

Автоматическое выделение оптимальной зоны лазерного воздействия по изображениям глазного дна для проведения операции лазерной коагуляции

Н.С. Демин

Институт систем обработки изображений - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН
Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева
Самара, Россия
volfgunus@gmail.com

Н.Ю. Ильясова

Институт систем обработки изображений - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН
Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева
Самара, Россия
ilyasova.nata@gmail.com

Р.А. Парингер

Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева
Институт систем обработки изображений - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН
Самара, Россия
rusparinger@gmail.com

Аннотация—В данной работе предложен способ автоматического выделения оптимальной зоны лазерного воздействия по изображениям глазного дна для проведения операции лазерной коагуляции. Для решения задачи использовались две нейронные сети. Первая выделяла анатомические объекты на глазном дне, а вторая зону отёка. Результат формировался из области отёка с учетом расположения на ней анатомических объектов.

Ключевые слова— *полносверточные нейронные сети, изображения глазного дна, макулярный отёк, лазерная коагуляция*

1. ВВЕДЕНИЕ

Сахарный диабет является распространенным эндокринным заболеванием, воздействующим на все органы человека. Со стороны зрительного аппарата это проявляется в виде диабетической ретинопатии (ДР) [1]. Сегодня в мире насчитывается почти 400 млн больных СД, а к 2035 г. ожидается увеличение численности до 592 млн человек. Наиболее опасным проявлением ДР является макулярный отёк. Стенки сосудов сетчатки истончаются и происходит кровоизлияния в область сетчатки, приводящие к частичной или полной потере зрения. По данным Wisconsin Epidemiological Study of Diabetic Retinopathy (WESDR), при длительности заболевания СД более 20 лет ретинопатия выявляется в 80–100% случаев, при этом ДМО развивается в 29% случаев [2].

Для лечения ДР используется лазерная коагуляция, при которой определенные участки сетчатки подвергаются повреждению лазером для предотвращения макулярного отека. На мировом рынке современные системы лечения диабетической ретинопатии не обеспечивают достаточной эффективности лазерной коагуляции, чтобы опытные врачи предпочитали не ручное наведение лазером, а предварительно формируемый план коагуляции. Наиболее современная установка NAVILAS, разработанная германской компанией ODOS, обеспечивает автоматическое наведение лазером по сформированному плану коагуляции, при этом план коагуляции создается вручную на основе выделения зоны лазерного воздействия и гексагонального способа расположения коагулятов в данной зоне. Опытным

врачам неудобен такой подход, и они возвращаются к более старым методикам лечения, к примеру используют оборудование Valon, поддерживающее паттерную методику лазерной коагуляции.

Для формирования плана необходимо определять, какая зона может подвергаться обстрелу, а также какая зона является оптимальной, в том смысле, что за счёт исключения областей, нецелесообразных для воздействия, снижается количество выстрелов лазера и соответственно затраты используемого вещества, а также уменьшается воздействие на глазное дно, что должно способствовать повышению качества лечения

2. ВЫДЕЛЕНИЕ ЗОНЫ ЛАЗЕРНОГО ВОЗДЕЙСТВИЯ

Для формирования зоны лазерного воздействия использовались две нейронные сети. Первая сеть позволяет выделять анатомические объекты на изображениях глазного дна. Вторая сеть выделяет зону отёка по изображениям глазного дна.

Алгоритм действий:

1. С использованием первой нейронной сети на изображении выделяются анатомические объекты.
2. С использованием второй нейронной сети на изображении выделяется зона отёка.
3. Зона отёка корректируется с учётом расположенных на неё анатомических ориентиров (маски анатомических ориентиров вычитаются из маски зоны отёка), таким образом получается предварительная маска зоны лазерного воздействия.
4. Результирующая же маска оптимальной зоны лазерного воздействия получается из предварительной маски путём её обработки с использованием морфологических функций.

В рамках настоящей работы применялись такие нейронные сети, как: *Unet* [3], *Unet++* [4], *Manet* [5], *Linknet* [6], *FPN* [7], *PSPNet* [8], *PAN* [9], *Deeplabv3* [10].

Все используемые архитектуры нейронных сетей являются полносверточными нейронными сетями. Данный тип нейронных сетей лучше всего подходит для решения задач семантической сегментации так как: учитывается

весь контекст изображения, сегментация выполняется за один проход, хорошо известны и широко популярны.

Все нейронные сети, используемые в рамках данной работы, основаны на предобученной на изображениях из набора данных ImageNet сети resnet-34 [11]. Использование предобученной нейронной сети позволяет быстрее обучать собственные сети, т.к. такие сети уже способны извлекать огромное число признаков из изображений.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ

Для проведения экспериментов использовался набор из 50 изображений глазного дна, размеченных врачом-офтальмологом. В силу малого размера исходного набора было необходимо существенно его расширить за счет применения различных техник аугментации, с помощью которых размер выборки был расширен до около 5000 изображений. В данной работе применялись следующие техники аугментации изображений: отражение, поворот на случайный угол (от -30° до 30°), случайный сдвиг, эластичная трансформация. Применение аугментации позволяет успешно обучить нейронную сеть выполнять семантическую сегментацию, а также бороться с переобучением сети при использовании небольших наборов данных.

Итоговые карты сегментации нейронной сети представляют собой вероятностное распределение, требующее постобработки. Поскольку данные карты выделяют область отека или говоря иначе, области лазерного воздействия. Воздействие лазером на всю эту область – иррационально и опасно. Поэтому по соображениям безопасности из данной области убираются места, соответствующие объектам глазного дна – диск зрительного нерва, фовеа, сосуды, экссудаты и лазеркоагуляты. Также, отдельным этапом пост-обработки является применение морфологических функции эрозии и дилатации, для обработки границ объектов внутри зоны макулярного отека. Конечным этапом постобработки является применение медианного фильтра для того, чтобы сгладить неровности итоговой маски. Таким образом, в результате получается маска, соответствующая зоне лазерного воздействия. Исходный набор данных был разбит на тренировочную и тестовую выборки в отношении 4 к 1. Таким образом, 40 изображений глазного дна составляли тренировочную выборку, а 10 изображений тестовую.

В ходе экспериментов были отобраны четыре нейронных сети, имеющих наибольшую точность согласно метрике f1. Ими стали сети: Unet, Unet++, Linknet, PAN. Дальнейшие исследования проводились с ними. В ходе исследований было выявлено, что если на вход нейронной сети подать кроме изображения глазного дна также карту объектов (оптический диск, макула, сосуды и т.д.) – это позволит повысить точность модели при выделении области отека.

Для изображений глазного дна, некоторые исследователи применяют особый вид предварительной обработки, при котором к исходному изображению глазного дна добавляется (взвешенная сумма) это же изображение, обработанное с помощью Гауссова фильтра с большим ядром. Результаты проведенных исследований показали, что применение такой предварительной обработки не оказывает явного положительного эффекта на точность работы нейронной сети. Для того чтобы получить достоверные результаты эксперимента была проведена k-fold кросс-валидация. Так набор данных был разделён на 5 непересекающихся групп случайным образом так что 40 изображений

входили в тренировочную выборку, а 10 из них входили в тестовую. В таблице I представлен усредненный результат проведенного эксперимента в терминах метрик precision, recall, f1. Для оценки каждой группы бралась лучшая эпоха по метрике f1.

Таблица I. РЕЗУЛЬТАТЫ КРОСС-ВАЛИДАЦИИ

	Linknet	PAN	Unet	Unet++
precision	0,728	0,674	0,648	0,716
recall	0,565	0,533	0,470	0,592
f1	0,634	0,594	0,544	0,647

Таким образом, по полученным результатам, наиболее точной моделью оказалась Unet++.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках данной работы был разработан и исследован способ автоматического выделения оптимальной зоны лазерного воздействия по изображениям глазного дна для проведения операции лазерной коагуляции, основанный на применении двух нейронных сетей. В результате проведенных исследований было показано, что применение модели Unet++ для выделения области отека дает наиболее высокую точность относительно других рассматриваемых в рамках работы архитектур.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 19-29-01135), Министерства науки и высшего образования РФ, в рамках выполнения работ по государственному заданию ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Zheng, Y. The worldwide epidemic of diabetic retinopathy / Y. Zheng, M. He, N. Congdon // *Indian J. Ophthalmol.* – 2012. – Vol. 60. – P. 428-431.
- [2] Klein, R. The Wisconsin Epidemiologic Study of Diabetic Retinopathy IV / R. Klein, B.E.K. Klein, S.E. Moss, M.D. Davis, D.L. DeMets // *Diabetic Macular Edema. Ophthalmology.* – 1984. – P. 1464-1474.
- [3] Ronneberger, O. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation / O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox // *Lecture Notes in Computer Science.* – 2015. – P. 234-241.
- [4] Zhou, Z. UNet++: A nested U-Net Architecture for Medical Image segmentation / Z. Zhou, M. M. Rahman Siddiquee, N. Tajbakhsh, J. Liang // *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support.* – 2018. – P. 3-11.
- [5] Fan, T. Ma-net: A multi-scale attention network for liver and tumor segmentation / T. Fan, G. Wang, Y. Li, H. Wang // *IEEE Access.* – 2020. – Vol. 8. – P. 179656-179665.
- [6] Chaurasia, A. LinkNet: Exploiting encoder representations for efficient semantic segmentation / A. Chaurasia, E. Cukurciello // *2017 IEEE Visual Communications and Image Processing (VCIP).* – 2017. – P. 1-4.
- [7] Lin, T.-Y. Feature Pyramid Networks for Object Detection / T.-Y. Lin, P. Dollar, R. Girshick, K. He, B. Hariharan, S. Belongie // *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* – 2017. – P. 1-10.
- [8] Zhao, H. Pyramid Scene Parsing Network / . Zhao, J. Shi, X. Qi, X. Wang, J. Jia // *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).* – 2017. – P. 2881-2890.
- [9] Li, H. Pyramid Attention Network for Semantic Segmentation / H. Li, P. Xiong, J. An, L. Wang // *ArXiv, abs/1805.10180.* – 2018.
- [10] Chen, L. Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation / L. Chen, G. Papandreou, F. Schroff, H. Adam / *ArXiv, abs/1706.05587.* – 2017.
- [11] He, K. Deep Residual Learning for Image Recognition / K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).* – 2016. – P. 770-778.