

АВТОМАТИЗАЦИЯ МОНИТОРИНГА РАЗВИТИЯ ОПУХОЛИ МОЗГА НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА МАГНИТНО-РЕЗОНАНСНЫХ ТОМОГРАММ

Ромех Аmani, romehamany@gmail.com

Иванов Николай Николаевич, ivanovnn@gmail.com

*Белорусский государственный университет информатики и
радиоэлектроники, г. Минск, Белоруссия*

Краткий обзор работ. Магнитно-резонансная томография (МРТ) обеспечивает лечащего врача послойными изображениями головного мозга, в настоящее время МРТ остается одним из наиболее распространенных методов диагностики опухолей головного мозга. Метод дает 3D изображения высокого качества и разрешения, параметры картинки выбираются по требованию лечащего врача. Изображение состоит из послойных последовательных 2D сечений. Компьютерная сегментация изображений МРТ изображений является существенным этапом диагностики, прогнозированию скорости роста и, соответственно, последующего лечения [1]. Глиобластома является самой распространенной из глиальных опухолей, составляя 65% всех опухолей. Кроме того, она имеет наиболее неблагоприятный прогноз. Достаточно высок и показатель новых заболевших, это 4-10 случаев на 100 000 человек в год [2, 3].

В работах [4, 5] представлены результаты ведущих исследователей Беларуси по автоматической обработке медицинских изображений различных видов сканирования, в том числе и МРТ.

Монография [6] описывает технику применения МРТ, модели и методы обработки биомедицинских изображений, среди них кратко описывается использование искусственных нейронных сетей для анализа объектов на изображениях.

Авторы статьи [7] отмечают важность и сложность проблемы выделения границы глиомы головного мозга. Это особенно важно при планировании операционного вмешательства, для которого необходимо как можно точнее найти указать расположение опухоли мозга. Задача разделяется на несколько подзадач. Одна из них – это предобработка изображений, вторая – анализ изображений. Предобработка вносит изменения в исходные изображения, которые, не искажая данные, облегчают дальнейший анализ. Решение основной задачи выполняется методами сегментации, включающими локализацию объекта, определение его границ и окончательно выделения граничных поверхностей опухоли.

В последние годы появилось много публикаций по применению нейронных сетей для классификации объектов и выяснения зависимостей параметров данных. Сверточные нейронные сети глубокого обучения показывают хорошие результаты и для анализа МРТ. Современное состояние применения нейронных сетей для автоматизированного исследования мозга дано в работе [8]. Нейронные сети для классификации стадий развития глиомы и для распознавая степень поражения тканей мозга используются в работах [8, 9].

Статья [10] предлагает для 3D снимков головного мозга непосредственно работать с 3D нейронными сетями, то есть рассматривать слои нейронной сети как трехмерные конструкции. Действительно, это более наглядное представление данных, изменение которых при необходимости можно контролировать визуально.

Конкретное применение многомерных графов в нейронных сетях изучается в статье [11]. Здесь в качестве графа, связывающего слои нейронной сети, предлагается применять известные обобщения обыкновенного графа с узлами и ребрами, то есть гиперграфы. До сих пор гиперграфы не находили широкого приложения, возможно, что нейронные сети изменят ситуацию.

Математическая модель динамической нейронной сети. В сообщении предлагается для анализа изменения раковой опухоли использовать 4D модель данных для сверточной нейронной сети глубокого обучения (далее НС). На вход НС подается последовательность стеков сканирования головного мозга пациента, выполненных в последовательные моменты времени t_i , где $i = 1, 2, \dots, n$. Число n и величины интервалов между моментами сканирования определяются медицинским персоналом. Стеки сканирования, выполненных в момент времени t_i , представляют собой 2D слои, которые аппаратно представлены как 3D модель мозга пациента $3DM(t_i)$.

Эти модели мозга $3DM(t_i)$ рассматриваются как единое 4D изображение, которое анализирует нейронная сеть. Для упрощения и улучшения качества анализа выполняется предобработка моделей $3DM(t_i)$. В частности, согласуется ориентация всех 3D моделей. Для этого на изображении черепа пациента выбираются реперные точки, положение которых совмещается на всех 3D моделях. При этом бывает необходимость выполнить линейные преобразования некоторых моделей. Кроме того, требуется нормализовать по яркости все 3D модели. Если известно, что опухоль достаточно большая, то следует выполнить гауссовское размытие моделей, чтобы удалить шумы сканирования несущественные детали изображения.

На всех трех стадиях обработки набора данных на НС применяются фильтры, выделяющие характерные черты 3D и 4D изображений. Если, например, в случае 2D изображений оно может обрабатываться двумя фильтрами Собеля, то для трехмерных поверхностей необходимо применение трех таких фильтров, а для четырехмерного соответственно четырех. Это же касается других фильтров, применяемых в анализе, например, фильтров Робертса, Превитта и др.

Полученные результаты. Применять сверточная НС глубокого обучения. Удалось найти результаты сканирования тех же пациентов в количестве 45 человек от 4 МРТ исследований до 8 исследований. Они составили обучающую выборку. Обучение выполнялось в 300 эпох. Затем были найдены еще 10 таких пациентов, которые составили как контрольную, так и исследовательскую выборку. Все пациенты были размечены специалистом по раковым заболеваниям мозга.

Несмотря на сравнительно небольшие объемы выборок, результаты можно осторожно рассматривать как обещающие, так как из 10 пациентов только 2 были распознаны с ошибкой.

Эксперименты будут продолжены с новыми экспериментальными данными.

Литература

1. Власов Е. А. Опухоли мозга. КТ- и МРТ-диагностика. – М.: СпецЛит, 2018. – 623 с.
2. Memon N.D., Wu X., Sippy V., Miller G. Interband coding extension of the new lossless JPEG standard // Proc. SPIE Int. Soc. Opt. Eng., vol. 3024, no. 47, Jan. 1997. – pp. 47-58.
3. Ohgaki H., Kleihues P. Epidemiology and etiology of gliomas // Acta Neuropathol. – 2005. - №10. – pp. 93-108.
4. Недзведь А.М. Интеллектуальное программное обеспечение анализа изображений, адаптируемых к задачам медицинской диагностики / А.М. Недзведь, С.В. Абламейко // Вестник БГУ. – 2013. – Серия 1, № 1. – С. 51–56.
5. Недзведь А.М. Улучшение качества магнитооптических изображений для распознавания наноструктур / А.М. Недзведь, В.В. Буча, С.В. Абламейко и др. // Информатика. – 2005. -№ 4(8). – С. 37-46.
6. Ильясова Н.Ю. Информационные технологии анализа изображений в задачах медицинской диагностики / Н. Ю. Ильясова, А. В. Куприянов, А. Г. Храмов // М-Радио и связь, 2012. - 424 с.
7. Соловьева С.Н. Разработка модели автоматического определения границ глиомы головного мозга, на основе комплексного метода обработки МРТ- и КТ-изображения /

С.Н. Соловьева, В.С. Урсова // Современные наукоемкие технологии. – 2018. – № 5. – С. 145-157.

8. Bernal J. Deep convolutional neural networks for brain image analysis on magnetic resonance imaging: a review / J. Bernal, K. Kushibar, D.S. Asfaw, et al. // Artificial Intelligence in Medicine. – 2016. № 73. – pp. 45–69.

9. Suhaimi F., Htike Z.Z. // International Journal of Advanced and Applied Sciences. 2018. - №5(8). – pp. 95-103.

10. Elamri C., Planque T. A New Algorithm for Fully Automatic Brain Tumor Segmentation with 3-D Convolutional Neural Networks // Stanford University Report №322, 2016. 6 p.

11. Yao Ma, Wang S., Aggarwal C.C. Multi-dimensional Graph Convolutional Networks // WOODSTOCK'97, El Paso, Texas USA. 2016. – 1-10 p.