

Санкт-Петербургский государственный университет

Кафедра системного программирования

Платонова Мария Викторовна

Автоматическое определение
физиологически особых точек костной
орбиты

Курсовая работа

Научный руководитель:
ст. преп. Сартасов С. Ю.

Санкт-Петербург
2018

SAINT-PETERSBURG STATE UNIVERSITY

Department of Software Engineering

Maria Platonova

Automatic detection of physiologically singular points of the bony orbit

Course Work

Scientific supervisor:
Assistant professor Stanislav Sartasov

Saint-Petersburg
2018

Оглавление

Введение	4
1. Постановка задачи	5
2. Особые точки орбиты	6
3. Существующие решения	8
4. Описание эксперимента	9
4.1. Датасет	9
4.2. Модель для обучения	10
4.3. Обучение	11
4.4. Результаты	11
5. Заключение	13
Список литературы	14

Введение

В наши дни появилась возможность получать различную ценную информацию из медицинских изображений, таких как КТ снимки, например, особые точки костной орбиты. Эти точки применяются в офтальмологии и пластической и восстановительной хирургии. Вдобавок, развитие медицинской информатики достигло такого уровня, что стало возможным автоматизировать различные медицинские процессы. В связи с этим основная цель данной работы — создание метода для автоматического определения положения особых точек на поверхности костной орбиты.

Актуальность темы заключается в том, что ее решение поможет упростить работу хирургов, и следовательно, повысить число успешных операций. Также с помощью особых точек можно получить полезные медицинские данные, например, объем орбиты, который применяется во время подготовки и самого процесса операции по восстановлению орбиты.

К сожалению, пока не существует метода, который бы определял местоположение этих точек. Вдобавок, несмотря на то, что особыми точками занимаются профессиональные хирурги, существует риск ошибок в определении их положения из-за влияния человеческого фактора. В связи с этим эта работа важна, и решение поставленных задач сможет помочь в работе врачей, что подтверждает актуальность данной проблемы.

Отметим, что данная работа основывается на определении положения особых точек на снимках КТ, используя методы машинного обучения, говоря конкретнее, сверточные нейронные сети и глубокое обучение.

1. Постановка задачи

Главной целью работы является создание автоматизированного метода для определения точного положения особых точек костной орбиты на снимках КТ.

Для достижения этой цели были поставлены следующие задачи.

1. Сделать обзор существующих решений.
2. Собрать и подготовить данные для обучения нейронной сети.
3. Реализовать и обучить нейронную сеть.
4. Провести тестирование на реальных данных.

2. Особые точки орбиты

Особые точки — это краниометрические точки, представляющие собой отличительные черты строения костной орбиты. Они расположены на всей ее поверхности: некоторые из них — у входа, а остальные — на внутренней части.

Основываясь на антропологических данных, эти точки имеют строго определенное положение на поверхности орбиты, но в связи с индивидуальными особенностями строения черепа, их положение может быть различным.

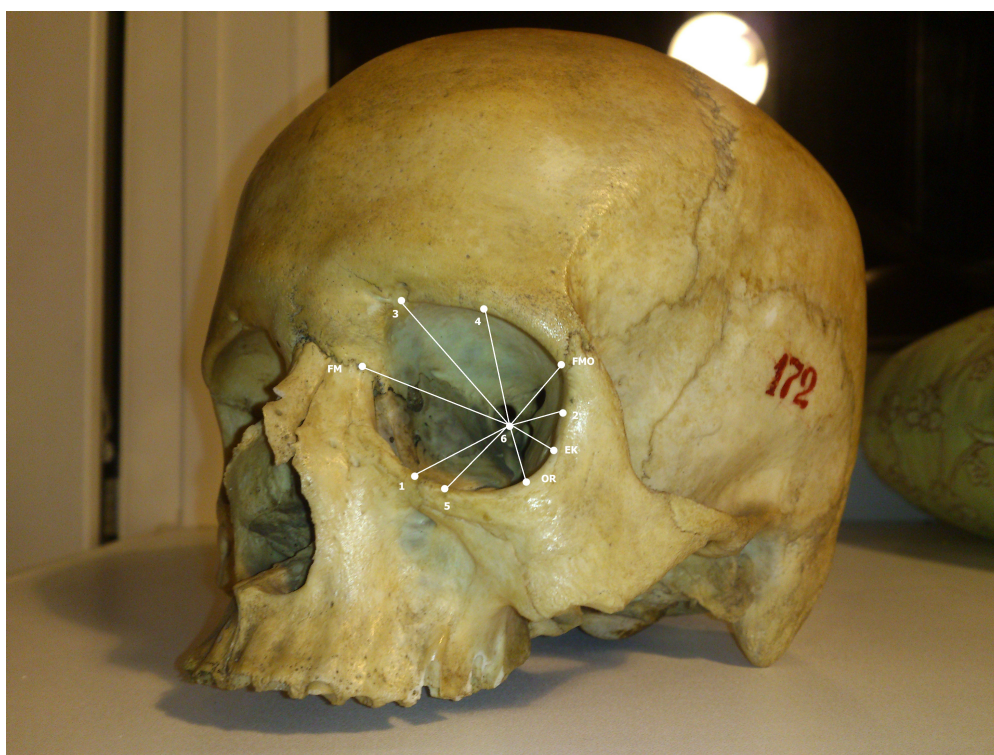


Рис. 1: 3D модель черепа с отмеченными особыми точками

Описание особых точек, отмеченных на рис.1, получено на основе информации из [3] и [4].

1. *Точка 1* — это вершина перпендикуляра, проведенного от *canalis infraorbitalis*.
2. *Точка 2* — это точка, образующая с максилло-фронтальной точкой линию, делящую глазницу пополам.

3. *Точка 3* — это наиболее медиальная точка орбиты.
4. *Точка 4* — это середина верхнего края орбиты.
5. *Точка 5* — это середина нижнего края орбиты.
6. *Точка 6* — это вершина орбитального отверстия канала зрительного нерва.
7. *Эктоконхион* — это точка пересечения наружного края орбиты с линией, проведенной из максилло-фронтальной точки параллельно верхнему краю орбиты.
8. *Фронтально-малярно-орбитальная точка* — это точка, лежащая на пересечении наружного края орбиты с лобно-скуловым швом.
9. *Орбитальная точка* — это наиболее низко расположенная точка нижнего края орбиты, находящаяся на глазничном крае скуловой кости.
10. *Максилло-фронтальная точка* — это точка расположенная на пересечении внутреннего края орбиты с лобно-челюстным швом.

3. Существующие решения

Применение особых точек костной орбиты очень разнообразно, поэтому интерес к ним возрастает. Однако к сожалению, в наши дни еще нет аналогов метода, создание которого является целью этой работы. Более того, значительным недостатком является небольшое количество исследований, которые могли бы быть полезны в процессе работы.

В частности, в некоторых полуавтоматических методах используются особые точки в качестве одной из основных составляющих эксперимента.

1. В статье [1] предложен алгоритм для вычисления объема орбиты, основанный на использовании особых точек. Однако положение этих точек вручную отмечалось хирургами.
2. В статье [5] приведено описание утилиты для проведения прижизненных краниометрических исследований. В программе используются особые точки черепа, в том числе некоторые из особых точек орбиты. Все точки отмечаются пользователями программы вручную.

В связи с этим данная работа очень актуальна. Более того, полученный метод может быть модифицирован для применения в различных медицинских задачах.

4. Описание эксперимента

4.1. Датасет

Для проведения эксперимента использовалось 5 серий КТ. Каждая серия состоит примерно из 400 снимков и приблизительно 140 из них содержат орбиту. КТ снимок представляет собой изображение в Dicom формате размером 512x512.

Сбор и подготовка данных оказались сложными задачами, так как очень немногие хирурги способны верно разметить данные. В связи с этим был придуман шаблон (рис.2), по которому самостоятельно вручную размечались данные.

Шаблон представляет собой изображение, на котором отмечены точки, соответствующие КТ снимку. В качестве точек используются границы орбиты и если на снимке присутствует вход в орбиту, то вместо верхней точки отмечаются границы входа. Эти точки представлены в виде набора кругов, радиус которых равен трем пикселям.

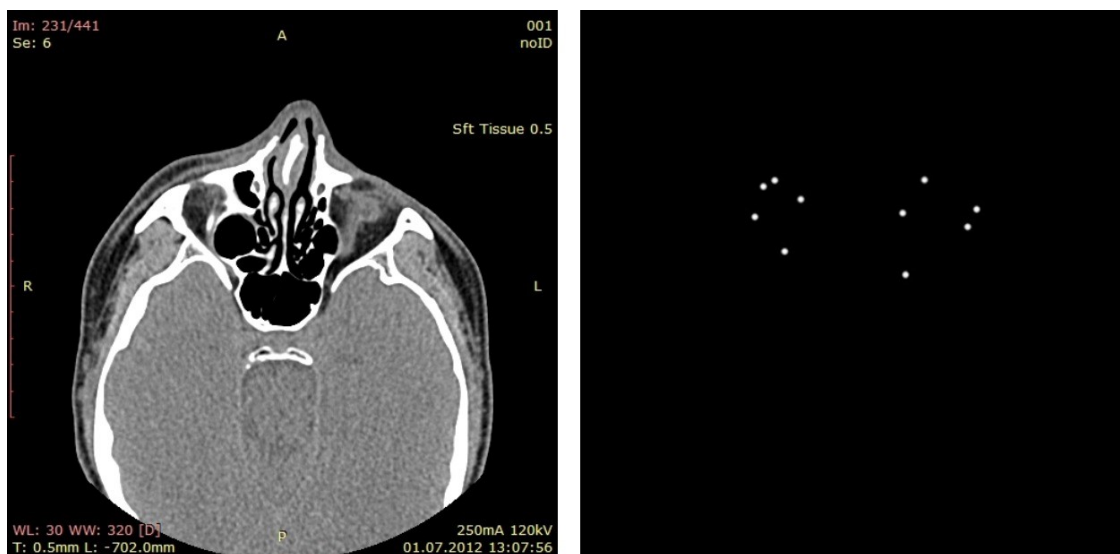


Рис. 2: Шаблон, используемый для разметки данных

В качестве датасета, использовалось 2 набора изображений: первый — снимки КТ, второй — маски для соответствующих КТ снимков. Под маской подразумевается дополнительное изображение, которое содержит особые точки изначального КТ снимка, в данном случае имеются

в виду шаблонные точки.

В итоге получился датасет, состоящий из 679 снимков, содержащих орбиту. Более того, к датасету было добавлено 621 КТ снимков, не содержащих орбиту, для того чтобы обеспечить корректное восприятие нейронной сетью оставшейся части КТ серии.

4.2. Модель для обучения

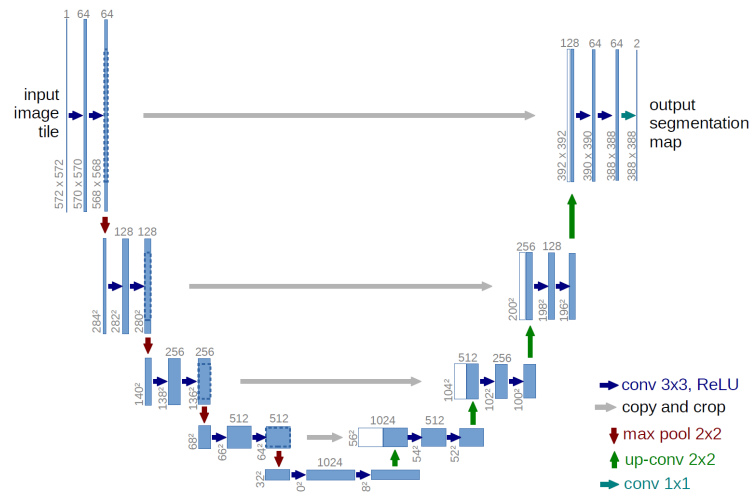


Рис. 3: Архитектура U-Net

В связи с особенностями данных, получение обширного датасета стало проблемой, поэтому было решено использовать архитектуру u-net [2], которая применяется для быстрой и точной сегментации изображений, как способ преодоления недостатка количества имеющихся данных.

U-net — это архитектура сверточной нейронной сети, которая представляет собой последовательность слоев свертки и пулинга (рис.3), которые сначала уменьшают разрешение изображения, а потом увеличивают его, объединив с данными изображения и пропустив через другие слои свертки.

4.3. Обучение

Обучение проводилось на бесплатном сервисе Google — Collaboration, который предоставляет возможность использовать Tesla K80 13Gb GPU. В качестве языка программирования использовался Python 3.5 и в качестве библиотеки машинного обучения — Keras 2.1.6, работающей на основе Tensorflow 1.8.0. Для проведения обучения данные были разделены в соотношении 4 к 1 на обучающую и валидационную выборку. Более того, была составлена тестовая выборка, состоящая из 50 КТ снимков, не вошедших в начальный датасет.

В качестве метрики для оценки точности работы нейронной сети был выбран коэффициент Дайса, так он хорошо показывает точность работы сегментационной нейронной сети. Следующая формула вычисляет значение коэффициента: $D = 2 * \frac{|A \cap B|}{|A| + |B|}$. Использование стандартных метрик для оценки точности оказалось нерелевантным, так как неправильно отмеченные пиксели в районе особых точек орбиты гораздо важнее, чем пиксели на всей оставшейся картинке, даже при их правильном распознавании.

Для подбора оптимальных настроек нейронной сети, было проведено несколько экспериментов с различным размером ядра, количеством нейронов в слоях и эпох. Размер ядра изменялся от (1, 1) до (7, 7), оптимальным оказался (3, 3). Изменение количество нейронов для слоев не улучшило результат, поэтому использовался стандартный для этой модели набор нейронов. Количество эпох изменялось с 5 до 100, но уже после 70 эпох результат стабилизировался.

4.4. Результаты

Таблица 1 демонстрирует результаты, полученные во время обучения.

Более того, было проведено тестирование на реальных данных, так как этот результат наглядней покажет корректность работы нейронной сети. Коэффициент Дайса для тестовой выборки представлен на таблице 2.

Таблица 1: Результаты обучения

Количество эпох	Коэффициент Дайса
5	0.54
10	0.62
20	0.67
30	0.64
40	0.68
50	0.65
60	0.64
70	0.70
80	0.73
90	0.69
100	0.71

Таблица 2: Коэффициента Дайса для тестовой выборки

Максимальное значение	0.76
Минимальное значение	0.68
Среднее значение	0.71

Результаты тестирования, имеющие практическое применение, представлены на рис.4, где первое изображение — снимок КТ, второе — его маска, а третье — изображение, полученное в результате тестирования.

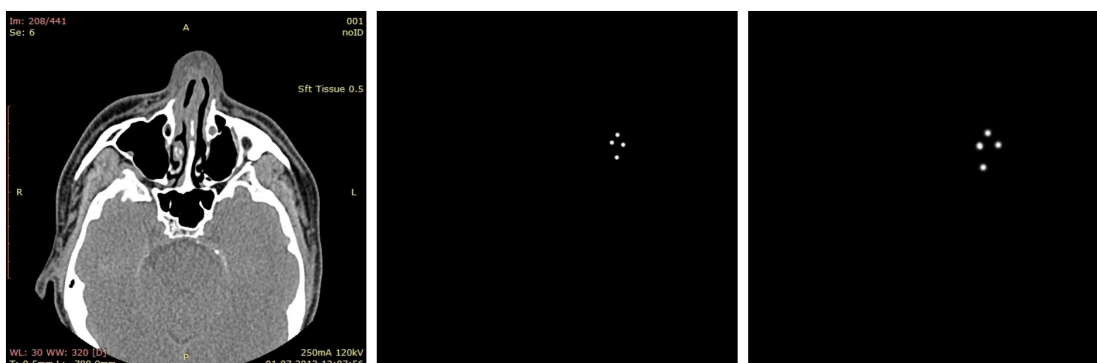


Рис. 4: Результат тестирования

5. Заключение

В ходе данной работы были достигнуты следующие результаты.

1. Сделан обзор существующих решений.
2. Собраны и подготовлены данные с использованием шаблона.
3. Реализована и обучена нейронная сеть.
4. Проведено тестирование на реальных данных.

Список литературы

- [1] J. Jansen, R. Schreurs, et al. *Orbital volume analysis: validation of a semi-automatic software segmentation method.* // Int. J. Computer Assisted Radiology and Surgery. — 2016. — P. 11–18. — URL: <https://doi.org/10.1007/s11548-015-1254-6>.
- [2] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox. *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation.* // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI). — Springer, 2015. — P. 234–241. — URL: <http://lmb.informatik.uni-freiburg.de/Publications/2015/RFB15a>.
- [3] В.П. Алексеев, Г.Ф. Дебец. *Краниометрия. Методика антропологических исследований.* — М.: Наука, 1964. — С. 42–49. — URL: <http://books.e-heritage.ru/book/10089202>.
- [4] В.Ю. Бахолдина. *Информационная значимость и структура изменчивости признаков краниофациальной системы человека.* — 2008.
- [5] М.В. Маркеева, О.В. Мареев и др. *Способ прижизненного определения краниометрических параметров.* — 2013. — URL: <http://www.findpatent.ru/patent/249/2499558.html>.