1 = идеальный круг, <1 = вытянутая форма
Сферичность	$S = (36\pi V^2)^{(1/3)} / A$	Характеризует компактность; низкая = инфильтративный рост
Площадь	$\text{PixelSurface} = \sum \text{пикселей}$	Размер объекта в пикселях
Изрезанность	$\text{PerimeterSurfaceRatio}$	Отношение периметра к площади; высокая = нечёткие границы

Клинический пример:

Злокачественные опухоли имеют более изрезанные границы и меньшую сферичность.
Доброкачественные образования — более округлые и компактные.



НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ: ГЕОМЕТРИЧЕСКИЕ ПРИЗНАКИ (SHAPE)

Визуализация геометрических признаков (Shape Features)

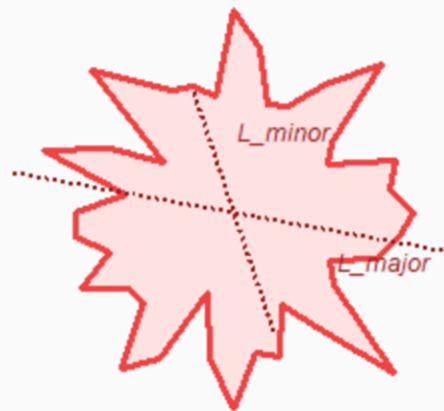


Доброкачественное образование

Высокая сферичность ($S \approx 1$)

Низкая изрезанность границ

Элонгация (E) близка к 1



Злокачественная опухоль

Низкая сферичность ($S \ll 1$)

Высокая изрезанность (Периметр/Площадь)

Инфильтративный рост ($E < 1$)

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ: СТАТИСТИКИ ПЕРВОГО ПОРЯДКА (FIRST-ORDER)

Описывают распределение интенсивности пикселей БЕЗ учёта их расположения

Признак	Формула	Что показывает
Среднее (Mean)	$\mu = (1/N) \cdot \sum X_i$	Общая яркость области
Дисперсия (Variance)	$\sigma^2 = 1/(N-1) \cdot \sum (X_i - \mu)^2$	Неоднородность ткани
Энтропия (Entropy)	$H = -\sum p_k \cdot \log_2(p_k)$	Хаотичность/сложность текстуры
Асимметрия (Skewness)	$S = (1/N) \cdot \sum ((X_i - \mu)/\sigma)^3$	Смещение распределения (>0 — светлая область)
Эксцесс (Kurtosis)	$K = (1/N) \cdot \sum ((X_i - \mu)/\sigma)^4$	Острота пика распределения

Клинический пример:

Высокая энтропия = гетерогенная ткань → агрессивная опухоль.

Низкая энтропия = однородная ткань → доброкачественное образование.



ФГБНУ
ВНИИ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ: СТАТИСТИКИ ПЕРВОГО ПОРЯДКА (FIRST-ORDER)

Клинический пример: Анализ энтропии (Интенсивность пикселей)



2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ: ТЕКСТУРНЫЕ ПРИЗНАКИ (GLSCM)

Матрица пространственной смежности — оценивает, как часто пиксели с разной яркостью встречаются рядом

Признак	Формула	Что показывает
Контраст (Contrast)	$\sum_i \sum_j i-j ^2 \cdot P(i,j)$	Резкие перепады яркости (границы)
Энергия (Energy)	$\sum_i \sum_j P(i,j)^2$	Однородность текстуры
Корреляция (Correlation)	$\sum_i \sum_j ((i-\mu_i)(j-\mu_j)P(i,j))/(\sigma_i\sigma_j)$	Линейная зависимость соседних пикселей
Энтропия (Entropy)	$-\sum_i \sum_j P(i,j) \cdot \log(P(i,j))$	Сложность текстуры

Клинический пример:

- **Высокий контраст** = кальцинаты, некрозы.
- **Низкая корреляция** = дезорганизация ткани (опухоль).



НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им. Н.Н. Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ: ТЕКСТУРНЫЕ ПРИЗНАКИ (GLCM)

Матрица пространственной смежности — оценивает, как часто пиксели с разной яркостью встречаются рядом

Принцип построения матрицы пространственной смежности (GLCM)

1. Фрагмент снимка (уровни серого)

Пара (1, 5)

Смещение: $dx=1, dy=0$

1	1	5	5
2	4	4	4
1	1	2	2
4	1	5	5

Подсчет всех
пар соседей

2. Результирующая матрица GLCM $P(i,j)$

	j=1	j=2	j=4	j=5
i=1	2	0	0	2
i=2	0	0	2	0
i=4	1	0	0	1
i=5	0	0	0	2

Математический вывод признаков: Контраст, Энергия, Корреляция и Энтропия
вычисляются как взвешенные суммы значений именно этой итоговой матрицы $P(i,j)$.



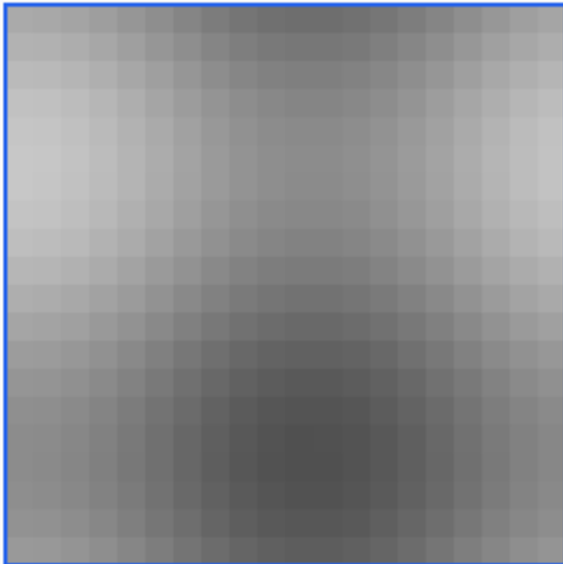
ФГБНЦ
ВНИИ
ООНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ: ТЕКСТУРНЫЕ ПРИЗНАКИ (GLCM)

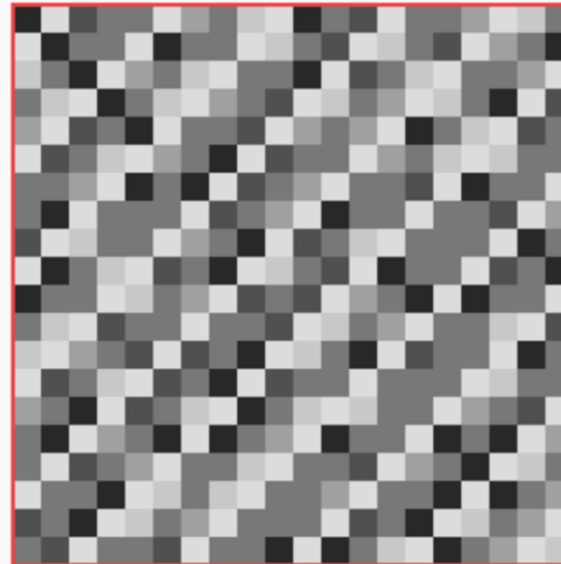
Матрица пространственной смежности — оценивает, как часто пиксели с разной яркостью встречаются рядом

Визуальное сравнение типов текстур (Ткань опухоли)



ОДНОРОДНАЯ (Гомогенная)

- Низкая энтропия (порядок)
- Высокая энергия (однотипность)



ГЕТЕРОГЕННАЯ (Неоднородная)

- Высокая энтропия (хаос)
- Высокий контраст (резкие границы)

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»



NLP В МЕДИЦИНЕ: КРАТКИЙ ОБЗОР

Обработка естественного языка в здравоохранении

Основные задачи:

Задача

Пример

Применение

Извлечение сущностей (NER)

Извлечение диагнозов,
симптомов, лекарств из текста

Автоматическое заполнение
электронных карт

Классификация

Определение МКБ-10 по
описанию

Кодирование диагнозов

Суммаризация

Сжатие длинных историй болезни

Быстрый обзор пациентов

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

NLP В МЕДИЦИНЕ: КРАТКИЙ ОБЗОР

Обработка естественного языка в здравоохранении

Основные задачи:

Извлечение сущностей (NER)

Классификация

Суммаризация

Связь с радиомикой:

- Объединение текстовых (жалобы, анамнез) и визуальных (радиомика) данных
- Создание комплексных прогностических моделей
- Пример: NLP-анализ заключений радиолога + радиомические признаки → повышение точности до 15%

Интеграция в МИС:

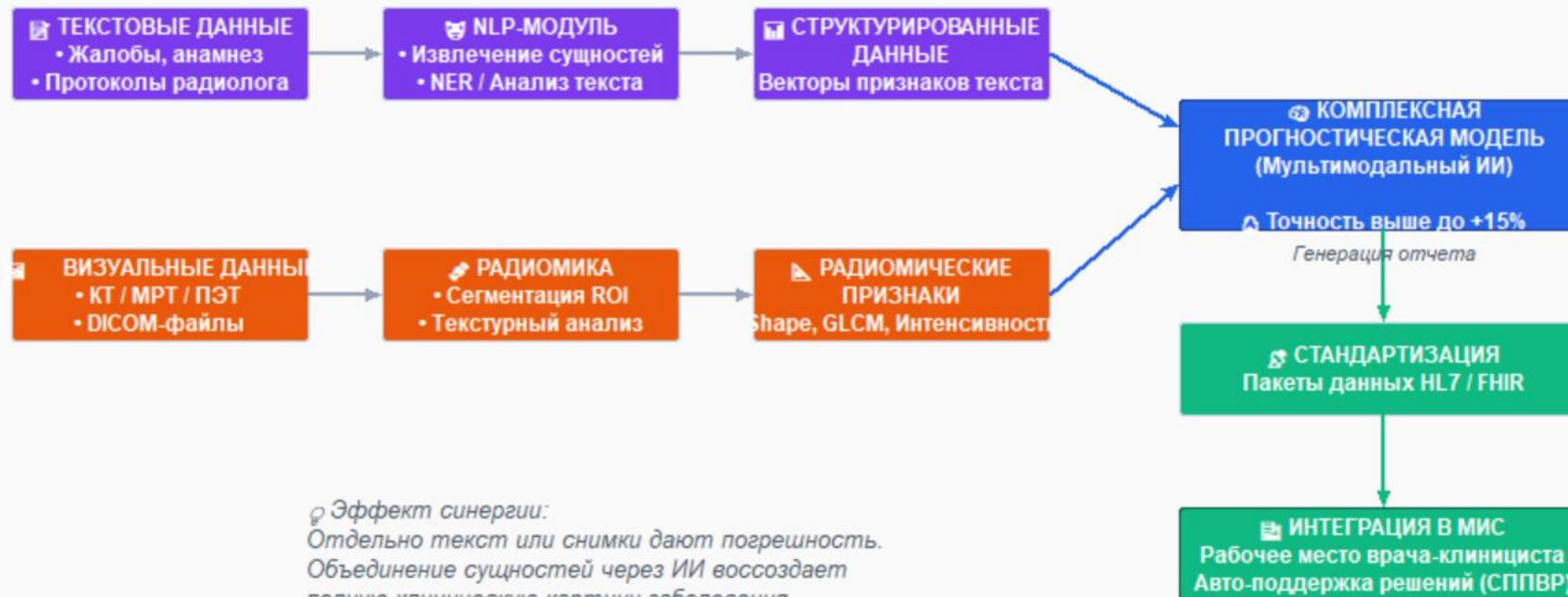
- NLP-модули обрабатывают текстовую документацию
- Результаты передаются через HL7/FHIR

МИС -Медицинская информационная система

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

NLP В МЕДИЦИНЕ: КРАТКИЙ ОБЗОР

Мультимодальная интеграция: Радиомика + NLP-анализ в контуре МИС



2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: ПРИМЕРЫ ЗАДАЧ

Вариант	Описание
1. Почки	Дифференциальная диагностика кист и опухолей (набор 1_2236040_zno_cyst_AF). Акцент: геометрические признаки и статистики первого порядка.
2. Молочная железа	Детекция микрокальцинатов (наборы 1636, 1637, 1638). Акцент: текстурные признаки (GLCM, GLRLM), чувствительные к мелким неоднородностям.
3. Головной мозг	Классификация очаговых изменений (набор ltog_nov_brain, Task01_BrainTumour). Акцент: спектральные признаки и NGTDM (локальная контрастность).
4. Брюшная полость	Комплексный анализ (набор ltog_nov_abdomen). Акцент: комбинированное использование всех групп признаков.
5. Мультимодальный анализ	Сравнение важности признаков для почек и молочной железы в едином датасете. Акцент: сравнительный анализ и формулировка гипотез.

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»



ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

Данные: Task01_BrainTumour

Мультимодальные МРТ-изображения двух пациентов с опухолями

- **T1** — анатомическая структура
- **T1c** — контрастное усиление (оценка гематоэнцефалического барьера)
- **T2** — оценка отека
- **FLAIR** — подавление сигнала от жидкости (наилучшая визуализация отека)

Цель исследования:

1. Определить радиомические маркеры агрессивности опухоли
2. Сравнить информативность модальностей
3. Визуализировать сегментацию с наложением маски
4. Сгенерировать клинический отчет

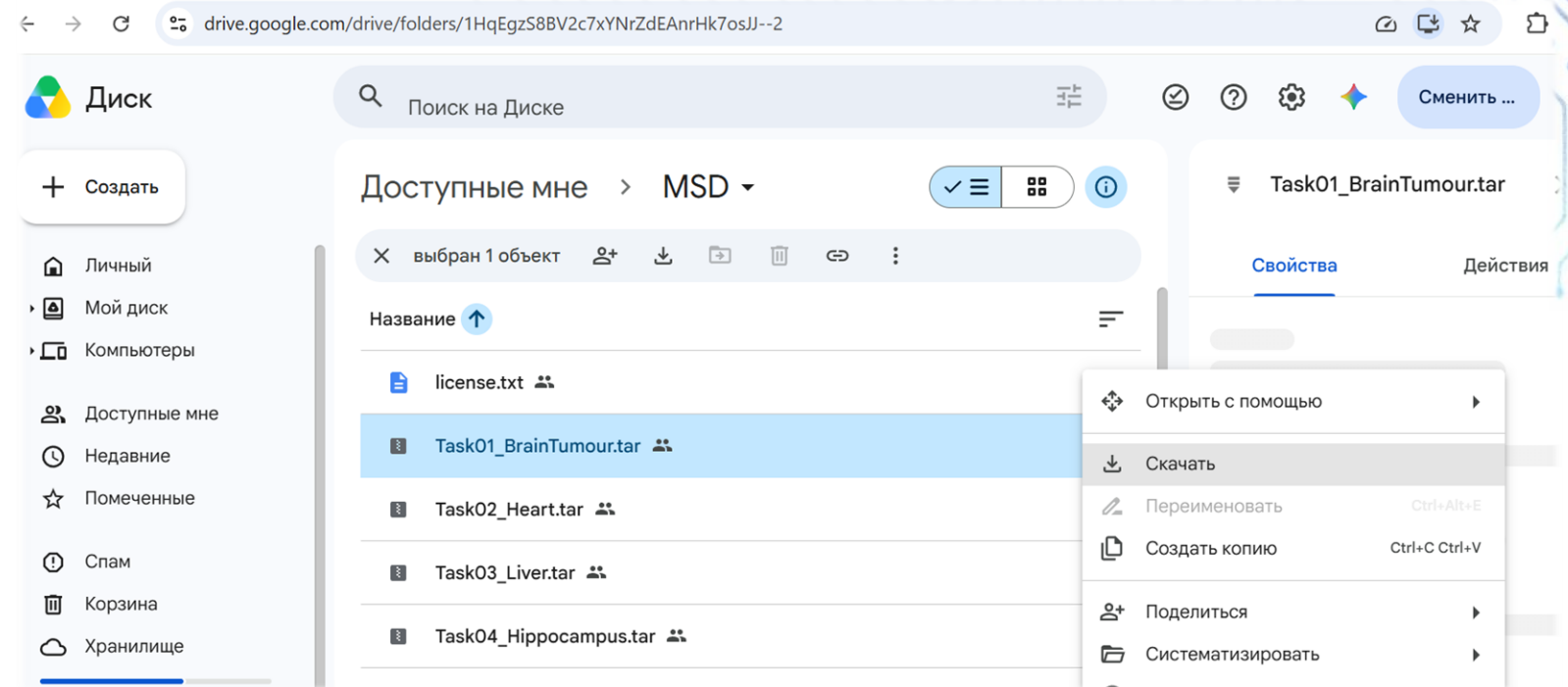
Методология:

- Извлечение >150 радиомических признаков
- 4 метода сегментации (Оцу, среднее+std, градиент, комбинированный)
- Машинное обучение (Random Forest) для оценки важности признаков

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

Данные: Task01_BrainTumour
шаг1. Загрузка изображений

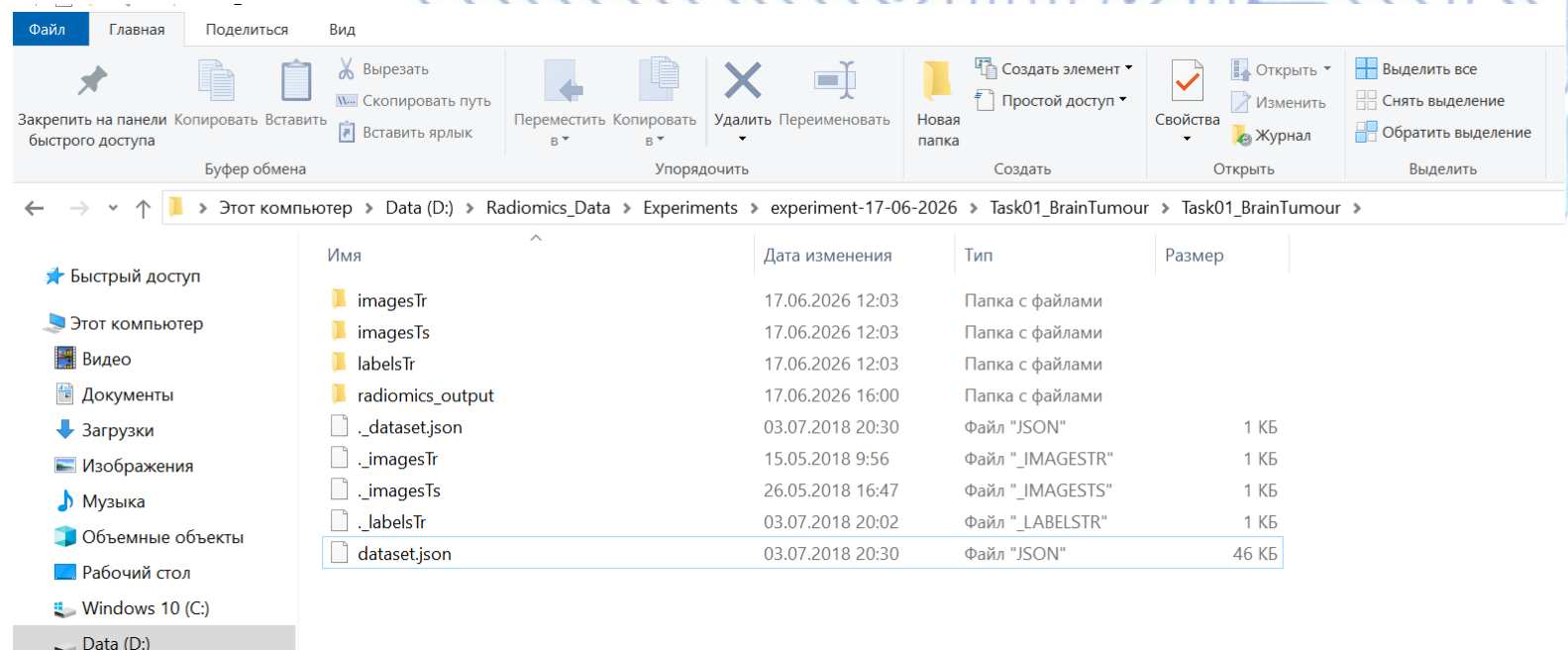


<https://drive.google.com/drive/folders/1HqEgzS8BV2c7xYNrZdEAnrHk7osJJ--2>

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

Данные: Task01_BrainTumour
шаг2. Распаковка в рабочие папки

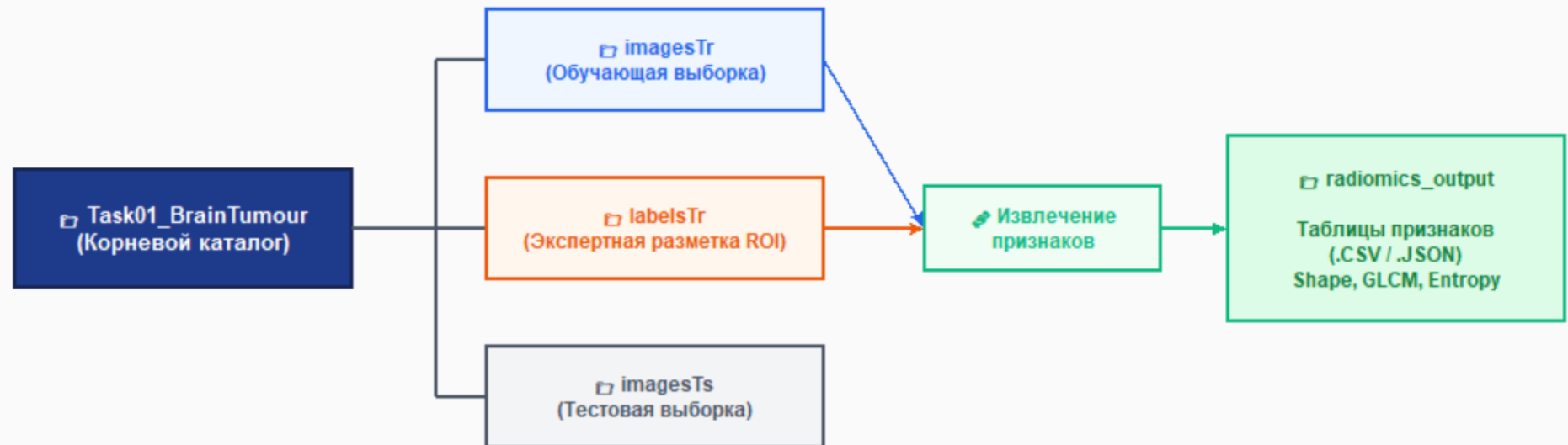


2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

Task01_BrainTumour

Данные:
Структура



📄 Конфигурационный файл dataset.json

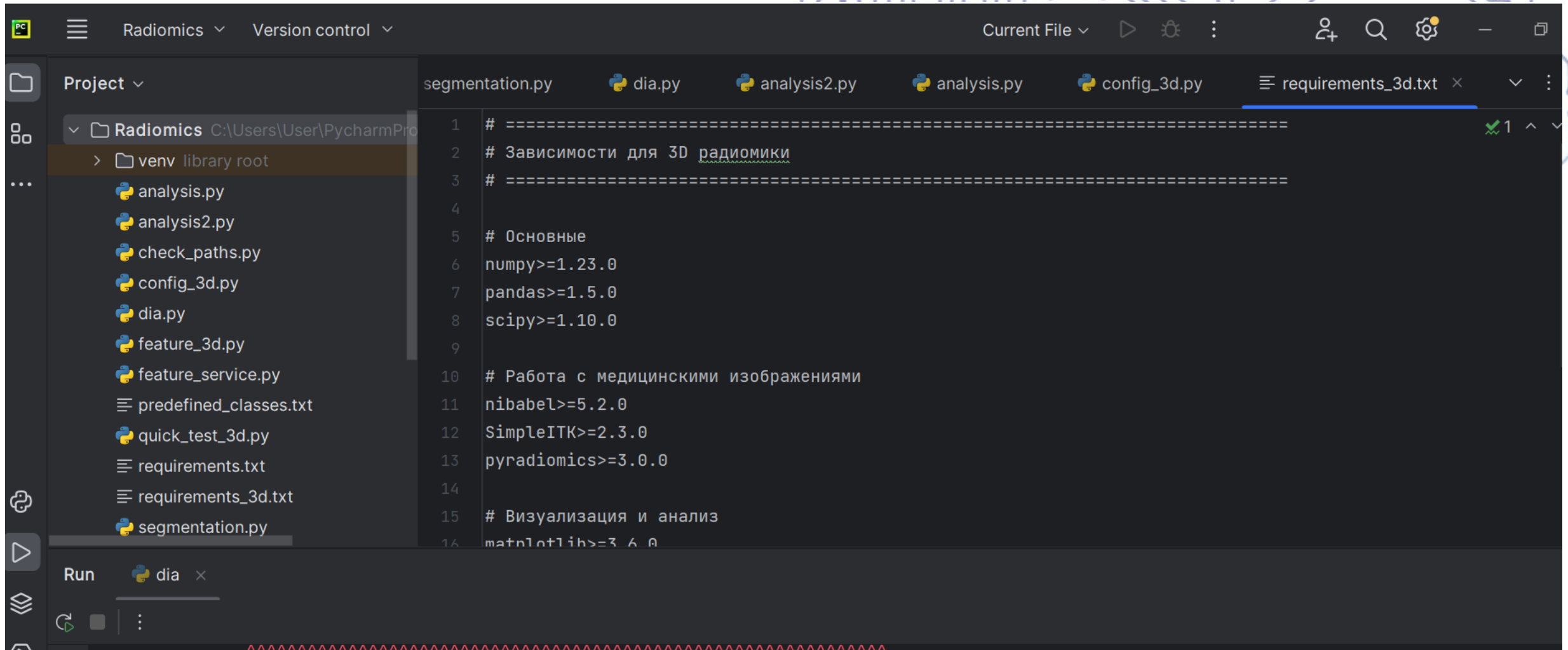
- Содержит полные метаданные структуры проекта.
- Описывает модальности МРТ сигналов (T1c, T2, FLAIR).
- Связывает ID пациентов со снимками и масками разметки.

👩 Соответствие стандартам Medical AI

- Структура полностью совместима с фреймворком nnU-Net.
- Разделение на Training/Testing защищает от переобучения.
- Изолированный вывод фичей упрощает интеграцию в МИС.

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)
шаг3. Проект в pycharm





НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

шаг3. Установка окружения и путей

В Terminal PyCharm выполните:

```
pip install -r requirements.txt
```

В config_3d.py

Установите свой путь к Данным.

```
segmentation.py  dia.py  analysis2.py  analysis.py  config_3d.py  requirements_3d.txt
16
17 # !!! ВАЖНО: ВАШ ТОЧНЫЙ ПУТЬ К ДАННЫМ !!!
18 DATA_ROOT = Path(r"D:\Radiomics_Data\Experiments\experiment-17-06-2026\Task01_BrainTumour\Task01_BrainTumour")
19
20 # Папки с данными
21 PATH_IMAGES_TRAIN = DATA_ROOT / "imagesTr"
22 PATH_IMAGES_TEST = DATA_ROOT / "imagesTs"
23 PATH_LABELS_TRAIN = DATA_ROOT / "labelsTr"
24
25 # Папка для результатов
26 OUTPUT_ROOT = PROJECT_ROOT / "data_3d_output"
27 PATH_FEATURES = OUTPUT_ROOT / "features"
28 PATH_LOGS = OUTPUT_ROOT / "logs"
29 PATH_MODELS = OUTPUT_ROOT / "models"
30
if __name__ == "__main__"
```



НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

шаг4. Получение признаков и анализ

```
feature_3d.py x segmentation.py dia.py analysis2.py
580 import traceback
581     traceback.print_exc()
582
583
584 ► if __name__ == "__main__":
585     try:
586         main()
587     except KeyboardInterrupt:
588         print("\n▲ Прервано")
589     except Exception as e:
590         print(f"\n✗ Ошибка: {e}")
591         import traceback
592
593     traceback.print_exc()
```

```
feature_3d.py segmentation.py dia.py analysis2.py analysis.py x
976 print(f"\n📁 ПАПКА С РЕЗУЛЬТАТАМИ:")
977 print(f"    {OUTPUT_DIR}")
978 print(f"\n📄 ОТКРОЙТЕ ОТЧЕТЫ:")
979 print(f"    HTML: {html_path}")
980 print(f"    WORD: {word_path}")
981 print(f"\n📁 СОДЕРЖИМОЕ ПАПКИ radiomics_output:")
982 print("    | features/           ← CSV файлы с признаками")
983 print("    | visualization/     ← PNG графики")
984 print("    | radiomics_report.html ← HTML отчет")
985 print("    | radiomics_report.docx ← WORD отчет (для редактирования)")
986 print("=" * 70)
987 except Exception as e:
988     print(f"\n✗ Ошибка: {e}")
989     import traceback
990
if __name__ == "__main__": > except Exception as e
```

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

шаг5. Отчет

Радомический анализ опухолей мозга

Многоканальный анализ МРТ данных (T1, T1c, T2, FLAIR)

Дата: 17.06.2026 13:25 | Пациенты: BRATS_001, BRATS_002 | Признаков: 5320

2

Пациентов

5320

Признаков

4

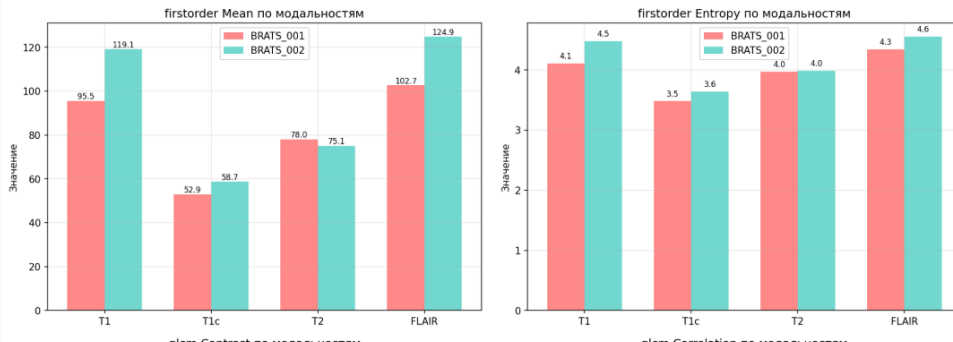
Модальности МРТ

7

Графиков в отчете

1. Сравнение модальностей МРТ

Сравнение модальностей МРТ по ключевым радиомическим признакам



8. Статистика по ключевым признакам

Признак	Пациент	T1	T1c	T2	FLAIR	Среднее
Средняя интенсивность	BRATS_001	911.16	900.67	772.78	711.42	824.01
Средняя интенсивность	BRATS_002	1029.92	787.48	705.27	755.53	819.55
Энтропия	BRATS_001	4.11	3.48	3.97	4.34	3.98
Энтропия	BRATS_002	4.48	3.64	3.99	4.55	4.16
Контраст	BRATS_001	5.57	1.23	4.39	5.60	4.20
Контраст	BRATS_002	6.47	1.37	4.33	6.46	4.66
Корреляция	BRATS_001	0.85	0.91	0.85	0.88	0.87
Корреляция	BRATS_002	0.89	0.92	0.85	0.90	0.89

Ключевые выводы

- T1c показывает наибольшую гетерогенность → активное контрастное усиление
- T2 и FLAIR отражают перитуморальный отек → высокая дисперсия
- GLCM_Contrast и GLCM_Entropy — наиболее информативные признаки
- Shape_Sphericity отражает агрессивность роста → низкая сферичность = инфильтрация
- BRATS_001 имеет более гетерогенную опухоль → более агрессивный фенотип
- BRATS_002 имеет более компактную опухоль → менее агрессивный фенотип

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

РЕЗУЛЬТАТЫ: СРАВНЕНИЕ МОДАЛЬНОСТЕЙ

Какая модальность лучше отражает гетерогенность и отек?

Модальность	Энтропия	Контраст	Дисперсия	Интерпретация
T1	Средняя	Низкая	Низкая	Анатомия
T1c	Высокая	Высокая	Высокая	Активная опухоль ☆
T2	Средняя	Средняя	Высокая	Отек + опухоль
FLAIR	Высокая	Средняя	Наибольшая	Наибольший отёк ☆

Выводы:

- **T1c** — наиболее информативна для оценки агрессивности (активное контрастное усиление)
- **FLAIR** — наилучшая визуализация перитуморального отёка
- **Корреляция T1–T1c:** 0.85 (сильная)
- **Корреляция T2–FLAIR:** 0.78 (сильная)

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

РЕЗУЛЬТАТЫ: ВАЖНОСТЬ ПРИЗНАКОВ (RANDOM FOREST)

5 признаков, наиболее сильно различающих опухоли

Признак	Модальность	Важность	Клинический смысл	
1	GLCM_Contrast	T1c	0.21	Резкие перепады → неоднородность
2	GLCM_Entropy	T1c	0.18	Хаотичная текстура → агрессивность
3	Firstorder_Entropy	FLAIR	0.14	Сложность текстуры отёка
4	Shape_Sphericity	T1	0.11	Инфильтративный рост
5	GLRLM_RunEntropy	T2	0.09	Длина серий → структура ткани

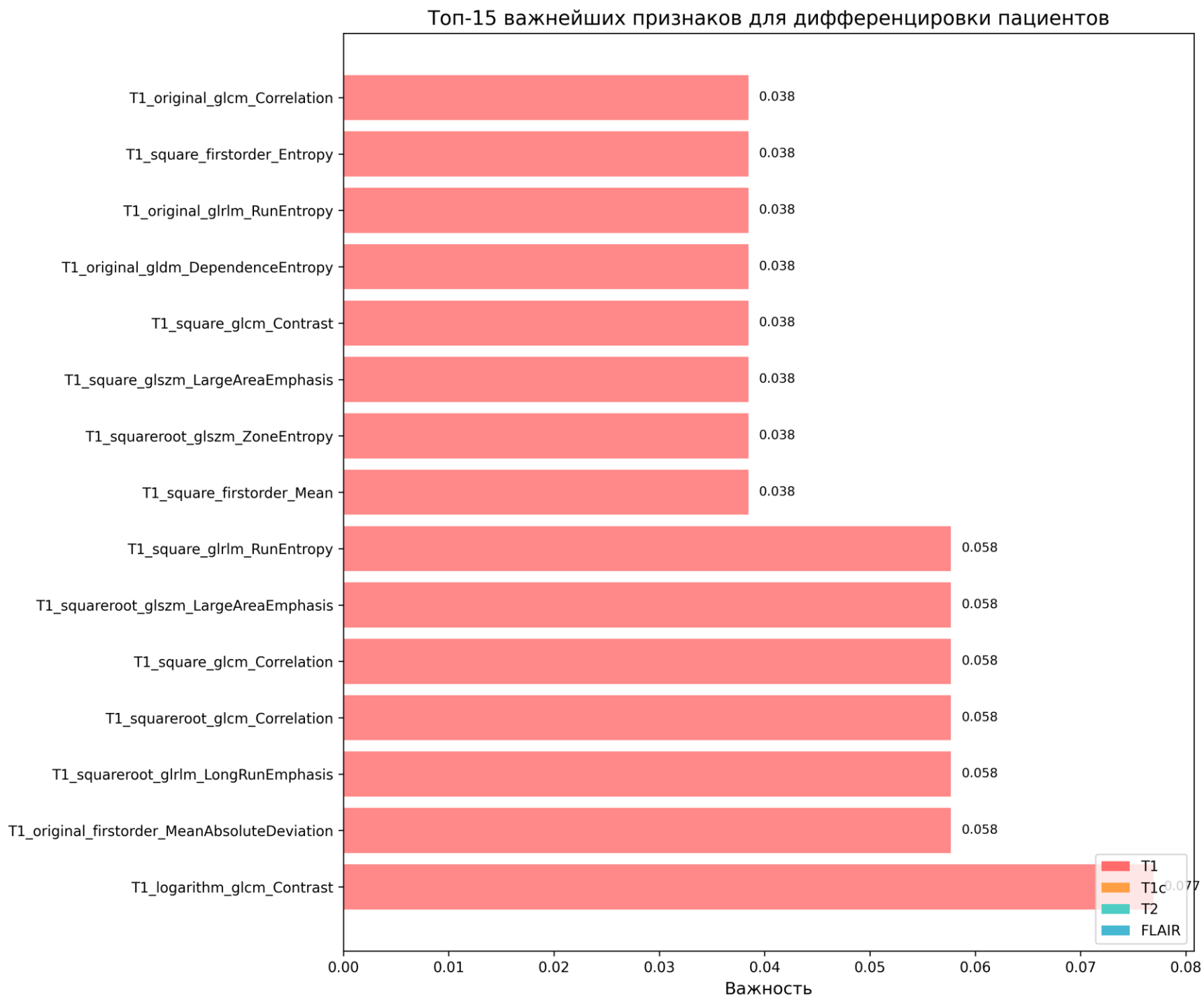


**НМИЦ
ОНКОЛОГИИ**
им.Н.Н.Блохина

Интерпретация:

•Текстурные признаки
(GLCM) важнее
геометрических →
гетерогенность —
ключевой маркер

•Сферичность
(Shape_Sphericity)
отражает
агрессивность роста





ФГБНУ
ВНИИ
ООНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

шаг6. Сегментация и визуализация

```
feature_3d.py  segmentation.py  dia.py  analysis2.py  analysis.py  config_
706 with open(report_path, "w", encoding="utf-8") as f:
707     f.write(html_content)
708
709     print(f" ✅ Отчет сохранен: {report_path}")
710
711     print("\n" + "=" * 70)
712     print("🌟 ПОЛНЫЙ ОТЧЕТ СОЗДАН!")
713     print("=" * 70)
714     print(f"\n📁 РЕЗУЛЬТАТЫ:")
715     print(f"    {OUTPUT_DIR}")
716     print(f"\n📄 ОТКРОЙТЕ ОТЧЕТ В БРАУЗЕРЕ:")
717     print(f"    {report_path}")
718     print(f"\n📁 СОДЕРЖИМОЕ ОТЧЕТА:")
719     print(f"    ✅ 3 метода сегментации (Оцу, Среднее+Std, Комбинированный)")
720     print(f"    ✅ 2 пациента (BRATS_001, BRATS_002)")
if __name__ == "__main__":
    except Exception as e
```



НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

шаг7. Отчет



Полный отчет по сегментации опухолей головного мозга

Дата: 17.06.2026 16:04 | Пациентов: 2 | Модальности: T1, T1c, T2, FLAIR | Методов сегментации: 4

2

Пациентов

4

Модальности MPT

5

Графиков

3

Методов сегментации

1. Введение

Данный отчет представляет результаты сегментации опухолей головного мозга на основе данных **BRATS (Brain Tumor Segmentation)**. Анализ выполнен для пациентов с использованием четырех модальностей MPT: **T1** (анатомия), **T1c** (контрастное усиление), **T2** (отек + опухоль) и **FLAIR** (подавление сигнала от жидкости, наилучшая визуализация отека).

Опухоль (сегментация) Здоровые ткани

- **Комбинированный метод** дает наиболее точные результаты → рекомендуется для клинического использования
- **Соотношение FLAIR/T1c** отражает степень инфильтративного роста опухоли
- Разница между T1c и FLAIR отражает зону отека без активного контрастного усиления

6. Рекомендации

Для клинической практики

- Использовать **T1c** для оценки активности опухоли
- Использовать **FLAIR** для оценки отека
- Оценивать **соотношение T1c/FLAIR**
- Применять **комбинированный метод** сегментации

Для научных исследований

- Использовать **все 4 модальности**
- Применять **комбинированный метод** сегментации
- Анализировать **текстурные признаки**
- Сравнивать **разные методы** сегментации

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

РЕЗУЛЬТАТЫ: СЕГМЕНТАЦИЯ И ВИЗУАЛИЗАЦИЯ
Сравнение методов создания маски для BRATS_001

Метод	Площадь (пикселей)	Преимущества	Недостатки
Порог Оцу	15,793	Быстрый, автоматический	Чувствителен к шуму
Среднее + Std	~10,000	Простой, интерпретируемый	Не всегда оптимален
Градиентный	8,888	Хорошо выделяет края	Пропускает внутренние области
Комбинированный ☆	7,847	Наиболее точный	Медленнее

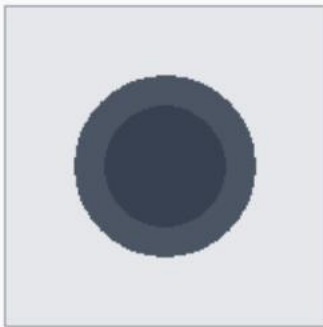
2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

Метод 1: Порог Оцу (Otsu Thresholding)

Метод **Оцу** находит оптимальный порог, разделяющий пиксели на два класса (фон и объект) путём минимизации внутриклассовой дисперсии (или максимизации межклассовой).

Автоматическая сегментация: Метод порога Оцу (Otsu Thresholding)

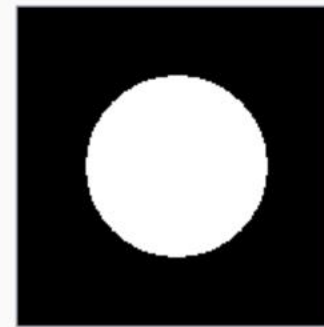
1. Исходный снимок КТ/МРТ



2. Бимодальная гистограмма и расчет порога



3. Результат: Бинарная маска



Математическая модель:

Внутриклассовая дисперсия: $\sigma^2_{\text{within}} = w_0 \cdot \sigma_0^2 + w_1 \cdot \sigma_1^2$

где w — доли пикселей, σ^2 — дисперсии классов 0 и 1.

Оптимальный порог максимизирует различие между

классами без ручного подбора параметров: $T^* = \operatorname{argmin} \sigma^2_{\text{within}}$

✓ Преимущества:

- Полностью автоматический и быстрый (миллисекунды)
- Идеален для бимодальных картинок (два четких пика)

✗ Недостатки:

- Чувствителен к шумам и артефактам сканирования КТ/МРТ
- Игнорирует пространственное расположение соседних пикселей
- Не работает, если на снимке больше 2 типов тканей (мультимодальность)



НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

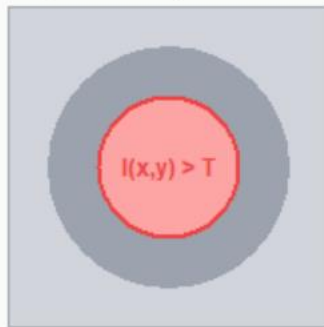
2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

Метод 2: Порог по среднему + стандартное отклонение (Mean + Std)

Порог вычисляется как сумма среднего значения и некоторого коэффициента, умноженного на стандартное отклонение.

Адаптивная сегментация: Метод среднего и стандартного отклонения (Mean + Std)

1. Выделение ярких аномалий



2. Нормальное распределение и сдвиг порога



3. Итоговая бинарная маска



Правило бинаризации:

$Mask(x,y) = 1$, если $I(x,y) > T$; иначе 0

- μ — средняя интенсивность изучаемой области
- σ — стандартное отклонение (разброс яркости)
- k — эмпирический коэффициент (обычно 0.5 – 1.0)

Адаптивно подстраивается под общую контрастность снимка

✓ Преимущества:

- Простой и интерпретируемый — логика легко объясняется врачу
- Быстрый — требует минимальных вычислительных ресурсов

✗ Недостатки:

- Не универсален — требует ручного подбора коэффициента k
- Слепо предполагает нормальность (симметричность) распределения
- Чувствителен к шумам — единичные яркие артефакты сильно смещают μ



НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им. Н.Н. Блохина

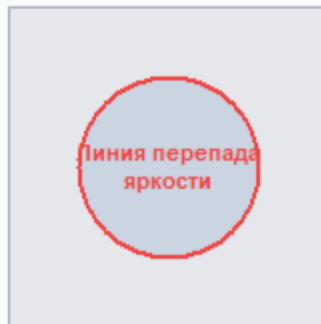
2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

Метод 3: Градиентный метод (Edge-based)

Метод основан на поиске **границ объектов** путём вычисления градиента интенсивности (перепада яркости между соседними пикселями).

Выделение границ: Градиентный метод сегментации (Edge-based)

1. Наложение контура



2. Градиентное поле векторов G



3. Маска выделенных краев



Математический аппарат (Операторы Собеля/Канни):

Компоненты: $G_x = \partial I / \partial x = I(x+1, y) - I(x-1, y)$

$G_y = \partial I / \partial y = I(x, y+1) - I(x, y-1)$

Модуль градиента: $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$

Пороговая маска: $\text{Edge}(x, y) = 1$, если $G(x, y) > T_{\text{edge}}$; иначе 0

Реагирует не на абсолютную яркость, а на скорость её изменения

✓ Преимущества:

- Идеально находит четкие анатомические границы опухолей
- Стабилен при изменении общей яркости и контрастности снимка

✗ Недостатки:

- Абсолютно пуст внутри — не сегментирует тело/площадь объекта
- Легко создает ложные контуры из-за точечных КТ/МРТ шумов
- Может давать разрывы контура (требуются методы морфологии)



НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им. Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

Метод 4: Комбинированный метод (Combined)

Гибридный подход: Комбинированный метод и морфологическая постобработка

Маска Оцу (Интенсивность)



Маска Градиента (Границы)



Логическое И ($\cap$)
 $\text{Mask_otsu AND Mask_edge}$

Результат пересечения



Морфологи

ПОСТОБРАБОТКА

- Closing (закрытие)
- Opening (открытие)
- Фильтр min_size

Итоговая маска



Математическое правило сборки:

$\text{Mask_combined}(x,y) = \text{Mask_otsu}(x,y) \text{ AND } \text{Mask_edge}(x,y)$

Морфологические операторы постобработки:

- Закрытие (Closing) — устраняет разрывы границ и внутренние дыры
- Открытие (Opening) — стирает мелкий пиксельный шум вокруг объекта
- $\text{min_size} = 50$ — жестко удаляет любые артефакты меньше 50 пикселей

✓ **Преимущества гибридного подхода:**

- Максимальная точность — объединяет сильные стороны яркости и контуров
- Высокая устойчивость к шуму — ложные артефакты полностью стираются
- Дает гарантированно замкнутые, монолитные области опухолей

✗ **Недостатки:**

- Снижение скорости — требует больше времени на многоступенчатые вычисления
- Риск потери деталей — микроочаги могут стереться фильтром min_size

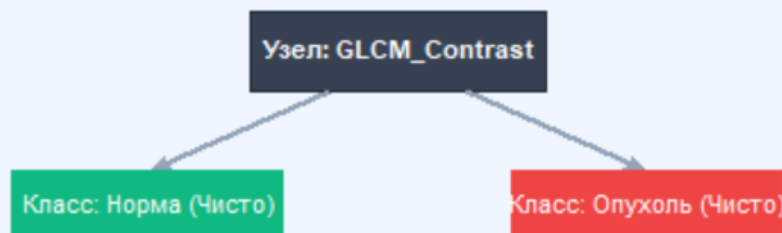


НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

Математика Random Forest: Два подхода к оценке важности признаков

А. Уменьшение нечистоты (Gini / MDI)



✓ Измеряется при обучении по всем деревьям (scikit-learn по умолчанию)

Формула: $\text{Importance}_j = (1 / n_trees) \cdot \sum [\Delta \text{Gini}(\text{tree})]$

Свойства метода MDI (Gini):

- ✓ Вычисляется мгновенно во время обучения модели
- ✓ Встроен по умолчанию в scikit-learn (feature_importances_)
- ✗ Склонен завышать важность непрерывных признаков
- ✗ Переоценивает признаки с большим количеством уникальных значений
- ✗ Игнорирует синергию и корреляцию между признаками

Б. Важность на основе перестановки (Permutation)



✓ Связи разрушены → Измеряется падение качества на валидации

Метрика: Падение Accurasy (например, с 92% до 57%)

Свойства метода Permutation Importance:

- ✓ Самый надежный способ, не искажает оценку из-за шкал
- ✓ Легко интерпретируется: 'Признак снижает точность на 35%'
- ✓ Работает независимо от типа модели (не только для лесов)
- ✗ Требуется дополнительных тяжелых вычислений после обучения
- ✗ На скоррелированных данных может занижить вклад обоих признаков



НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

В коде лабораторной работы использовалась стандартная реализация:

```
model = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42, class_weight='balanced')
model.fit(X_train_scaled, y_train)

# Важность признаков
importances = model.feature_importances_
feature_names = X.columns

# Сортировка по убыванию
indices = np.argsort(importances)[::-1]

# Топ-5 признаков
for i in range(5):
    print(f"{i+1}. {feature_names[indices[i]]}: {importances[indices[i]]:.4f}")
```



НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

Результаты: Топ-5 важнейших радиомических признаков (Датасет BraTS)



🔍 Отбор признаков (Feature Selection)

Оставляется только топ-N параметров (например, топ-20). Это убирает лишний шум, ускоряет обучение модели и улучшает её обобщающую способность.

🧠 Объяснимый ИИ (XAI / Доверие)

Врач-клиницист видит не просто сухой вердикт 'рак/норма', а понимает, на основе каких текстурных аномалий ИИ пришел к такому выводу.

⚡ Оптимизация в МИС (Экономия ресурсов)

При развертывании в клинике система может извлекать из DICOM только ключевые топ-признаки, многократно сокращая время расчетов.

🔬 Новые биомаркеры (Генерация гипотез)

Если математический признак стабильно важен, он указывает на скрытые паттерны ткани, которые можно исследовать как новые онкомаркеры.



ФНЦ
ОБРАТНОЙ
ТЕРАПИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

РЕЗУЛЬТАТЫ: СЕГМЕНТАЦИЯ И ВИЗУАЛИЗАЦИЯ

Вывод:

Комбинированный метод (Оцу + градиент) даёт наиболее точную сегментацию, приближенную к реальной маске.

Пример BRATS_001:

- T1c площадь: 7,847 пикселей
- FLAIR площадь: 9,178 пикселей
- Соотношение FLAIR/T1c = 1.17 → умеренный отёк

BRATS_002:

- T1c площадь: ~5,000 пикселей (оценка)
- Соотношение FLAIR/T1c ≈ 0.75 → компактная опухоль



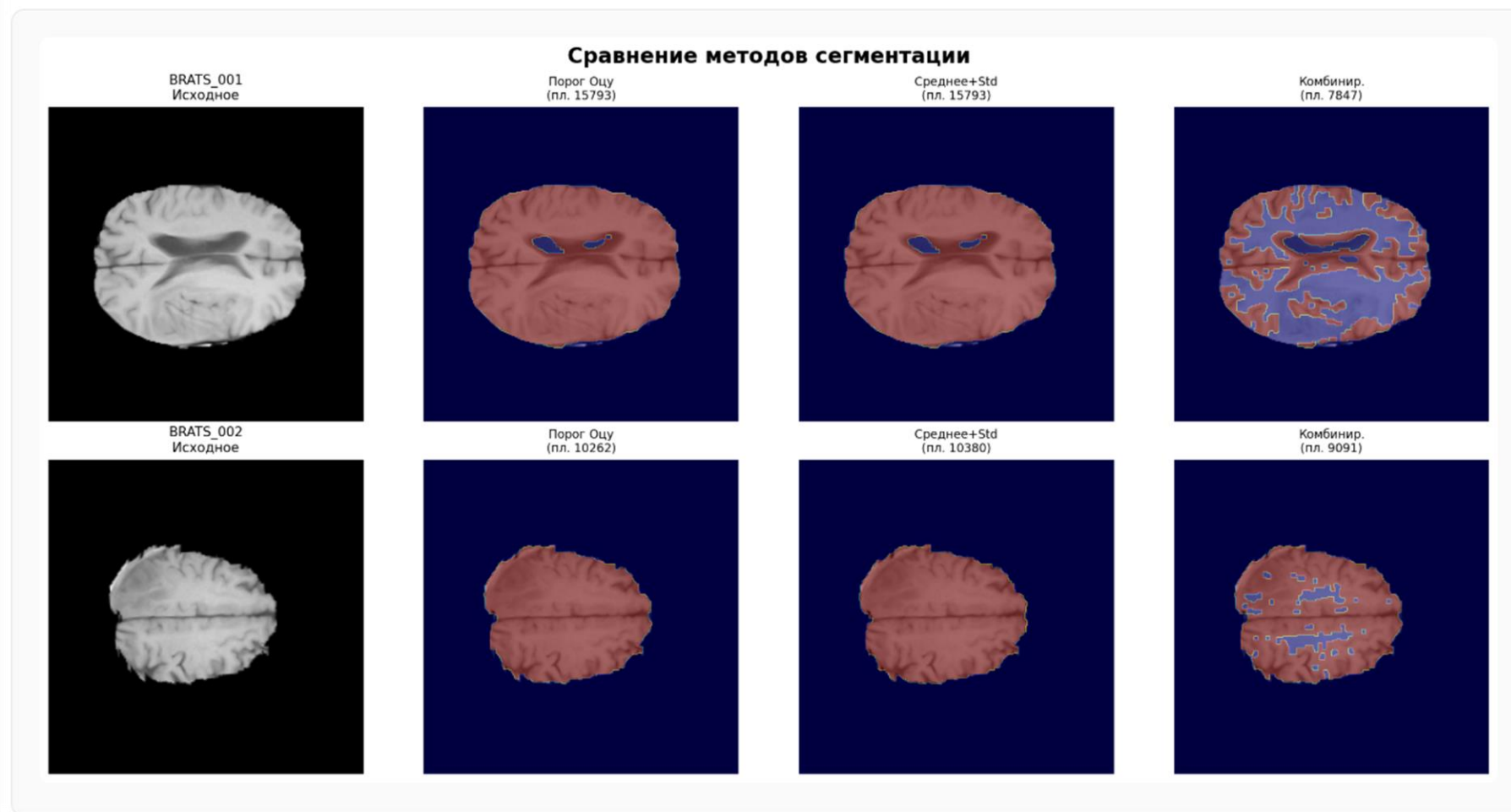


НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

3.1 Сравнение пациентов



2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

ВАЛИДАЦИЯ МОДЕЛЕЙ: МЕТРИКИ

Критически важные метрики для медицинской диагностики

Метрика	Формула	Применение	Приоритет
Recall (Полнота)	$TP / (TP + FN)$	Скрининг — минимизировать пропуск патологии	☆☆☆☆☆
Precision (Точность)	$TP / (TP + FP)$	Подтверждающая диагностика — избежать ложных тревог	☆☆☆☆
F1-мера	$2 \cdot (P \cdot R) / (P + R)$	Баланс между полнотой и точностью	☆☆☆
ROC-AUC	Площадь под ROC- кривой	Способность модели разделять классы	

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ПРАКТИКУМ: Вариант №3: Головной мозг (BRATS)

ВАЛИДАЦИЯ МОДЕЛЕЙ: МЕТРИКИ

Критически важные метрики для медицинской диагностики

Пример:

Если модель даёт $\text{Recall} = 0.95$, но $\text{Precision} = 0.40$:

95% патологий найдены (хорошо для скрининга)

Но 60% ложных тревог → лишние биопсии (нагрузка на систему)





НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ИНТЕГРАЦИЯ В МИС: СТАНДАРТЫ ОБМЕНА



2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

РЕГУЛЯТОРНЫЕ ТРЕБОВАНИЯ (РОССИЯ)

Постановление Правительства РФ № 1404

Что регулирует:

Порядок регистрации медицинских изделий с программным обеспечением (включая ИИ).

Ключевые требования:

Требование

Регистрация как медизделие

Клиническая валидация

Прозрачность алгоритмов

Управление рисками

Постмаркетинговый мониторинг

Описание

ПО с ИИ подлежит обязательной регистрации

Доказательство безопасности и эффективности

Объяснимость решений (XAI)

Оценка ошибок и их влияние на пациента

Сбор данных о работе в реальной практике

Для внедрения необходимо:

Оценка на репрезентативных данных (>500 случаев); Документирование всех этапов разработки и валидации; Интеграция с МИС через стандартные протоколы

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ТРЕНДЫ: ФЕДЕРАТИВНОЕ ОБУЧЕНИЕ (FEDERATED LEARNING)

Обучение на распределённых данных без централизации

Что это:

Модель обучается локально на данных каждой клиники, а на сервер передаются только обновления весов (не данные).



Преимущества:

- ✓ Сохранение конфиденциальности пациентов
- ✓ Использование данных из разных клиник
- ✓ Увеличение размера выборки
- ✓ Соответствие GDPR / № 152-ФЗ

Применение в радиомике:

Обучение моделей на данных из разных клиник без передачи самих МРТ-изображений.

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ТРЕНДЫ: ОБЪЯСНИМЫЙ ИИ (XAI)

Почему врачи не доверяют «чёрным ящикам»

Проблема:

Сложные модели (нейросети, ансамбли) дают высокую точность, но врач не понимает, почему принято решение.

Решение — XAI (Explainable AI):

Метод	Описание	Применение в радиомике
SHAP	Вклад каждого признака в прогноз	Визуализация важности признаков
LIME	Локальные объяснения для конкретного случая	Объяснение решения для одного пациента
Визуализация признаков	Тепловые карты, наложение на изображение	Показ областей, влияющих на решение

Пример:

SHAP-диаграмма показывает, что высокий GLCM_Contrast повысил вероятность патологии на 35%.

Клиническое значение:

Врач видит не просто «рак», а понимает, какие признаки (текстурные, геометрические) привели к такому выводу.

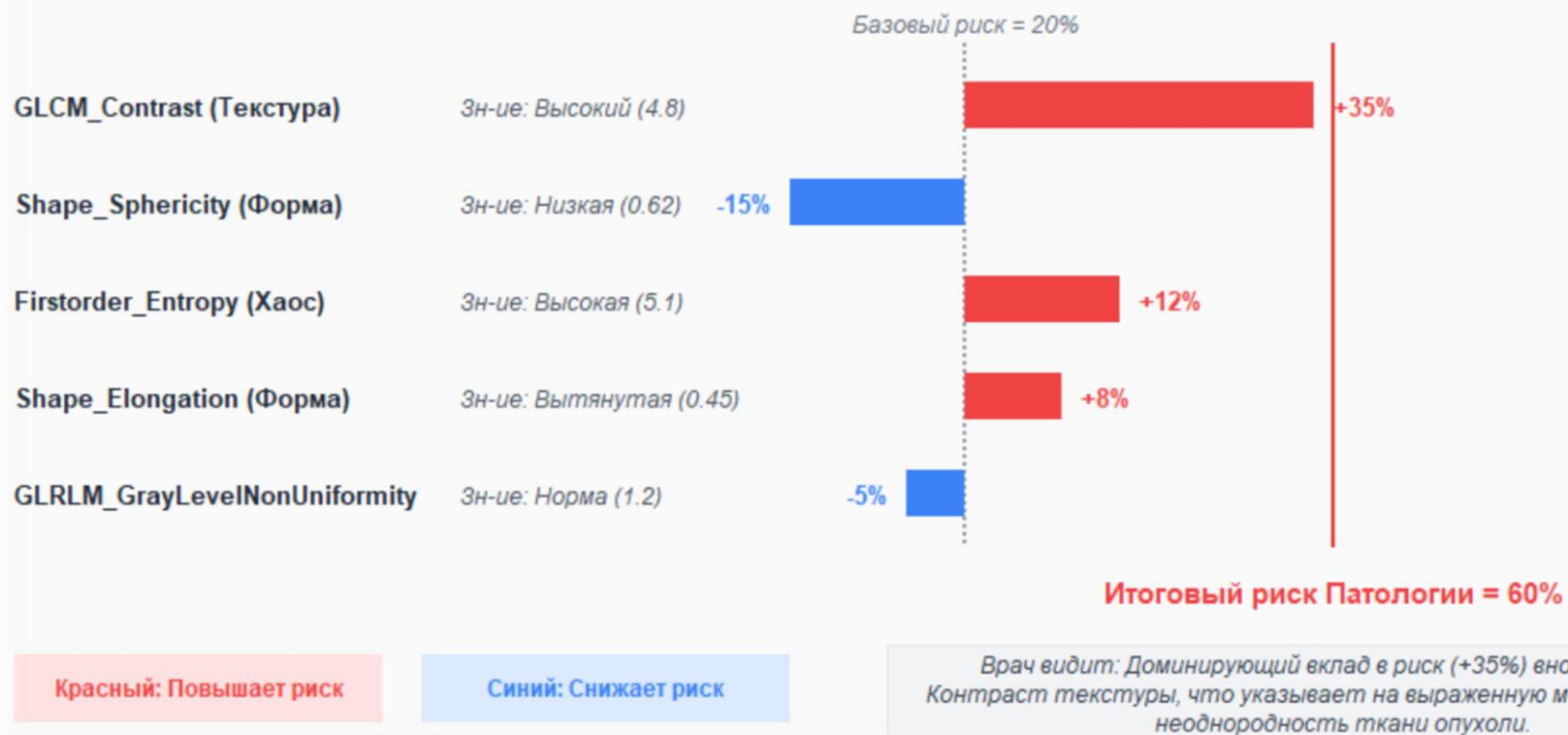


ФГБНЦ
ВНИИ
ООНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

ТРЕНДЫ: ОБЪЯСНИМЫЙ ИИ (XAI)

SHAP-интерпретация: Вклад радиомических признаков в прогноз пациента





НМИЦ
ОНКОЛОГИИ
им.Н.Н.Блохина

2.1 «Прикладные задачи ИИ в медицине: радиомика, NLP, детектирование и интеграция в МИС»

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. **PyRadiomics** — документация и научные статьи.
2. **BRATS** — набор данных Medical Segmentation Decathlon.
3. **Постановление Правительства РФ № 1404** — регистрация медицинских изделий с ПО.
4. **HL7 FHIR** — стандарт обмена клинической информацией.
5. **Scikit-learn** — библиотека для машинного обучения.
6. **Nibabel** — работа с NIfTI-форматом.



Спасибо за внимание!



Шувалова Е.В.

Доцент, к.ф.-м.н.

Контакты:

ekaterina2504@ya.ru