

Автоматическая детекция фокально кортикальной дисплазии на разреженных данных

О. С. Гребенькова

Московский физико-технический институт
Физтех школа прикладной математики и информатики
Кафедра интеллектуальных систем

Научный руководитель: д. ф. -м. н. Бурнаев Евгений Владимирович

7 июня 2023 г.

Цель

Решается задача построения системы детекции и сегментации фокально кортикально дисплазии на трехмерных МРТ изображениях головы.

Исследуемая проблема

Обработка и анализ полных МРТ снимков требует огромных вычислительных ресурсов. Поэтому оптимизация модели для детекции ФКД является вычислительно сложной задачей.

Метод решения

Предлагаемый метод заключается в представлении МРТ данных в виде разреженного облака точек.

- ❶ Дана выборка k объектов

$$\mathcal{D} = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}, \quad i = 1, \dots, k, \quad \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{3 \times m}, \quad \mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^{3 \times 1},$$

где \mathbf{x}_i — множество массивов, представляющих собой разные модальности трехмерных МРТ снимков, \mathbf{y}_i — трехмерная разметка снимков.

- ❷ Модель выбирается из класса нейронных сетей

$$\{\mathbf{f}_t : (\mathbf{X}, \mathbf{w}) \longrightarrow \hat{\mathbf{y}} | t \in \mathcal{T}\}$$

где $\mathbf{w} \in \mathbb{W}$ — пространство параметров модели,

$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{f}(\mathbf{X}, \mathbf{w}) \in \mathbb{R}^{k \times 3 \times 1}$ — вероятность данного вокселя принадлежать

классу ФКД, $\mathbf{X} = \bigcup_{i=1}^k \mathbf{x}_i$;

- ❸ В базовом подходе используется следующая функция ошибки

$$\mathcal{L}_{\text{BCE}} = -\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\mathbf{y}_i \log(p(\mathbf{y}_i)) + (1 - \mathbf{y}_i) \log(1 - p(\mathbf{y}_i)))$$

- ❹ Решается задача оптимизации

$$\mathbf{w}^* = \arg \min_{\mathbf{w} \in \mathbb{W}} (\mathcal{L}(\mathbf{X}, (\mathbf{w})))$$

Облако точек

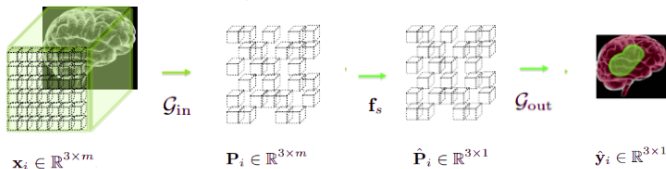
$$\mathbf{P}_i = \{(u_j, v_j, w_j, \mathbf{c}_j) | j \in [1, n]\} \in \mathbb{R}^{3 \times m}, \quad \mathbf{P} = \bigcup_{i=1}^k \mathbf{P}_i,$$

где u_j, v_j, w_j — трёхмерные координаты точки в оригинальном пространстве, $\mathbf{c}_j \in \mathbb{R}^m$ — вектор признаков.

Рассмотрим два преобразования $\mathcal{G}_{\text{in}} : \mathbb{R}^{3 \times m} \rightarrow \mathbb{R}^{3 \times m}$ и $\mathcal{G}_{\text{out}} : \mathbb{R}^{3 \times 1} \rightarrow \mathbb{R}^{3 \times 1}$, переводящих \mathbf{X} в \mathbf{P} и $\hat{\mathbf{P}}$ в $\hat{\mathbf{y}}$ соответственно. Тогда итоговое преобразование \mathbf{f}_t можно представить в следующем виде

$$\mathbf{f}_t(\mathbf{X}, \mathbf{w}) = \mathcal{G}_{\text{out}}(\mathbf{f}_s(\mathcal{G}_{\text{in}}(\mathbf{X}), \mathbf{w})),$$

где $\{\mathbf{f}_s : (\mathbf{P}, \mathbf{w}) \rightarrow \hat{\mathbf{P}} | s \in \mathcal{S}; \mathcal{S} \subset \mathcal{T}\}$.



Пусть $\mathbf{c}_u^{\text{in}} \in \mathbb{R}^{K_{\text{in}}}$ — вектор параметров размерности K_{in} поставленный в соответствии трехмерной координате $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^3$. В этом случае ядро свертки:

$$\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{9 \times K_{\text{out}} \times K_{\text{in}}}.$$

Предлагается разбить это ядро на 9 матриц размерностей $K_{\text{out}} \times K_{\text{in}}$. Тогда классическая свертка может быть представлена следующей формулой

$$\mathbf{c}_u^{\text{out}} = \sum_{\mathbf{i} \in \mathcal{V}^3} \mathbf{W}_{\mathbf{i}} \mathbf{c}_{\mathbf{u}+\mathbf{i}}^{\text{in}}; \quad \mathbf{u} \in \mathbb{R}^3,$$

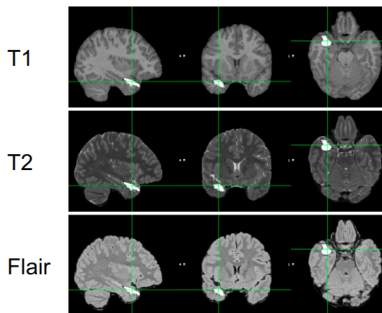
где \mathcal{V}^3 смещения трехмерного куба (к примеру $\mathcal{V}^1 = \{-1, 0, +1\}$).

Тогда обобщенная свертка может быть записана как

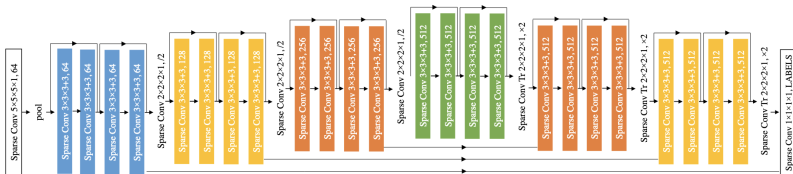
$$\mathbf{c}_u^{\text{out}} = \sum_{\mathbf{i} \in \mathcal{N}^D(\mathbf{u}, \mathcal{C}^{\text{in}})} \mathbf{W}_{\mathbf{i}} \mathbf{c}_{\mathbf{u}+\mathbf{i}}^{\text{in}}; \quad \mathbf{u} \in \mathcal{C}^{\text{out}},$$

где $\mathcal{N}^D(\mathbf{u}, \mathcal{C}^{\text{in}}) = \{\mathbf{i} | \mathbf{u} + \mathbf{i} \in \mathcal{C}^{\text{in}}, \mathbf{i} \in \mathcal{N}^D\}$ множество смещений, определяющих форму ядра, \mathcal{C}^{in} и \mathcal{C}^{out} определенные заранее входные и выходные координаты разреженных тензоров соответственно.

- Обучение и тестирование проводилось на данных собранных совместно с медицинскими партнерами: 183 последовательности модальностей T1, T2, FLAIR и разметка.
- Также специально для работы были созданы 10 статистических признаков по снимкам МРТ (размытие, утолщение, кривизна и т.д.) и маски, выделяющие мозжечковую часть, где наличие ФКД невозможно.
- В связи с малостью выборки, была проведена стратификация выборки. Для каждого эксперимента проводилась девяти фолдовая валидация. Результаты представлены на тестовых выборках.

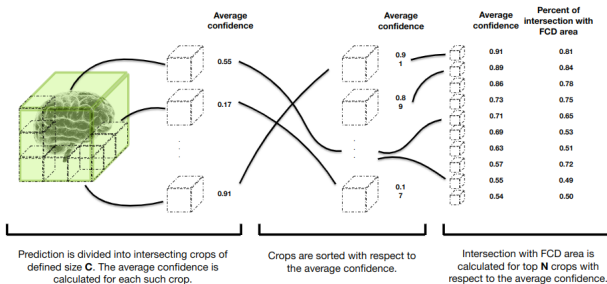


Вид используемой нейросети для эксперимента на *MinkUNet14C*:

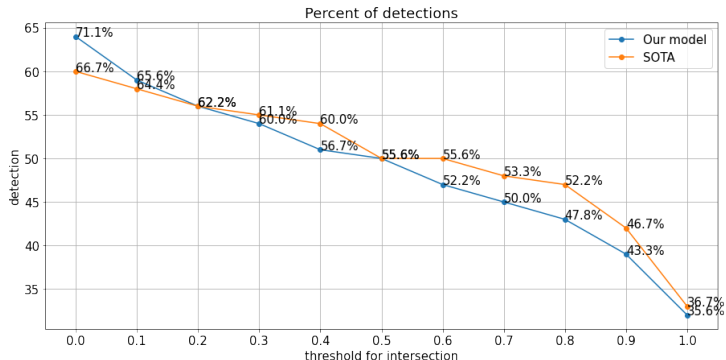


Критерий качества модели

$$\text{Dice} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

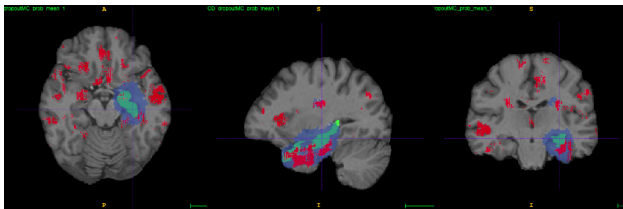
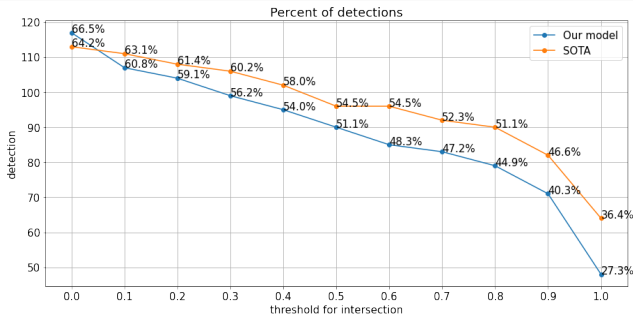


Сравнение моделей для выборки из 1 больницы



Данные	Функция потерь	Маска	Количество детектирований
T1w, T2w, FLAIR	BCE	нет	27
T1w, T2w, FLAIR + 10 стат. признаков	Focal	да	29
T1w, T2w, FLAIR + 10 стат. признаков	BCE	да	28
T1w, T2w, FLAIR	BCE	да	37

Сравнение моделей для всей выборки



- Mask of FCD
- Prediction of MinkUNet14C
- Prediction of SOTA model

- ❶ Исследована возможность разреженного представления МРТ данных.
- ❷ Впервые предложен метод позволяющий использовать одновременно все модальности МРТ совместно со статистическими признаками.
- ❸ Проведены эксперименты для различных моделей и выборок, подтверждающие работоспособность предложенного метода. Полученный подход позволяет добиться результатов сравнимых с state-of-the-art подходами.

Опубликованные работы

- *Grebenkova O., Bakhteev O., Strijov V.* Deep Learning Model Selection With Parametric Complexity Control, Proceedings of the 15th International Conference on Agents and Artificial Intelligence - Volume 2: ICAART, 2023
- *Yakovlev K., Grebenkova O., Bakhteev O., Strijov V.* Neural Architecture Search with Structure Complexity Control, Recent Trends in Analysis of Images, Social Networks and Texts, 2022