

Алгоритм обработки медицинских изображений для создания датасета с сохранением размера структурных элементов

А. Е. Герасименко¹, Е. Г. Евдакова²

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

¹ sasha_grsmnk@mail.ru, ² egevdakova@stud.eltech.ru

Аннотация. В настоящее время остро стоит задача сегментации медицинских изображений и выделение на них структур для дальнейшего их использования в практических целях. Так, существует задача выделения и сегментации различных областей в теле человека по снимкам МРТ или КТ для дальнейшего использования этих данных в построении 3D-моделей. В свою очередь эти модели могут быть не конечным продуктом, а использоваться уже при построении математических моделей, описывающих различные интересные нас процессы в данной области. Так, применение восстановленных по снимкам МРТ областей мозга позволяет получить персонализированное распределение параметров электромагнитного поля в мозге при воздействии транскраниальной магнитной стимуляции, что может существенно облегчить задачу выбора параметров и области воздействия. Так как выделение этих областей вручную – довольно трудоемкий и дорогой процесс, существует тенденция к созданию нейронных сетей и их обучению для этих целей. Однако файлы, приходящие на вход нейронной сети для ее обучения и использования, должны быть одного размера. В случае использования известных операций для решения этой задачи структурные элементы могут менять не только свой размер, но и взаимное расположение, что имеет критичное значение для целей исследования. В нашей работе предложен алгоритм обработки медицинских данных для создания датасета с сохранением размера структурных элементов.

Ключевые слова: подготовка данных изображения, нейронная сеть, медицинские данные

I. ВВЕДЕНИЕ

При решении задач по распознаванию образов большую роль играет подготовка данных – изображений. От того, насколько качественно подготовлены для обучения модели данные, зависит качество обучения и точность распознавания. Одним из важных шагов является приведение всех изображений к одному размеру. В случае медицинских изображений, полученных при помощи МРТ или КТ, размер может меняться от пациента к пациенту. Это зависит от области сканирования, которую устанавливает врач, при этом разрешение (размер пикселя) для конкретного аппарата всегда одинаковое.

Частой задачей анализа медицинских изображений является нахождение объектов, а также определение их размеров. Например, для проведения безопасного протезирования зубов стоматологам необходимо определять точное положение нижнечелюстного канала, в котором расположен нижний альвеолярный нерв,

отвечающий за чувствительность зубного ряда, а также щечных поверхностей [1, 2]. Зная положение канала и расстояние от него до края десны, врач может рассчитать оптимальную длину штифта устанавливаемого импланта и провести имплантацию без повреждения нерва. На рис. 1 представлено изображение КТ нижней челюсти, а также отмечены области, подлежащие сегментированию.

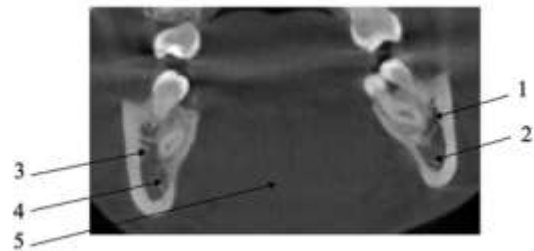


Рис. 1. Изображение КТ нижней челюсти (2, 4 – нижнечелюстной канал, 1, 3, 5 – другие структуры нижней челюсти)

Так, еще одна задача анализа медицинских изображений состоит в том, чтобы определить параметры воздействия при проведении транскраниальной магнитной стимуляции (ТМС). В целях диагностики или терапевтического действия ТМС необходимо знать, на какую область головного мозга оказывается влияние, а также точно определять, где могут находиться поврежденные участки, а также их взаимное расположение. Для этих целей необходимо получить трёхмерную модель мозга пациента. Далее с помощью численного моделирования электромагнитных процессов в системе источник питания-индуктор-окружающая среда-биологический объект (рис. 2), можно получить картину распределения параметров электромагнитного поля и исходя из этой информации выбрать оптимальное воздействие [3, 4].

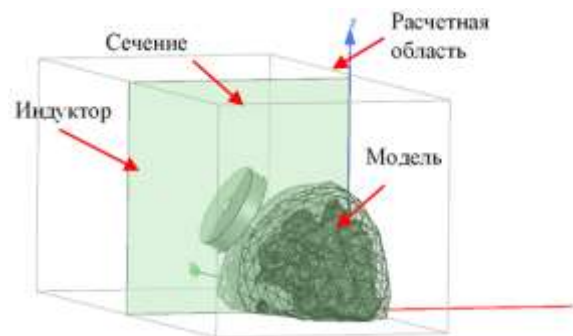


Рис. 2. Расчетная область модели электромагнитных процессов при ТМС

Для определения размера объекта на изображении после его распознавания необходимо знать разрешение сканирования. В таком случае расчет размера сводится к подсчету количества пикселей, которые занимает объект, и решению пропорции. Поскольку на вход модели сегментации/распознавания должны поступать изображения строго одного размера, исходные изображения необходимо приводить к единому размеру. Из-за уникальности размера каждого конкретного файла возникает проблема верного расчета размера объекта из-за изменения разрешения после изменения исходного изображения. Целью данной работы является разработка алгоритма подготовки датасета изображений к обучению с сохранением истинного размера объектов.

II. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА

Для создания датасета изображений и масок (меток распознаваемого объекта) необходимо подготовить данные – привести к одному размеру. Данные, получаемые с компьютерного томографа (и МРТ), представляют собой набор срезов в определенной проекции. Комбинация срезов создает трехмерное изображение. Срезы преимущественно имеют форму квадрата с незначительной разницей между шириной и высотой (в зависимости от выбранной проекции). При этом в зависимости от выбора врачом области сканирования биологического объекта размер варьируется по ширине и высоте, изображения могут иметь от 400 до 600 пикселей по каждому измерению. Необходимо определить размер, к которому будут приводиться все исходные изображения.

A. Разрешение сканирования

В справочном файле к каждому снимку компьютерной томографии (КТ), а также МРТ, есть информация о параметрах сканирования. Определить всю область мы можем после открытия изображения в Python. А размер каждого пикселя, то есть разрешение, можно взять из файла – параметр с названием PIXELSIZE. В имеющихся файлах данный параметр установлен равный 200. Данный параметр выражается в микрометрах. Можно посчитать, взяв один скан. Пиксель 200, размер файла около 500 срезов, размер челюсти реальный порядка 10 сантиметров, т.е. пиксель 200 микрометров или 0.2 миллиметра. Таким образом, врачом выставляется область сканирования – что и есть размер изображения (количество пикселей в каждом направлении).

B. Применение оконной фильтрации

В качестве предварительной обработки изображения использовалась оконная фильтрация всех срезов. Пример изображения до и после применения фильтрации представлен на рис. 3.

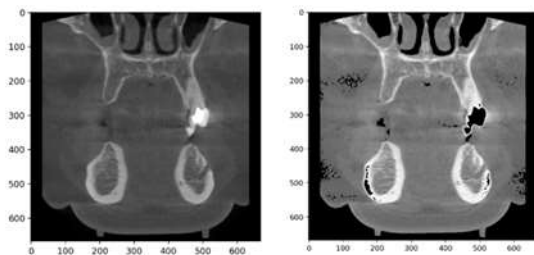


Рис. 3. Изображение до (слева) и после (справа) применения оконной фильтрации

Оконная фильтрация позволяет повысить контрастность изображений, за счет выделения областей, соответствующих яркости искомым тканям, а яркость остальных областей принимается за 0.

Для выделения диапазона требуемых яркостей используют шкалу Хаунсфилда. Однако для каждого пациента значения плотности различных тканей являются уникальными, только используя данную шкалу нельзя с достаточной степенью точности выделить интересные сегменты.

После данной обработки можно приступить к процессу создания маски изображения. Маска – изображение, где выделяемой структуре присваивается наивысшая яркость, определяющая границы этой структуры, а в остальной области изображения яркость равна 0.

Для МРТ-сканов разная интенсивность сигнала также соответствует разной структуре ткани и отображается разным уровнем яркости изображения. Оконную фильтрацию можно применить и к ним. Однако в данном случае диапазон единиц Хаунсфилда применить не получится, уровни яркости пикселей, определяющих границы различных типов ткани, зависят от интенсивности обратного сигнала, который в свою очередь зависит от томографа и параметров радиочастотных импульсов.

Дополнительной сложностью в случае работы с изображением мозга является необходимость удаления с изображения костей черепа перед дальнейшим сегментированием изображения мозга. Для решения этой задачи было разработано множество алгоритмов, одним из наиболее успешных и недорогих в вычислительных мощностях является фильтр, основанный на работах Стефана Бауэра, Томаса Фейеса и Маурисио Рейеса из Института хирургической технологии и биомеханики в Швейцарии [5].

C. Резайзинг к одному размеру

На вход нейронных сетей необходимо подавать одинакового размера файлы при обучении и тестировании. Так, в работе [6] представлена обученная нейросеть, способная сегментировать изображения мозга, но на вход сети можно подать только изображения размера 160*192*224.

В большинстве распространенных моделей сегментации изображений используется субдискретизация (или пулинг) – снижение размерности карты признаков. В некоторых моделях, например, архитектуры U-Net, энкодеры имеют 5 ступеней понижающей субдискретизации. Поэтому для корректной работы модели размер изображения, поступающего на вход модели, должен быть кратен $2^5 = 32$.

Поскольку скорость обучения модели и затрачиваемые мощности напрямую зависят от объема входных данных (размера изображения и количества), было принято сократить размер имеющихся изображений до 256x256. Это позволит прийти к единому размеру всех изображений (меньше минимального) и ускорить обучение модели.

Если изображение изначально имело не одинаковый размер по ширине и высоте, то необходимо привести его к квадратному. Для этого происходит обрезка изображения сверху до равенства длин сторон.

D. Создание масок

Как уже было сказано, выше после применения оконных фильтров вручную были выделены области, содержащие сегментируемую область. Этот процесс один из самых долгих в работе при создании и обучении нейронных сетей.

Так для создания датасета нижнечелюстного канала было обработано 1000 сканов. Размер изображения маски и самих исходных изображений должен совпадать. В нашей работе он составил 256x256.

E. Формула пересчета

При снижении размера изображения ухудшается разрешение, то есть меняется реальный размер пикселя (рис. 4). Это в свою очередь то, что ухудшает точность расчета численных параметров расстояния (для размера штифта).

Тогда длина L , показанная на рисунке будет вычисляться по формуле:

$$L = \frac{256 \cdot N}{a} \sqrt{(n_2^2 + k_2^2)}. \quad (1)$$

где L – реальное расстояние (мм), a – размер стороны изображения до ресайзинга (пикс), N – размер пикселя до ресайзинга (мм), n – размер пикселя после ресайзинга (мм), n_1, k_1 – вертикальное и горизонтальное расстояние между точками до ресайзинга (пикс), n_2, k_2 – вертикальное и горизонтальное расстояние между точками после ресайзинга (пикс).



Рис. 4. Изменение размера области после ресайзинга

Размер же пикселя вычисляется по формуле (2), которая позволит вернуться в реальные размеры пикселя и расстояния после изменения размера и разрешения изображения.

$$n = \frac{256 \cdot N}{a} \quad (2)$$

где n – новый размер одного пикселя, N – размер пикселя до изменения размеров, a – размер изображения до изменения.

III. ПОГРЕШНОСТИ, ВЛИЯЮЩИЕ НА ТОЧНОСТЬ ВЫЧИСЛЕНИЯ РАЗМЕРОВ ОБЪЕКТОВ КТ И МРТ

В данной работе был реализован алгоритм при работе с изображениями нижнечелюстного канала. Погрешность при решении данной задачи может возникать в нескольких случаях.

В случае работы со снимками КТ, погрешность может возникать из-за разрешения томографа. Например, томограф, с которого преимущественно взяты изображения для обработки, имеет характеристики сканирования – 5 пар линий на мм. Данный параметр означает количество линий, которые можно различить отдельно. Точное положение сегментируемой области при его верном детектировании будет рассчитано в дискретных точках, соответствующих срезам. Отсюда возникает погрешность в расчете расстояния между срезами КТ и условном «усреднении» значений в тех координатах, которые будут находиться между срезами.

Второй источник погрешности – предварительная обработка изображений. Один из шагов обработки – выбор размера окна фильтрации, и его пороговых значений яркости, вследствие этого изображение становится более контрастным. Однако нет точных значений, по которым можно строго дифференцировать различные типы ткани (они могут иметь близкие значения яркости), как результат могут быть захвачены лишние пиксели, по факту не относящиеся к выделяемой области, либо же проигнорированы пиксели, относящиеся к ней.

В случае работы с нижнечелюстным каналом был введен критерий «запаса», равный 2 мм [7], который повысит надежность полученных результатов при проведении имплантации (рис. 5).

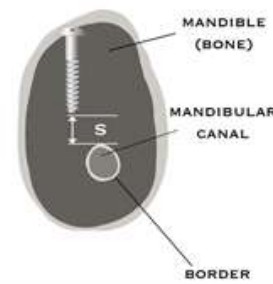


Рис. 5. Изображение параметра, задающего ограничения для длины штифта

То есть в случае захвата лишнего / не захвата нужного пикселя к рассчитанному расстоянию будет прибавлено еще 2 мм, чтобы данная погрешность не влияла на изменение размера штифта, и установка прошла без последствий.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для последующей работы с нейронными сетями все изображения датасета были приведены к единому размеру 256x256. Размер изображения-маски также был 256x256 для обеспечения точного соответствия

положения метки реальному положению сегмента. Изображение маски представляет собой фон черного цвета (пиксели, равные 0) и метка канала белого цвета (пиксели, равные 1).

Предложен алгоритм подготовки данных для обучения нейронной сети, а также описаны возможные погрешности при сегментировании изображения, и пути решения проблемы их возникновения в случае работы с изображениями нижнечелюстного канала.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

[1] Филимонова Л.Б., Салмин А.С. Остеосинтез челюстей // Учебное пособие для ординаторов стоматологического профиля по дисциплине «Челюстно-лицевая хирургия» модуль «Заболевание головы и шеи» / ГБОУ ВПО РязГМУ Минздрава России. Рязань: РИО РязГМУ, 2015. 107 с.

[2] Черкасов С.М. Анализ распространенности заболеваний зубочелюстной системы, формирующих спрос на стоматологические услуги // Фундаментальные исследования. 2014. № 2. 186-189 с.

[Электронный ресурс]. URL: <http://www.fundamental-research.ru/article/view?id=33573> (дата обращения: 23.12.2020).

- [3] Гончаров В.Д., Евдакова Е.Г., Яшкардин Р.В. Создание твердотельной модели головного мозга // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2022. Т. 15, no. 1. С. 55–62. doi: 10.32603/2071-8985-2022-15-1-55-62
- [4] Kamble N., Netravathi M., Pal P.K. Therapeutic applications of repetitive transcranial magnetic stimulation (rTMS) in movement disorders: a review // Parkinsonism & Related Disorders, vol. 20, no 7, pp. 695–707. doi: 10.1016/j.parkreldis.2014.03.018
- [5] A Skull-Stripping Filter for ИТК/ URL: <https://www.insight-journal.org/browse/publication/859> (дата обращения 10.03.2022).
- [6] Dalca AV, Yu E, Golland P, Fischl B, Sabuncu MR, Iglesias JE. Unsupervised Deep Learning for Bayesian Brain MRI Segmentation. Med Image Comput Comput Assist Interv. 2019;11766:356-365. doi:10.1007/978-3-030-32248-9_40
- [7] Gerasimenko A.E., Eriskovskaya A.I. "Results of processing CT scans of the jaw and preparing it for searching for the mandibular canal," 2022 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus), 2022, submitted to the press.