



Николай Филатов

Анализ разметки данных, разработка базовой модели



Создание набора данных для разработки ИИ-сервиса повышающего качество диагностики рака толстой кишки

Предполагаемый сервис принимает на вход МРТ малого таза (прямой кишки) и определяет:

- a. области предположительного нахождения опухоли, степень ее инвазии;
- b. вероятность метастатического поражения для каждого лимфоузла в пределах мезоректальной фасции и области его предположительного расположения.

Размечаются следующие классы данных:

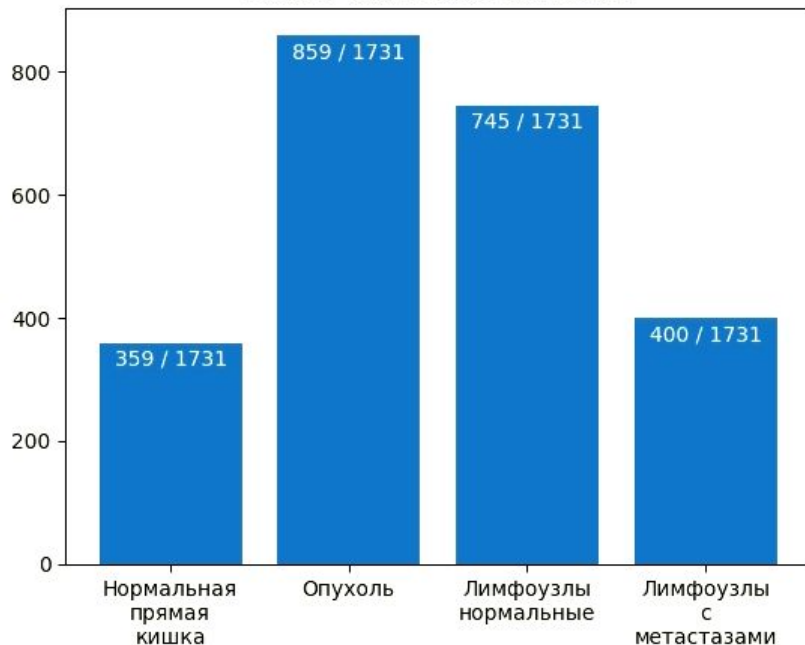
1. опухоль;
2. лимфоузлы нормальные;
3. лимфоузлы с метастазами;
4. прямая кишка (область интереса).

Разметка данных. Итоговый баланс классов

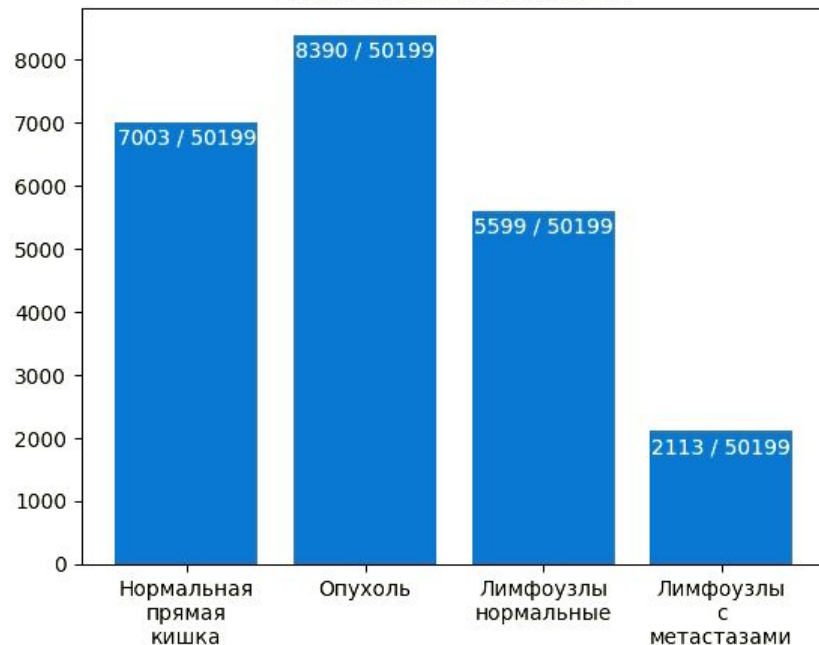
Размечено около 430 исследований с раком и приложено без разметки 450 исследований без рака. Для каждого пациента размечается два вольюма: T2 аксиальная проекция, T2 коронарная проекция, без разметки прикладывается аксиальная DWI серия, общее

количество

Баланс классов по вольюмам



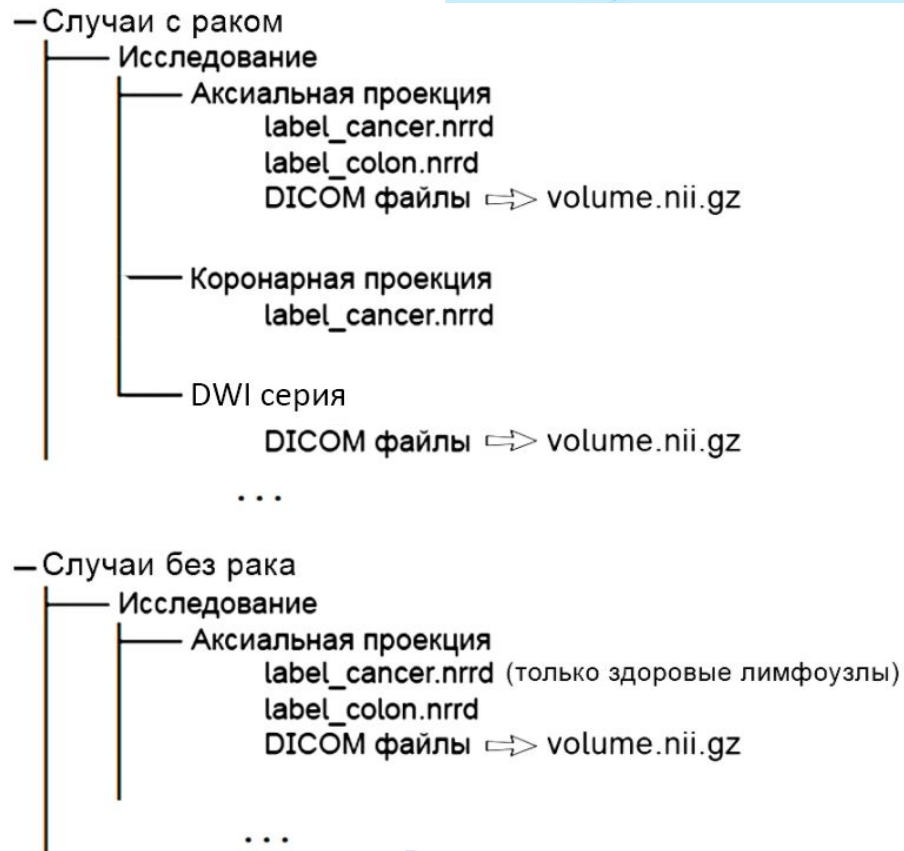
Баланс классов по слайсам



Структура набора данных

Исправлен ряд неточностей:

- Удалены пустые и лишние папки
- Удалены вольюмы с малым числом слайсов (менее 7)
- Исправлены некорректные названия аннотаций
- Исправлены случаи неверного определения DWI серии



Результаты сравнения архитектур

Без отрицательных примеров в выборке

	Способ обработки вольюма	Количество параметров, 10^6	Dice similarity coefficient (DSC)			
			Опухоль	Лимфоузлы нормальные	Лимфоузлы с метастазами	Толстая кишка
TransUnet [1]	2d	105	0.33	0.18	0.45	-
SegResNet [2]	3d	18	0.53	0.35	0.20	0.71
3D Unet [3]	3d	44	0.66	0.43	0.37	-

1. Chen, Jieneng, et al. "Transunet: Transformers make strong encoders for medical image segmentation." arXiv preprint arXiv:2102.04306 (2021).
2. Myronenko A. 3D MRI brain tumor segmentation using autoencoder regularization //International MICCAI Brainlesion Workshop. – Springer, Cham, 2018. – С. 311-320
3. Çiçek, Özgün, et al. "3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation." International conference on medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2016.

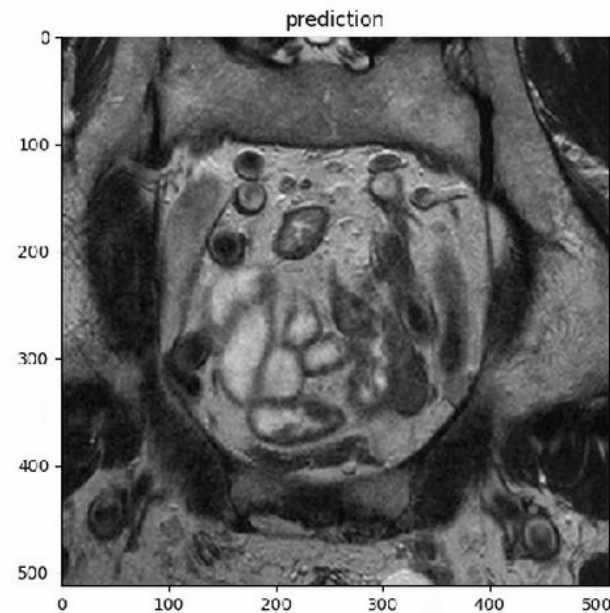
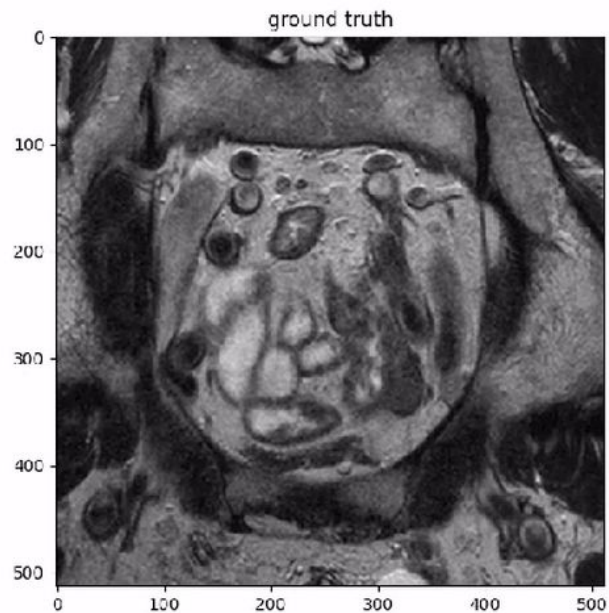
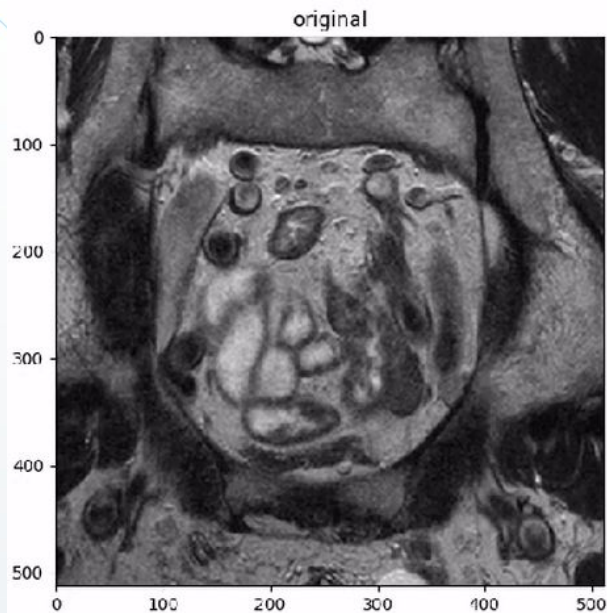
Результаты сравнения архитектур

С отрицательными примерам в выборке, в тестовом наборе: 71 вольюм без рака, 107 с раком

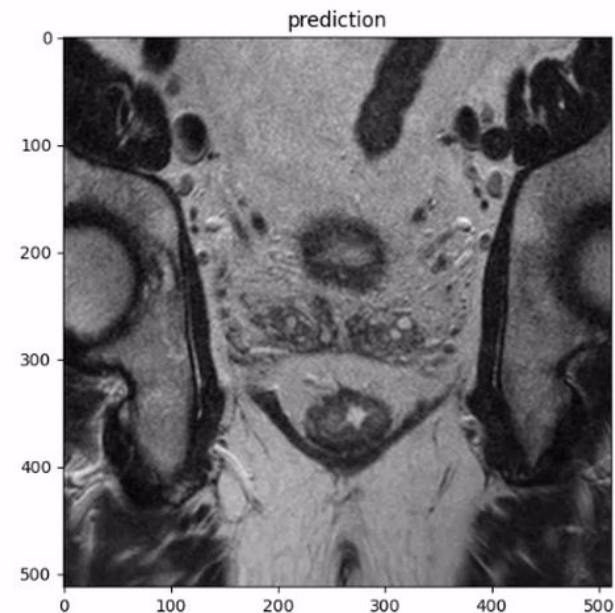
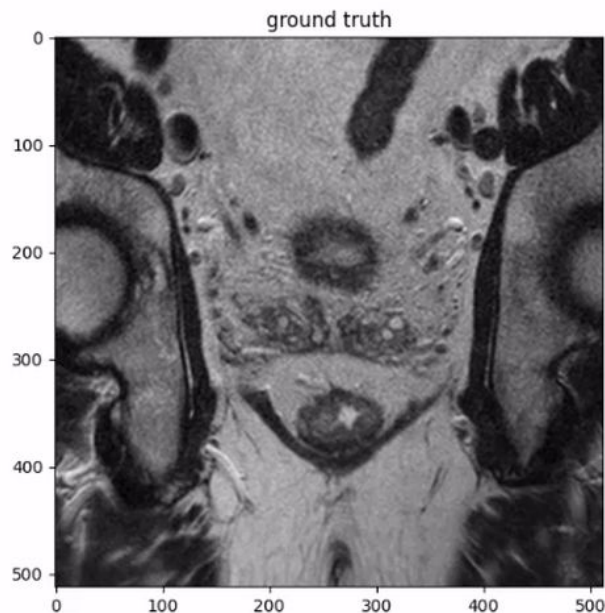
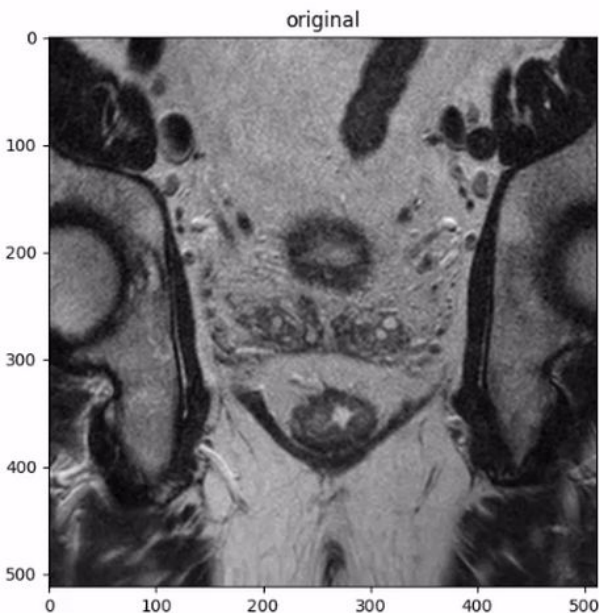
	Способ обработки вольюма	Количество параметров, 10^6	Accuracy	Dice similarity coefficient (DSC)			
				Опухоль	Лимфоузлы нормальные	Лимфоузлы с метастазами	Толстая кишка
TransUnet [1]	2d	105	0.43	0.33	0.05	0.31	-
SegResNet [2]	3d	18	0.72	0.45	0.40	0.12	0.71
3D Unet [3]	3d	44	0.66	0.42	0.44	0.34	-

1. Chen, Jieneng, et al. "Transunet: Transformers make strong encoders for medical image segmentation." arXiv preprint arXiv:2102.04306 (2021).
2. Myronenko A. 3D MRI brain tumor segmentation using autoencoder regularization //International MICCAI Brainlesion Workshop. – Springer, Cham, 2018. – С. 311-320
3. Çiçek, Özgün, et al. "3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation." International conference on medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2016.

Визуализация предсказаний для вольюма

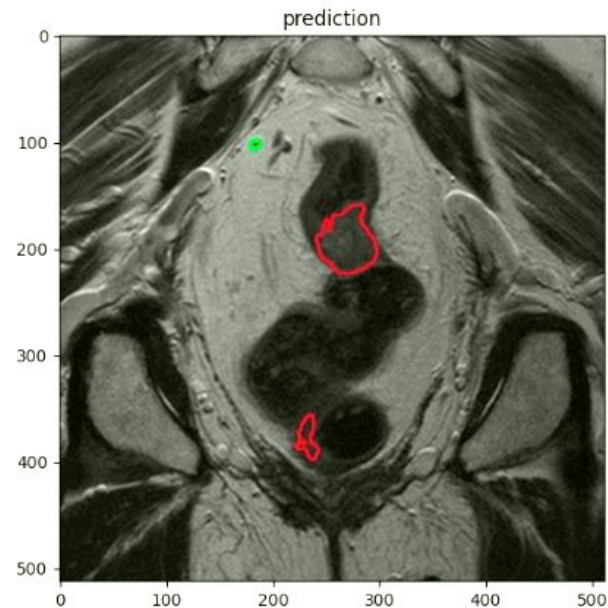
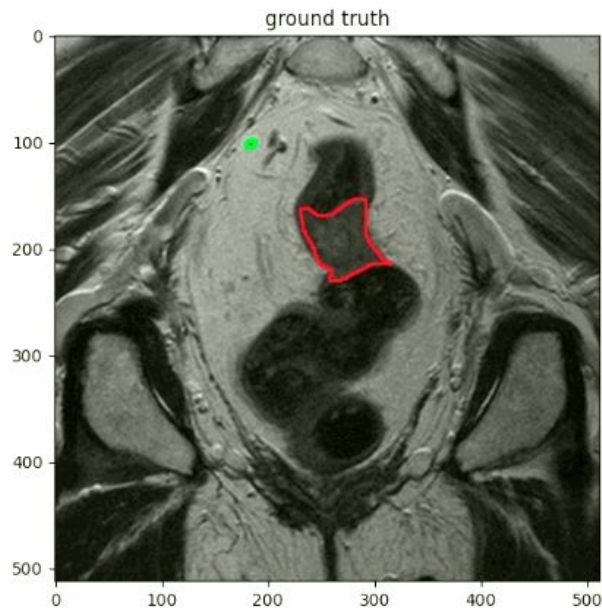
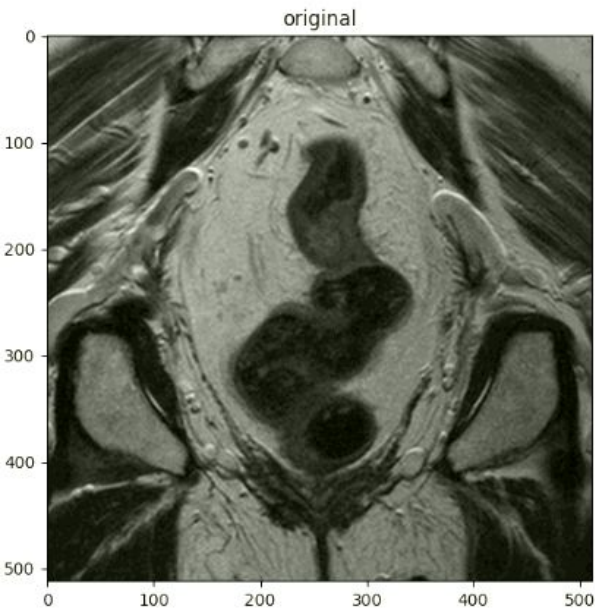


Визуализация предсказаний для вольюма



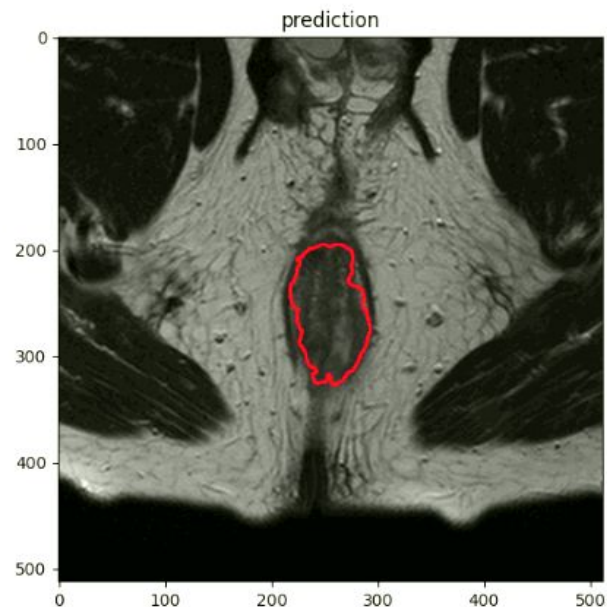
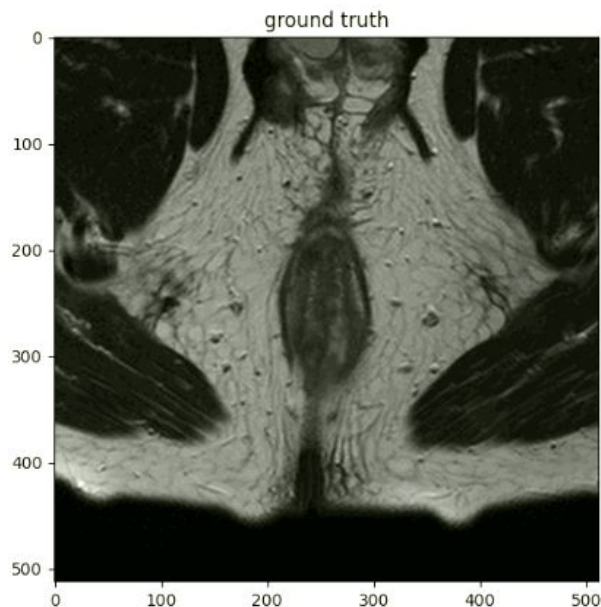
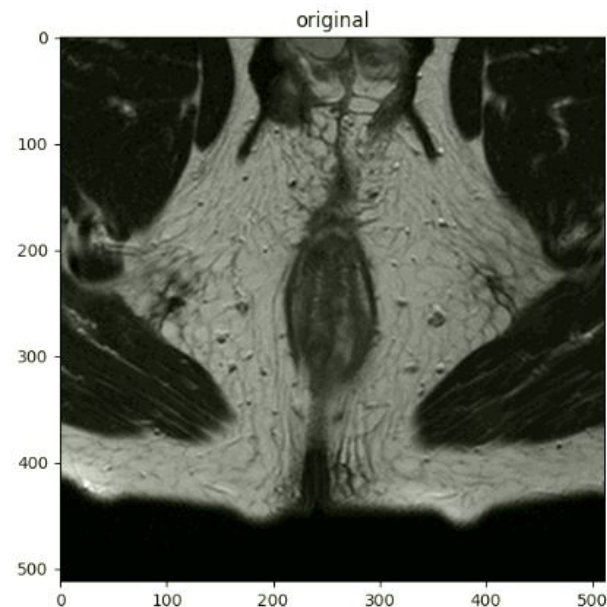
Примеры ошибочных предсказаний

Дополнительное ложное обнаружение



Примеры ошибочных предсказаний

Ложноположительное обнаружение



Рекомендации по улучшению нейросетевых решений

В процессе работы проведены единичные эксперименты на различных стадиях готовности набора данных. Целенаправленная разработка нейросетевых решений может дать значительный прирост метрик качества, наиболее актуальные направления развития:

- произвести более тщательный подбор гиперпараметров, обучать дольше;
- использовать DWI серию в качестве дополнительного входного канала;
- для 3д архитектур использовать больший размер патча - “окна”;
- для 3д архитектур приводить входные данные к спейсингу (1, 1, 1) мм;
- использовать оверсемплинг в начале обучения;
- сегментировать лимфоузлы как один класс и проводить их дополнительную классификацию.

Рекомендации по улучшению набора данных

- Дополнительно разметить области инвазии опухолей, для возможности ее определения как предсказываемый класс, а не косвенными способами
- Для случаев без рака разметить класс “здоровые лимфоузлы”