

УДК 004.852
DOI 10.25205/1818-7900-2017-15-3-74-78

Е. Н. Павловский, Д. В. Пакулич, С. О. Поспелов

*Новосибирский государственный университет
ул. Пирогова, 1, Новосибирск, 630090, Россия*

pavlovskiy@post.nsu.ru, d.pakulich@g.nsu.ru, s.pospelov@g.nsu.ru

ВОССТАНОВЛЕНИЕ 3D-МОДЕЛИ ДЕФЕКТА ЧЕРЕПА НА ОСНОВЕ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ*

Статья посвящена созданию метода автоматического моделирования 3D-изображения дефекта черепа. Предложен метод, основанный на глубокой нейронной сети, позволяющий с приемлемой точностью создавать 3D-модель утраченной части черепа независимо от локализации дефекта.

Ключевые слова: глубокие нейронные сети, череп, краниопластика, автоэнкодер.

Введение

В настоящее время уровень развития медицинских технологий позволяет восстанавливать деформированный череп не только с функциональной точки зрения, но и с эстетической. Такие операции получили название «краниопластика». Но, к сожалению, существующие методы моделирования имплантатов имеют ряд недостатков. Одним из них является отсутствие полной автоматизации процесса, из-за чего от хирурга зачастую требуются знания в области 3D-моделирования. Периодически моделировать поврежденную часть приходится во время операции, что отнимает достаточно много времени, в результате чего пациент дополнительно рискует своим здоровьем, находясь на операционном столе. В данной работе предлагается метод, существенно сокращающий трудозатраты хирурга на моделирование имплантата. Метод основывается на достраивании отсутствующей части черепа с помощью глубокой нейронной сети посредством кодирования в ее структуре информации о строении черепа в представлении горизонтальных срезов снимков DICOM.

Обзор существующих методов

Для того чтобы получить модель недостающей части поврежденного черепа, используют данные компьютерной томографии, преобразованные в объемные модели, к которым применяются инструменты 3D-моделирования [1; 2]. Для построения имплантата принято использовать знания о симметрии черепа относительно сагиттальной плоскости [3]. В случаях, когда невозможно применить «зеркальный метод», применяется метод «виртуального донора»,

* Работа выполнена при частичной поддержке Фонда содействия развитию малых форм предприятий имени И. Бортника, программа СТАРТ, контракт № 474ГС1/9705 от 29.04.2015.

Авторы благодарят С. В. Мишинова и Н. В. Мамонову за помощь в выборе тематики, постановке задачи и поиске финансирования работ.

суть которого заключается в том, что в базе данных производится поиск наиболее похожего по строению здорового черепа, после чего в нем выделяется область, которая будет использоваться для закрытия дефекта в черепе пациента [4].

Также существуют методы построения модели имплантата, работающие непосредственно со срезами, а не с построенной из них 3D-моделью. На срезах выделяются контуры кости, после чего они продлеваются в местах дефекта. Один из таких методов был описан проф. Хсу и Ценга в статье [4], в которой авторы использовали ортогональные нейронные сети и полиномы Лежандра, другой – в статье Жанга [5].

Предложенный метод

Целью работы было создание метода, который позволит в будущем уменьшить нагрузку на медперсонал, которому часто приходится затрачивать значительные усилия и время для создания имплантатов, автоматизировав данный процесс. Причем эта автоматизация должна происходить не за счет некоего усреднения выборки людей, а за счет индивидуального подхода к каждому пациенту.

Для восстановления утраченной части черепа предлагается использовать искусственные нейронные сети (ИНС), а именно автоэнкодер, поскольку данная архитектура ИНС отлично зарекомендовала себя в реставрации изображений. Это было продемонстрировано в статье О. Щербакова и В. Батищева [6]. Главная особенность автоэнкодера заключается в том, что его входной слой соразмерен выходному, а скрытые слои имеют меньшую размерность, поэтому обучение может происходить без учителя.

Результаты экспериментов

Обучение сети происходило благодаря минимизации евклидовой нормы (L2) между векторами входных и выходных слоев. Выбор наилучшей конфигурации сети основывался на значении этого параметра. Был проведен ряд экспериментов для определения наиболее удачной конфигурации сети (табл. 1).

Таблица 1

Результаты экспериментов

Номер эксперимента	Количество скрытых слоев	Размер наименьшего скрытого слоя	Расстояние между входными и выходными данными по L2
1	5	128	5,67979
2	5	64	5,70554
3	5	32	6,23851
4	3	256	4,22651
5	3	128	5,11373
6	3	64	6,76673
7	1	512	4,83623
8	1	256	5,54209
9	1	128	6,03243

Из табл. 1 видно, что лучшая конфигурация была достигнута во время проведения эксперимента № 4, поэтому для решения задачи была выбрана топология сети с тремя скрытыми слоями (не считая «сигмоидальных» слоев, используемых для достижения условия разреженности). Так как на вход сети принимались матрицы размером 32×32 пикселя, то количество нейронов на входном и выходном слоях равно 1 024. Наименьший скрытый слой содержал 256 нейронов.

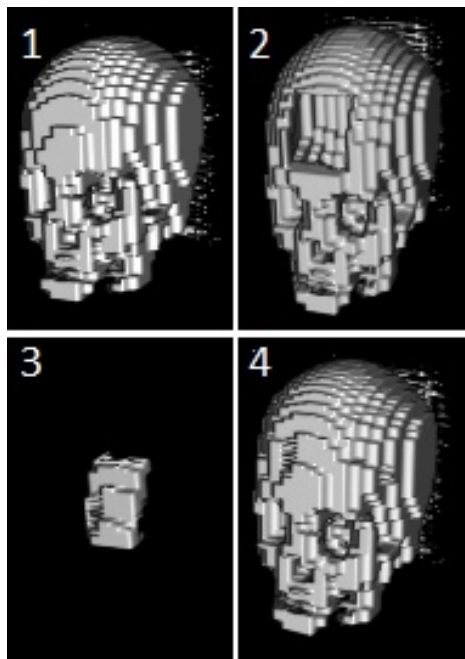


Рис. 1. Иллюстрация работы алгоритма: 1 – череп без повреждения; 2 – череп, имеющий смоделированное повреждение; 3 – имплантат для поврежденной модели; 4 – восстановленная модель черепа

Во время обучения сети важным этапом является подбор коэффициента скорости обучения. Изменение этого параметра позволяет управлять коррекцией весов на каждой итерации обучения. В алгоритме обратного распространения ошибки этот параметр вводится как коэффициент при градиенте. Значения этого коэффициента выбираются от 0 до 1, не включая 0. Значения близкие к 1 приводят к ускорению обучения, но тогда увеличивается риск пропустить глобальный минимум, что грозит потенциальным увеличением ошибок в обучении. Значения близкие к 0 соответствуют меньшему шагу коррекции весов, а значит, появляется необходимость в увеличении количества итераций для обучения, что влечет за собой увеличение времени обучения. Но с этим уменьшается вероятность ошибки в обучении. На рис. 1 демонстрируется работа алгоритма.

Расширение модели

Минусом описанной модели является то, что обучение модели для изображений большой размерности будет делом очень ресурсоемким, потому было решено расширить данную модель сверточными нейронными сетями (СНН).

Сверточные нейронные сети позволяют значительно уменьшить размеры входного изображения, сохраняя его основные особенности. СНН состоят из двух блоков: сверточный слой и слой субдискретизации. За счет обучения первого можно получить набор карт признаков, которые позволяют, производя быстрые вычисления и преобразования, сохранить основную информацию о данных, полученных на предыдущих слоях, а второй дает возможность значительно уменьшить размер этих данных. Именно за счет взаимодействия слоев появляется возможность уменьшения данных без потери необходимой информации. Также существует возможность замены слоя субдискретизации на слой, обладающий противоположными свойствами, а именно увеличением исходного размера выходных данных. Взаимодействие этого слоя и сверточного позволит восстанавливать данные исходя из признаков, полученных ранее.

Используя сверточные сети для уменьшения изображения перед работой автоэнкодера и для увеличения его после, мы получаем новую архитектуру. Это позволило применить модель к целому экземпляру черепа, а не отдельно для каждого слоя.

Таблица 2

Результаты работы моделей

	Значения IoU						3-мерн.
	Сверт.	Сверточный АЭ					
		Гибр.	а	б	в	г	
Имплантат	0,114	0,15	0,06	0,058	0,057	0,204	0,658
Череп	0,893	0,913	0,966	0,969	0,967	0,965	0,956

Примечание: Сверт. – сверточный АЭ без полносвязных слоев; Гибр. – сверточный АЭ; а – с глубинным слоем; б – со слоями координат; в – с отраженным слоем; г – отраженным слоем и слоями координат; 3-мерн. – сверточный АЭ для полной модели черепа.

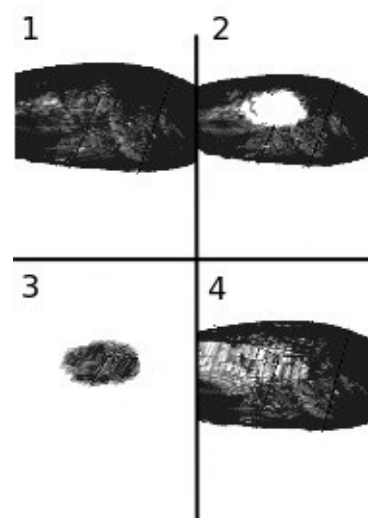


Рис. 2. Иллюстрация работы вобранного алгоритма: 1 – череп без повреждения; 2 – череп, имеющий смоделированное повреждение; 3 – имплантат для поврежденной модели; 4 – восстановленная модель черепа

Расширение данных

Так как каждый слой изображения черепа имеет особенности в зависимости от глубины (вертикальной позиции), то нейронной сети нужно знать эту характеристику для каждого входного пикселя. С этой целью кроме входного изображения в модель подается дополнительное изображение, монотонно закрашенное цветом, в соответствии с глубиной данного слоя.

Также положение кости на каждом слое приблизительно одинаково, потому полезно будет добавить еще слои, которые предоставляли бы информацию о координате каждого пикселя. Эти слои представляют собой изображения, залитые градиентом с ортогональными направлениями.

Каждый череп симметричен относительно сагиттальной плоскости, которая проходит через его середину. Чтобы использовать эту особенность, можно добавить еще один слой, представляющий собой отражение черепа относительно данной плоскости.

Также существует возможность использовать данную архитектуру без полносвязных слоев, что позволит после обучения применять ее к данным произвольного размера.

Результаты экспериментов с расширенными моделями и данными

На каждом изображении черепа кость занимает достаточно малую часть, много больше занимает фон, который не несет полезной информации. Потому для более точного сравнения использовалась метрика IoU (Intersection over Union, пересечение над объединением), которая обычно применяется при работе с областями изображения. Она вычисляется как отношение области пересечения к области объединения двух изображений. Данная метрика позволяет учитывать погрешности только изображения без учета совпадения фона.

Были проведены опыты с каждой описанной моделью. Результаты представлены в табл. 2. Так как важна схожесть не столько представленных черепов, сколько имплантатов, то пред-

ставлены оба значения. Результаты работы каждой модели подверглись постобработке с целью удаления шумов.

Таким образом, как видно из таблицы, для имплантата лучший результат получается при использовании сверточного АЭ на полном черепе. Хотя сам череп получается чуть немного хуже по выбранной метрике, имплантат реконструируется намного точнее (рис. 2).

Выводы

Описанный метод построения недостающих частей модели черепа человека позволит автоматизировать работы на этапе моделирования имплантата. Среди прочих достоинств данного метода важно отметить его способность к закрытию дефектов, пересекающих сагитальную плоскость черепа, поскольку в данном случае не представляется возможным использовать знания о симметрии.

Список литературы

1. Yuan X., Hu Q., Liu H., Dai C., Fang M. Modeling Technology and Application of Repairing Bone Defects Based on Rapid Prototyping // Knowledge Enterprise: Intelligent Strategies in Product Design, Manufacturing, and Management. IFIP International Federation for Information Processing / Eds. K. Wang, G. L. Kovacs, M. Wozny, M. Fang. Springer, Boston, MA, 2006. Vol. 207.
2. Chulvi V. et al. Knowledge-Based Engineering in cranioplasty implant design // Proc. of the 16th International Conference on Engineering Design (ICED'07). Paris. 2007. Vol. 4.
3. Kim B.-J. et al. Customized Cranioplasty Implants Using Three-Dimensional Printers and Polymethyl-Methacrylate Casting // Journal of Korean Neurosurgical Society. 2012. № 52. P. 541–546.
4. Hsu J.-H., Tseng C.-S. Application of three-dimensional orthogonal neural network to craniomaxillary reconstruction // Comput. Med. Imaging Graph. 2001. № 6. P. 477–482.
5. Zhang Z., Song Z. Skull defect reconstruction based on a new hybrid level set // Biomed. Mater. Eng. 2014. № 6. P. 3343–3351.
6. Shcherbakov O., Batishcheva V. Image inpainting based on stacked autoencoders // Journal of Physics. 2014. doi:10.1088/1742-6596/536/1/012020.

Материал поступил в редколлегию 22.05.2017

E. N. Pavlovsky, D. V. Pakulich, S. O. Pospelov

*Novosibirsk State University
1 Pirogov St., Novosibirsk, 630090, Russian Federation*

pavlovskiy@post.nsu.ru, d.pakulich@g.nsu.ru, s.pospelov@g.nsu.ru

RESTORATION OF THE 3D SKULL DEFECT MODEL BASED ON DEEP NEURAL NETWORKS

Annotation-The article is devoted to the creation of a method for automatic modeling of the 3D skull defect. A method based on a deep neural network is proposed, which allows creating with a reasonable accuracy a 3D model of the lost part of the skull, regardless of the localization of the defect.

Keywords: deep neural networks, 3D, skull, cranioplasty, autoencoder.

For citation:

Pavlovsky E. N., Pakulich D. V., Pospelov S. O. Restoration of the 3D Skull Defect Model Based on Deep Neural Networks. *Vestnik NSU. Series: Information Technologies*, 2017, vol. 15, no. 3, p. 74–78. (In Russ.)