



ЛАБОРАТОРИЯ ИИ-ТЕХНОЛОГИЙ
МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ
БИОЛОГИЧЕСКИХ, СОЦИАЛЬНО ЭКОНОМИЧЕСКИХ
И ЭКОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ



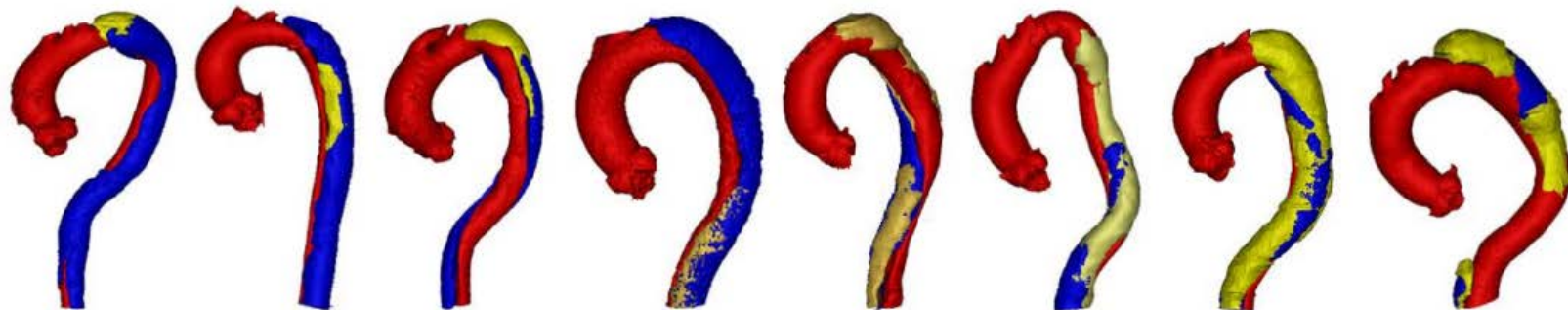
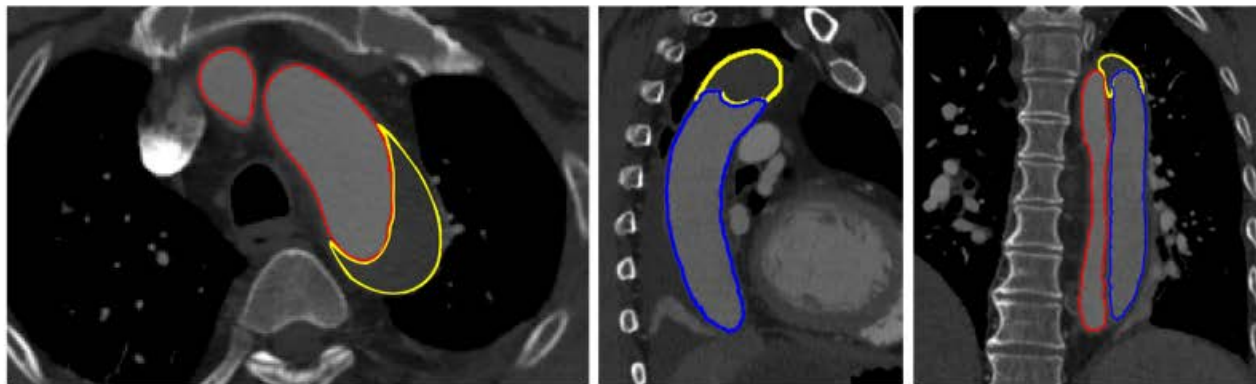
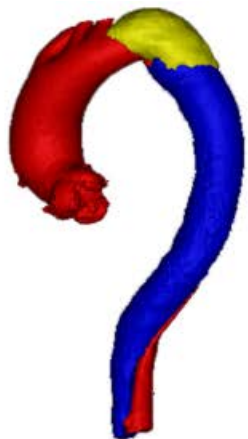
ПОЛУ-КОНТРОЛИРУЕМАЯ 3D СЕГМЕНТАЦИЯ РАССЛОЕНИЯ АОРТЫ ТИПА "В" С ПОМОЩЬЮ SLIM-UNETR

асп. Д.И. Михайлапов, d.mikhailapov@g.nsu.ru
рук. В.Б. Бериков, д.т.н, berikov@math.nsc.ru

Институт математики им. С. Л. Соболева СО РАН
Новосибирский государственный университет (НГУ)

Москва, 2024г

Расслоение аорты типа В (Type-B Aortic Dissection, TBAD)

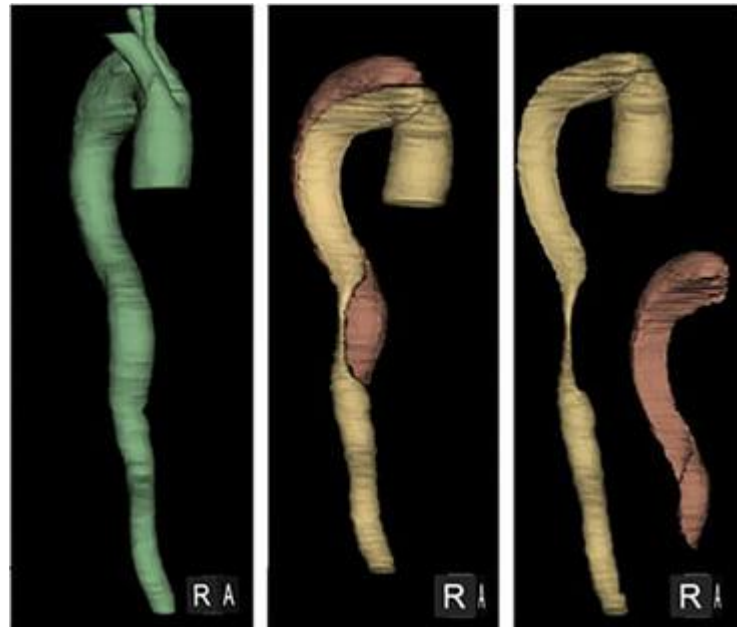


Расслоение аорты типа В (Type-B Aortic Dissection, TBAD)

Сегментация включает в себя три подструктуры: TL (True Lumen), FL (False Lumen) и FLT (False Lumen Thrombus).

Имеется 68 из 100 изображений, содержащих FLT, в то время как 32 изображения не содержат FLT. Для обучения модели был сформирован новый класс, являющийся суммой трёх подструктур. Обозначим его условно ALL.

В итоговом наборе использовалось три класса сегментации: ALL, TL, FL



ALL

TL

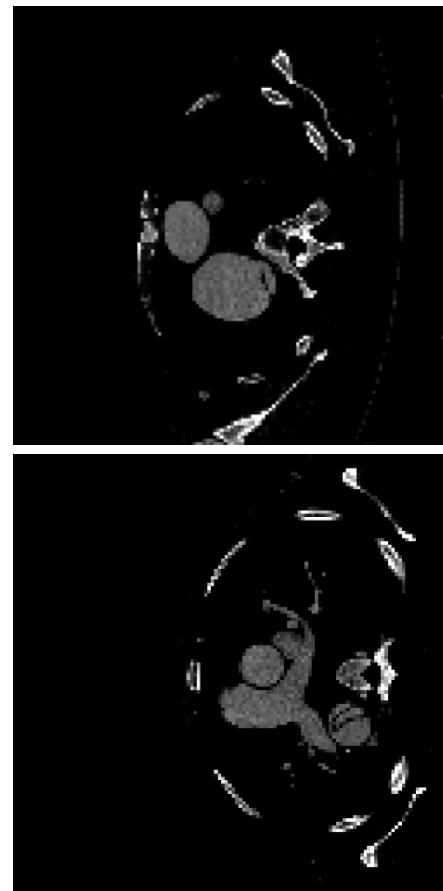
FL

Предобработка данных

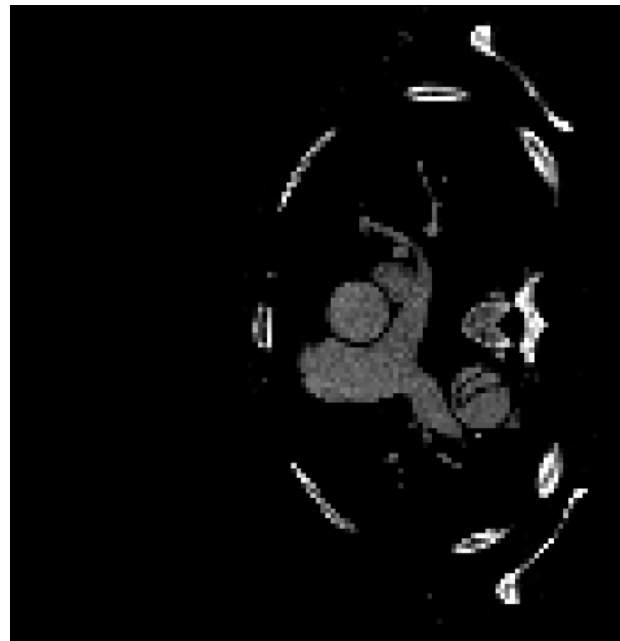
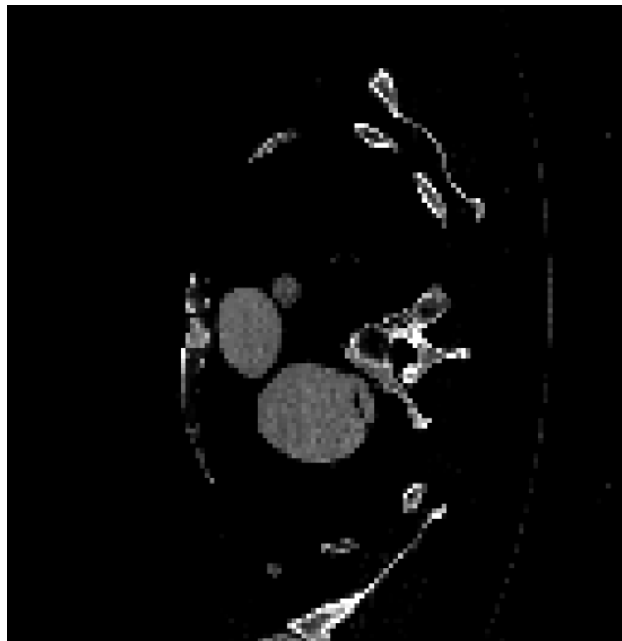
Исходные данные для обучения были уменьшены до размера 192 в плоскости XY, затем в той же плоскости были убраны края размером 32 пикселя. В итоге размер составил 128 пикселей. По оси Z размер был также уменьшен до 128 пикселей.

Итоговый размер каждого 3D снимка стал равен (128, 128, 128).

Также было произведено ограничение интенсивности [700, 2100] по шкале единиц Хаунсфилда (Hounsfield scale), применение стандартизации, функции экспоненты и финальная MinMax нормализация



Предобработка данных



Полу-контролируемое обучение

$D_l = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ - размеченные данные

$D_u = \{(x_j)\}_{j=1}^M$ - неразмеченные данные

$f_\theta(x) = \hat{y}$ - модель и предсказание

$$L_{total} = L_{label}(f_\theta, D_l) + L_{unlab}(f_\theta, D_u) = L_{total}(y, \hat{y})$$

GeneralizedDiceLoss

$$L_{GDL}(Y, \hat{Y}) = 1 - 2 \frac{\sum_c w_c \sum_{i,j,k} \hat{Y}_{i,j,k,c} \cdot Y_{i,j,k,c} + \varepsilon}{\sum_c w_c (\sum_{i,j,k,c} \hat{Y}_{i,j,k,c}^2 + \sum Y_{i,j,k,c}^2) + \varepsilon}$$

$$\text{where } w_c = 1 / (\sum_{i,j,k} Y_{i,j,k,c})^2.$$

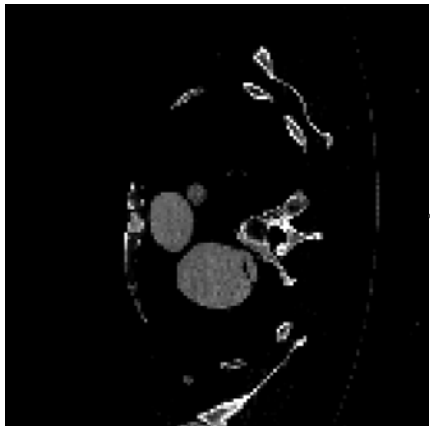
FocalLoss

$$L_{FL}(Y, \hat{Y}) = - \sum_{i,j,k,c} fcw_c [Y_{i,j,k,c} (1 - \hat{Y}_{i,j,k,c})^\gamma \cdot \log(\hat{Y}_{i,j,k,c}) + (1 - Y_{i,j,k,c}) \hat{Y}_{i,j,k,c}^\gamma \cdot \log(1 - \hat{Y}_{i,j,k,c})]$$
$$fcw = [0.8, 0.9, 1.5] \quad \gamma = 2.$$

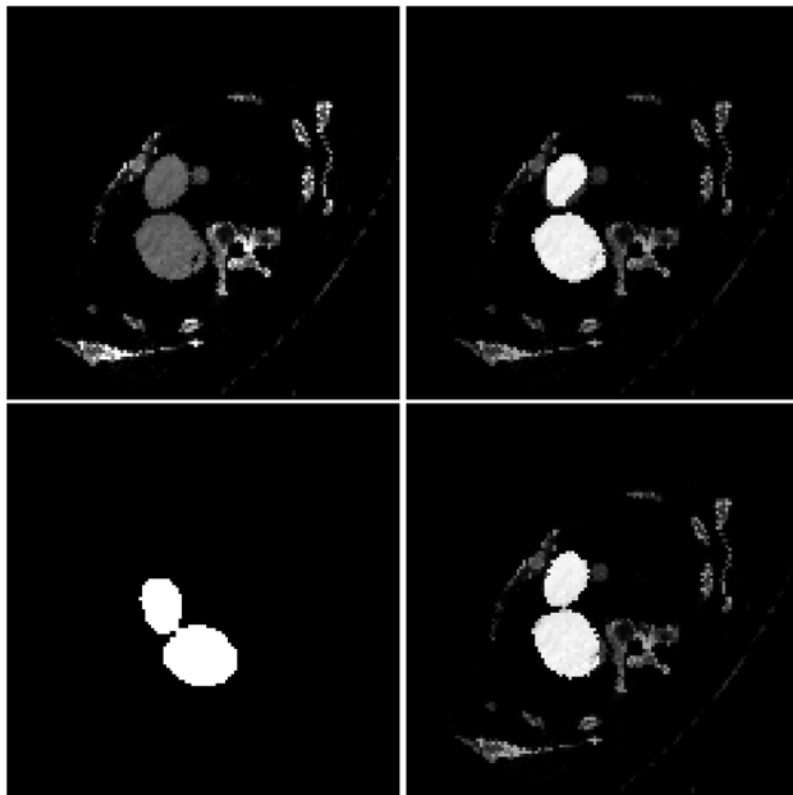
$$L(Y, \hat{Y}) = w_{GDL} L_{DICE}(Y, \hat{Y}) + w_{FL} L_{FL}(Y, \hat{Y})$$
$$w_{GDL} = 1.0, w_{FL} = 0.8$$

предсказание модели

аугментация



псевдо-маска
с помощью
EMA модели



градиент
обучения



$L_{unlab}(f_{\theta}, D_u)$

аугментация

Проведённые эксперименты

В данном исследовании были поставлены следующие эксперименты:

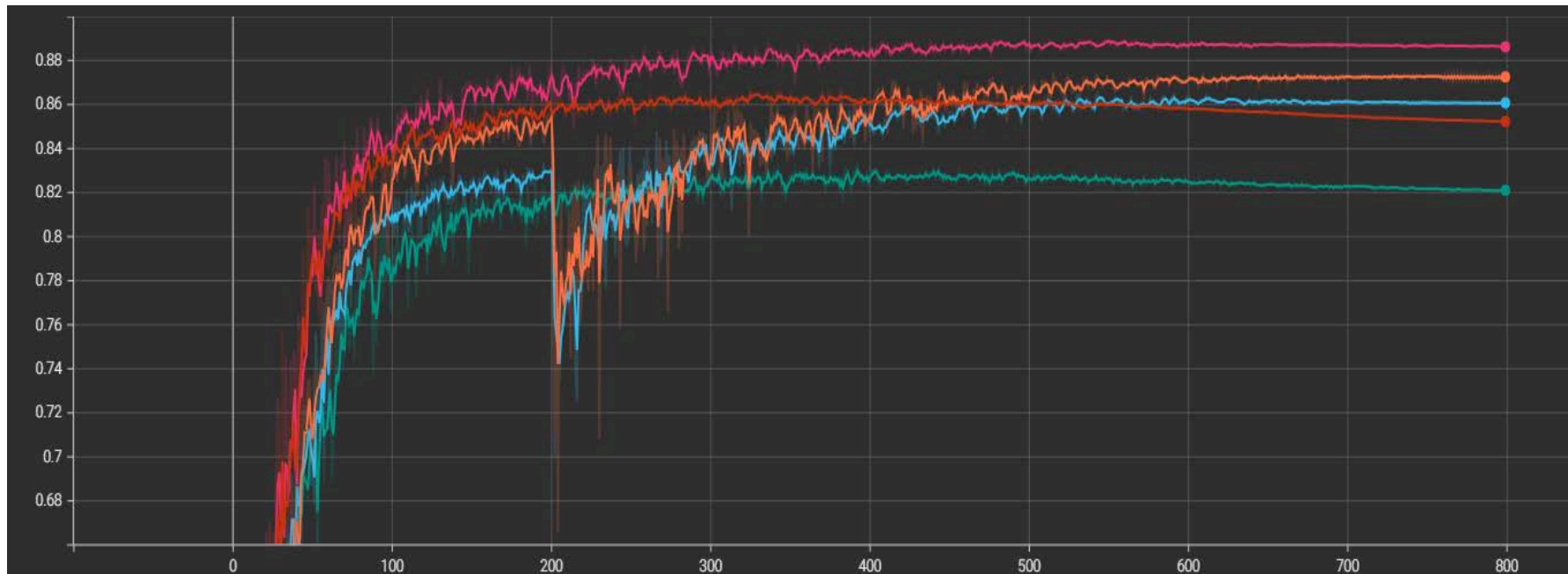
1. Полный набор размеченных данных
2. Обучение на 50% размеченных данных
3. Метод полу-контролируемого обучения на 50% размеченных данных
4. Метод полу-контролируемого обучения на 50% размеченных данных с аугментированием размеченных данных
5. Обучение на 50% размеченных данных с применением вращения вокруг оси z (только размеченные)

Детали реализации

Число эпох 800, размер батча 6, разбиение на обучение и валидацию 80/20. Неразмеченные данные подключаются в обучение сети после 200 эпохи. Использовались аугментации поворота по оси Z в диапазоне $[-18^\circ, 18^\circ]$ с вероятностью 80% и отражения относительно центра с вероятностью 30%.

Для получения оценки работы метода использовался Shuffle&Split метод. Оптимизатор AdamW, изменение скорости обучения LinearWarmupCosineAnnealingLR

Результаты



Пример роста метрики DICE (ALL) в процессе обучения: красный – эксперимент 1, зелёный – эксперимент 2, голубой – эксперимент 3, оранжевый – эксперимент 4, розовый – эксперимент 5

Результаты

Результаты экспериментов на валидации (метрика DICE).

	ALL	TL	FL
1	86.47 \pm 0.62	76.93 \pm 0.41	61.98 \pm 1.18
2	83.52 \pm 0.17	72.7 \pm 0.56	58.53 \pm 0.44
3	86.15 \pm 0.54	75.61 \pm 0.14	61.35 \pm 0.93
4	86.94 \pm 0.23	77.03 \pm 0.73	62.76 \pm 1.08
5	88.44 \pm 0.22	81.13 \pm 0.66	67.68 \pm 0.59

Заключение

В данном исследовании был исследован метод полу-контролируемого обучения модели 3D сегментации с отдельной сегментацией классов.

Было выяснено, что аугментации вращения и отражения дают большой вклад в обучение модели при ограниченном наборе данных. Резкое включение неразмеченных данных в процесс обучения даёт временное ухудшение показателей точности, однако к концу обучения показатели выше, чем в эксперименте без неразмеченных данных.

Спасибо за внимание

Работа выполнена в рамках государственного задания Института математики им. С.Л. Соболева СО РАН, проект **FWNF-2024-0002** "Обратные некорректные задачи и машинное обучение в биологических, социально-экономических и экологических процессах".

<https://ai-biolab.ru/>

