

15. Boutari C, Mantzoros CS. A 2022 update on the epidemiology of obesity and a call to action: as its twin COVID-19 pandemic appears to be receding, the obesity and dysmetabolism pandemic continues to rage on. *Metabolism*. 2022 Aug;133:155217. (in Engl). doi: 10.1016/j.metabol.2022.155217.
16. Zdravookhranenie v Rossii (*Healthcare in Russia*). 2023: Stat. sb./Rosstat. Moscow, 2023:179. (In Russ) URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/Zdravookhran-2023.pdf> (date of application: 05.03.2024).
17. Scales CD Jr, Smith AC, Hanley JM, Saigal CS; Urologic Diseases in America Project. Prevalence of kidney stones in the United States. *Eur Urol*. 2012 Jul;62(1):160-5. (in Engl). doi: 10.1016/j.eururo.2012.03.052.
18. Taylor EN, Stampfer MJ, Curhan GC. Obesity, weight gain, and the risk of kidney stones. *JAMA*. 2005 Jan 26;293(4):455-62. (in Engl). doi:10.1001/jama.293.4.455.
19. Soligo M, Morlacco A, Zattoni F, Valotto C, DE Giorgi G, Beltrami P. Metabolic syndrome and stone disease. *Panminerva Med*. 2022 Sep;64(3):344-358. (in Engl). doi: 10.23736/S0031-0808.21.04517-1.
20. Chang CW, Ke HL, Lee JI, Lee YC, Jhan JH, Wang HS, Shen JT, Tsao YH, Huang SP, Geng JH. Metabolic Syndrome Increases the Risk of Kidney Stone Disease: A Cross-Sectional and Longitudinal Cohort Study. *J Pers Med*. 2021 Nov 6;11(11):1154. (in Engl). doi: 10.3390/jpm11111154.
21. Schwille PO, Schmiedl A, Herrmann U, Wipplinger J. Postprandial hyperinsulinaemia, insulin resistance and inappropriately high phosphaturia are features of younger males with idiopathic calcium urolithiasis: attenuation by ascorbic acid supplementation of a test meal. *Urol Res*. 1997;25(1):49-58. (in Engl). doi: 10.1007/BF00941906.
22. Shen S, Wei J, Kang W, Wang T. Elucidating shared biomarkers and pathways in kidney stones and diabetes: insights into novel therapeutic targets and the role of resveratrol. *J Transl Med*. 2023 Jul 21;21(1):491. (in Engl). doi: 10.1186/s12967-023-04356-4.
23. Worcester EM, Gillen DL, Evan AP, Parks JH, Wright K, Trumbore L, Nakagawa Y, Coe FL. Evidence that postprandial reduction of renal calcium reabsorption mediates hypercalciuria of patients with calcium nephrolithiasis. *Am J Physiol Renal Physiol*. 2007 Jan;292(1):F66-75. (in Engl). doi: 10.1152/ajprenal.00115.2006
24. Krivosíková Z, Spustová V, Džurík R. Participation of P-dependent and P-independent glutaminases in rat kidney ammoniogenesis and their modulation by metabolic acidosis, hippurate and insulin. *Physiol Res*. 1998;47(3):177-83. (in Engl).
25. Chobanian MC, Hammerman MR. Insulin stimulates ammoniogenesis in canine renal proximal tubular segments. *Am J Physiol*. 1987 Dec;253(6 Pt 2):F1171-7. (in Engl). doi: 10.1152/ajprenal.1987.253.6.F1171.
26. Nagami GT. Luminal secretion of ammonia in the mouse proximal tubule perfused in vitro. *J Clin Invest*. 1988 Jan;81(1):159-64. (in Engl). doi: 10.1172/JCI113287.
27. Klisic J, Hu MC, Nief V, Reyes L, Fuster D, Moe OW, Ambühl PM. Insulin activates Na(+)/H(+) exchanger 3: biphasic response and glucocorticoid dependence. *Am J Physiol Renal Physiol*. 2002 Sep;283(3):F532-9. (in Engl). doi: 10.1152/ajprenal.00365.2001.
28. Abate N, Chandalia M, Cabo-Chan AV Jr, Moe OW, Sakhaee K. The metabolic syndrome and uric acid nephrolithiasis: novel features of renal manifestation of insulin resistance. *Kidney Int*. 2004 Feb;65(2):386-92. (in Engl). doi: 10.1111/j.1523-1755.2004.00386.x.
29. Maalouf NM, Cameron MA, Moe OW, Adams-Huet B, Sakhaee K. Low urine pH: a novel feature of the metabolic syndrome. *Clin J Am Soc Nephrol*. 2007 Sep;2(5):883-8. (in Engl). doi: 10.2215/CJN.00670207.
30. Bobulescu IA, Park SK, Xu LHR, Blanco F, Poindexter J, Adams-Huet B, Davidson TL, Sakhaee K, Maalouf NM, Moe OW. Net Acid Excretion and Urinary Organic Anions in Idiopathic Uric Acid Nephrolithiasis. *Clin J Am Soc Nephrol*. 2019 Mar 7;14(3):411-420. (in Engl). doi: 10.2215/CJN.10420818.
31. Trinchieri A, Maletta A, Lizzano R, Marchesotti F. Potential renal acid load and the risk of renal stone formation in a case-control study. *Eur J Clin Nutr*. 2013 Oct;67(10):1077-80. (in Engl). doi: 10.1038/ejcn.2013.155.
32. Ferraro PM, Mandel EI, Curhan GC, Gambaro G, Taylor EN. Dietary Protein and Potassium, Diet-Dependent Net Acid Load, and Risk of Incident Kidney Stones. *Clin J Am Soc Nephrol*. 2016 Oct 7;11(10):1834-184. (in Engl). doi: 10.2215/CJN.01520216.
33. Lin PH, Ginty F, Appel LJ, Aickin M, Bohannon A, Garner P, Barclay D, Svetkey LP. The DASH diet and sodium reduction improve markers of bone turnover and calcium metabolism in adults. *J Nutr*. 2003 Oct;133(10):3130-6. (in Engl). doi: 10.1093/jn/133.10.3130
34. Anand S, Mande SS. Host-microbiome interactions: Gut-Liver axis and its connection with other organs. *NPJ Biofilms Microbiomes*. 2022 Nov 1;8(1):89. (in Engl). doi: 10.1038/s41522-022-00352-6.
35. Siener R, Bangen U, Sidhu H, Hönow R, von Unruh G, Hesse A. The role of Oxalobacter formigenes colonization in calcium oxalate stone disease. *Kidney Int*. 2013 Jun;83(6):1144-9. (in Engl). doi: 10.1038/ki.2013.104.
36. Zhang R, Zhao W, Zhao R, Zhao Y, Zhang Y, Liang X. Causal relationship in gut microbiota and upper urinary urolithiasis using Mendelian randomization. *Front Microbiol*. 2023 May 18;14:1170793. (in Engl). doi: 10.3389/fmicb.2023.1170793.
37. Pan Y, Su J, Liu S, Li Y, Xu G. Causal effects of gut microbiota on the risk of urinary tract stones: A bidirectional two-sample mendelian randomization study. *Heliyon*. 2024 Feb 14;10(4):e25704. (in Engl). doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e25704.

УДК 617.736

© Коллектив авторов, 2024

Р.Р. Ибрагимова¹, Е.А. Лопухова²,
Р.В. Кутлюяров², Г.М. Идрисова^{1,3}, Р.Т. Мухамадеева³
**ДИАГНОСТИКА ВОЗРАСТНОЙ МАКУЛЯРНОЙ
ДЕГЕНЕРАЦИИ ПРИ ПОМОЩИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

¹ЗАО «Оптимедсервис», г. Уфа

²ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий», г. Уфа

³ФГБОУ ВО «Башкирский государственный медицинский университет»

Минздрава России, г. Уфа

Возрастная макулярная дегенерация – социально значимое заболевание, угрожающее центральному зрению человека. Основным методом диагностики данного заболевания является оптическая когерентная томография. В связи с ростом заболеваемости, увеличивается нагрузка на врача-офтальмолога. В данном обзоре представлены современные разработки использования искусственного интеллекта в диагностике возрастной макулярной дегенерации.

Ключевые слова: возрастная макулярная дегенерация, оптическая когерентная томография, искусственный интеллект, нейросеть, алгоритмы глубокого обучения, биомаркеры.

R.R. Ibragimova, E.A. Lopukhova,
R.V. Kutluyarov, G.M. Idrisova, R.T. Mukhamadeeva

DIAGNOSIS OF AGE-RELATED MACULAR DEGENERATION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Age-related macular degeneration is a socially significant disease that threatens human vision. The main diagnostic method of this disease is optical coherence tomography. Due to the increase in morbidity, the load on the ophthalmologist is increasing. This review presents the latest developments in the implementation of artificial intelligence in the diagnosis of age-related macular degeneration.

Key words: age-related macular degeneration, optical coherence tomography, artificial intelligence, neural network, deep learning algorithms, biomarkers.

Возрастная макулярная дегенерация (ВМД) является одной из ведущих причин необратимой потери центрального зрения в развитых странах среди пациентов старше 50 лет [1]. По данным авторов число пациентов с ВМД растет и к 2040 году может достигнуть 288 миллионов человек [2,3,4]. Это связано с увеличением продолжительности жизни и тенденцией к «омоложению» заболевания. В связи с этим данная патология является социально-экономической проблемой, поскольку приводит к инвалидизации населения [5]. В структуре первичной инвалидности по ВМД больные в трудоспособном возрасте составляют 21%, в пенсионном – данный показатель возрастает 32%. При этом частота поздней стадии ВМД, осложненной патологической неоваскуляризацией, при которой требуется активное лечение пациентов, составляет 4,6-20% [6].

К основным факторам риска развития ВМД относятся: генетическая предрасположенность, возраст, расовая принадлежность, курение, сосудистые заболевания, ожирение. Патогенез заболевания включает в себя дегенеративные изменения в наружных слоях сетчатки (нарушение функций пигментного эпителия, снижение эффективности гематоретинального барьера, увеличение эндотелиальных факторов роста сосудов) [2,6,7].

Наиболее точным и информативным методом диагностики ВМД является оптическая когерентная томография (ОКТ), которая позволяет оценить прижизненную послойную структуру сетчатки и хориоидеи [7]. На сегодняшний день в медицину, в том числе и офтальмологию, активно внедряется искусственный интеллект (ИИ) [8]. Его использование для оценки снимков ОКТ сетчатки может облегчить и оптимизировать работу медицинского работника, а также охватить больший объем исследуемых пациентов с ВМД, что позволит повысить своевременное выявление и определить тактику лечения пациентов с ВМД [9,10]. В данном обзоре представлены современные программы диагностики, классификации и прогнозирования лечения пациентов с ВМД при помощи нейросети.

Возможности ИИ при выявлении и классификации ВМД. За последние несколько лет активно ведутся работы по выявлению и классифицированию ВМД при помощи ИИ. Применение ИИ для анализа медицинских изображений в целом демонстрирует высокую эффективность [11]. Так, M. Treder et al. разработали и оценили программу глубокого обучения с использованием платформы TensorFlow, разработанной Google, для обнаружения ВМД по 100 размеченным снимкам ОКТ (50 с ВМД и 50 без ВМД), продемонстрировали точность результатов 0,997 в группе ВМД и 0,9203 в здоровой группе с высокой значимостью ($P < 0,001$) [12]. Аналогично Venhuizen et al. представили алгоритм машинного обучения для автоматического обнаружения и классификации ВМД с использованием снимков ОКТ, который оценивает стадии тяжести ВМД и отличает их от здоровой контрольной группы без необходимости точной предварительной сегментации слоев сетчатки. На основе полученных результатов учеными был сделан вывод, что производительность системы близка к мнению специалистов (AUC составила 0,980, чувствительность – 98,2%, специфичность – 91,2% [13]. Ученые Khan A. et al. предложили классифицировать ОКТ-изображения с макулярной патологией с использованием гибридного глубокого обучения и оптимизации подражанием муравьиной колонии (ACO). Точность метода составила 99,1% с ACO и 97,4% без ACO [14].

В исследованиях Arnt-Ole Tvenning et al. с применением модели глубокого обучения OptiNet для классификации ВМД было обнаружено, что при ВМД могут быть изменения в RNFL (слой нервных волокон сетчатки) и сосудистой оболочке, однако эти результаты еще предстоит исследовать [15]. С целью минимизации ошибок нейронной сети Y. Yan et al. для обнаружения и классификации ВМД использовали ИИ с введенным механизмом внимания, который смещает фокус внимания на патологический участок, минуя интактную область сетчатки [16]. В исследовании RAZORBILL представлены алгоритмы сег-

ментации, которые проводят анализ снимков ОКТ в 3D-режиме и выделяют патологические участки сетчатки (в том числе определяют объем патологической жидкости). Данный алгоритм может быть полезен офтальмологу для определения тактики и контроля лечения пациентов на поздней стадии ВМД [17]. Jinyoung Han et al. создали модель глубокого обучения для классификации ВМД на основе трех структур сверточных нейронных сетей (VGG-16, VGG-19 и ResNet) и двух индивидуальных слоев классификации (полностью связанный слой с отсеком и глобальным средним пулом), которая может быть полезна для прогнозирования ответа на лечение [18]. Также интересно исследование усовершенствованной сверточной нейронной сети SFFT-CapsNet (капсульная сеть для улучшения классификации ОКТ-изображений). Предложенная модель превосходила базовые модели по точности, чувствительности, прецизионности, специфичности и площади под кривой при построении ROC-кривой (AUC) [19]. Ряд авторов независимо друг от друга разработали программное обеспечение, которое позволяет обнаруживать не только ВМД, но и диабетическую ретинопатию и другие распространенные заболевания сетчатки. По их мнению, внедрение в лечебные учреждения ИИ является актуальной задачей для обнаружения макулярной патологии [20-29].

Биомаркеры прогрессирования ВМД.

Выявление признаков прогрессирования ВМД является одним из перспективных направлений использования искусственного интеллекта. В своих исследованиях Т.Н. Rim et al., направленных на выявление биомаркеров с использованием алгоритма глубокого обучения, обнаружили особенности течения поздней стадии ВМД у пациентов в зависимости от географических и этнических различий [30]. В исследованиях U. Schmidt-Erfurth et al. были идентифицированы патогномичные биомаркеры, специфичные для конверсии в сторону неоваскулярной формы ВМД или географической атрофии, и ранжированы в соответствии с их прогностической значимостью. Это обеспечивает индивидуальный подход к пациенту, а также может быть использовано в больших масштабах, поскольку не требует затрат по сравнению с генетическим тестированием, которое в настоящее время предлагается для внедрения персонализированной медицины при ВМД [31]. S.M. Waldstein et al. разработали алгоритм искусственного интеллекта для оценки снимков ОКТ на предмет типичных проявлений ранней и промежуточной ВМД. Они об-

наружили, что увеличение количества и высоты друз, а также появление и увеличение гиперрефлективных очагов в фовеа характерны для прогрессирования заболевания в неоваскулярную форму [32]. Используемый метод машинного обучения для автоматизированного анализа изображений, представленного Н. Bogunović et al., что позволило создать прогностическую модель для определения риска развития промежуточной ВМД. Она способна идентифицировать и характеризовать отдельные друзы на исходном уровне и в течение времени следить за их развитием по данным снимков ОКТ (AUC = 0,75). Наличие надежных биомаркеров прогрессирования заболевания является важнейшей предпосылкой для разработки инновационных терапевтических стратегий, особенно при медленно и изменчиво прогрессирующем заболевании, таком как промежуточная ВМД [33]. В 5-летнем исследовании K. Sarici et al. на модели машинного обучения выделили такие биомаркеры, как гиперрефлективные очаги, перифовеальная географическая атрофия и друзеноидная отслойка пигментного эпителия, сильно коррелирующие с развитием субфовеальной географической атрофии. При анализе прогностической модели толщина слоя фоторецепторов и комплекса – пигментный эпителий+мембрана Бруха были идентифицированы как наиболее важные биомаркеры в прогнозировании развития субфовеальной географической атрофии [34]. Для выявления дифференцировки подтипов географической атрофии G. Zhang et al. разработали метод глубокого обучения, который также может быть использован для мониторинга прогрессирования заболевания [35].

Мультимодальный подход к диагностике ВМД. Рост производительности вычислительной техники и значительный опыт применения интеллектуальных алгоритмов привели к распространению мультимодальных подходов, позволяющих обрабатывать разнородные источники данных. Следует учитывать, что ОКТ является неотъемлемым и высокоинформативным методом диагностики заболеваний макулярной области, а ОКТ с функцией ангиографии и фундус-фотографирование глазного дна в ряде случаев могут быть полезными для выявления и уточнения диагноза. Описанный К.А. Thakoор et al. мультимодальный подход (различные режимы ОКТ и ОКТ с функцией ангиографии) с использованием сверточных нейронных сетей для обнаружения биомаркеров ВМД показал точность. Разработанная К.Т. Yoo et al. программа глубокого обучения для автоматического обнаружения

ВМД показала наиболее высокую точность и эффективность при использовании снимков ОКТ и изображения глазного дна с фундус-камеры до 90,2% (положительное прогностическое значение 75,8%) [36]. При использовании только снимков ОКТ AUC составила 0,906, точность – 82,6%, а снимков фундус-камеры глазного дна AUC – 0,914 и точность – 83,5%, при мультимодальном подходе AUC – 0,969 и точность 90,5% [37].

Необходимость анти-VEGF терапии. Программа ИИ, разработанная Prahls et al. позволяет определять необходимость анти-VEGF терапии при неоваскулярной ВМД по снимкам ОКТ с точностью прогнозирования 95,5%. Авторы подчеркивают потенциальную пользу этой программы в качестве системы поддержки принятия врачебных решений [38]. Также предложена архитектура глубокого обучения, получившая название sensitive structure guided network (SSG-Net), которая показывает эффективное прогнозирование краткосрочной эффективности анти-VEGF терапии неоваскулярной ВМД. Этот метод потенциально может помочь клиницистам объяснить необходимость анти-VEGF терапии, чтобы избежать

потенциальному пациенту необоснованных трат на неэффективное лечение [39].

В ходе исследований авторы сравнивали возможности искусственного интеллекта с мнением специалистов, лечащих пациентов с заболеваниями сетчатки. В ряде исследований возможности ИИ не уступали мнениям экспертов и даже превосходили их [40-43]. Однако необходимо помнить, что для обучения нейронной сети в большинстве случаев используются снимки пациентов с ВМД без сопутствующей патологии сетчатки, что редко встречается в практике.

Заключение. Таким образом, во всем мире наблюдается тенденция к разработкам интеллектуальной автоматизированной системы диагностики заболеваний сетчатки как показателя индустриального развития. Использование искусственного интеллекта в диагностике ВМД является перспективной задачей для дальнейшего изучения патогенеза заболевания, поиска биомаркеров прогрессирования и определения адекватной тактики лечения. Однако для внедрения его в лечебную практику еще предстоит решить ряд этических и производственных задач.

Сведения об авторах статьи:

Ибрагимова Рада Радиковна – врач-офтальмолог ЗАО «Оптимедсервис». Адрес: 450058, г. Уфа, ул. 50 лет СССР, 8. E-mail: ibragimova.rada2016@yandex.ru.
Лопухова Екатерина Александровна – инженер кафедры телекоммуникационных систем ФГБОУ ВО «УУНиТ». Адрес: 450076, г. Уфа, ул. Заки Валиди, 32. E-mail: lopukhova.ea@ugatu.su.
Кутлугаров Руслан Владимирович – к.т.н., с.н.с., и.о. заведующего кафедрой телекоммуникационных систем, директор Школы фотоники ФГБОУ ВО «УУНиТ». Адрес: 450076, г. Уфа, ул. Заки Валиди, 32. E-mail: kutluyarov.rv@ugatu.su.
Идрисова Гульназ Маратовна – к.м.н., ассистент кафедры офтальмологии ФГБОУ ВО БГМУ Минздрава России, врач-офтальмолог ЗАО «Оптимедсервис». Адрес: 450008, г. Уфа, ул. Ленина, 3. E-mail: idguma@mail.ru.
Мухаммадеева Рената Тимуровна – студент педиатрического факультета ФГБОУ ВО БГМУ Минздрава России. Адрес: 450008, г. Уфа, ул. Ленина, 3. E-mail: mukhamadeevarenata@gmail.com.

ЛИТЕРАТУРА

1. The German AugUR study: study protocol of a prospective study to investigate chronic diseases in the elderly / K. Stark [et al.] // BMC geriatrics. – 2015. – Vol. 15. – P. 1-8.
2. Treatments for dry age-related macular degeneration: therapeutic avenues, clinical trials and future directions / T.A.C. de Guimaraes [et al.] // British Journal of Ophthalmology. – 2022. – Vol. 106, № 3. – P. 297-304.
3. Либман, С.А. Слепота и инвалидность вследствие патологии в России // Офтальмология. Национальное руководство / под ред. Э. Аветисова, Е.А. Егорова, Л.К. Мошовой, В.В.Нероева. – М., Изд-во. – 2008 – С.19-31.
4. Ten-year incidence and progression of age-related maculopathy: the blue Mountains Eye Study / J. J. Wang [et al.] // Ophthalmology. – 2007. – Vol. 114. – № 1. – P. 92-98.
5. Ambati, J. Age-related eye disease study caveats / J. Ambati, B.K. Ambati // Archives of Ophthalmology. – 2002. – Vol. 120. – № 7. – P. 997-997.
6. Clinicopathologic correlation in hemorrhagic age-related macular degeneration / S. Reynders [et al.] // Graefes archive for clinical and experimental ophthalmology. – 2002. – Vol. 240. – P. 279-285.
7. Азнабаев, Б.М. Оптическая когерентная томография + ангиография глаза в диагностике, терапии и хирургии глазных болезней/ Б.М. Азнабаев, Т.Р. Мухаммадеев, Т.И. Дибасев – М.: Август Борг, 2019. – 352 с.
8. Artificial Intelligence and Its Role in the Management of Chronic Medical Conditions: A Systematic Review / S. Singareddy [et al.] // Cureus. – 2023. – Vol. 15. – №. 9.
9. Deep-learning based automated quantification of critical optical coherence tomography features in neovascular age-related macular degeneration / E. Borrelli [et al.] // Eye. – 2024. – Vol. 38, № 3. – P. 537-544.
10. Kapoor, R. Artificial intelligence and optical coherence tomography imaging / R. Kapoor, B. T. Whigham, L. A. Al-Aswad // The Asia-Pacific Journal of Ophthalmology. – 2019. – Vol. 8, № 2. – P. 187-194.
11. Application of Machine Learning and Deep Learning Models in Prostate Cancer Diagnosis Using Medical Images: A Systematic Review/ O. Olabanjo [et al.] //Analytics. – 2023. – Vol. 2, № 3. – P. 708-744.
12. Treder, M. Automated detection of exudative age-related macular degeneration in spectral domain optical coherence tomography using deep learning / M. Treder, J. L. Laueremann, N. Eter // Graefes Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology. – 2018. – Vol. 256, № 2. – P. 259-265.
13. Automated staging of age-related macular degeneration using optical coherence tomography / F. G. Venhuizen [et al.] //Investigative ophthalmology & visual science. – 2017. – Vol. 58, № 4. – P. 2318-2328.
14. Deep learning identify retinal nerve fibre and choroid layers as markers of age related macular degeneration in the classification of macular spectral-domain optical coherence tomography volumes / A. O. Tvenning [et al.] // Acta Ophthalmologica. – 2022. – № 100(8). – P. 937-945.

15. Attention based deep learning system for automated diagnoses of age-related macular degeneration in optical coherence tomography images / Y. Yan [et al.] // *Medical Physics*. – 2021. – Vol. 48. – № 9. – P. 4926-4934.
16. Optical coherence tomography image classification using hybrid deep learning and ant colony optimization / A. Khan [et al.] // *Sensors*. – 2023. – Vol. 23. – № 15. – P. 6706.
17. Does real-time artificial intelligence-based visual pathology enhancement of three-dimensional optical coherence tomography scans optimise treatment decision in patients with nAMD? Rationale and design of the RAZORBILL study / F. G. Holz [et al.] // *British Journal of Ophthalmology*. – 2023 Jan. – Vol. 107(1). – P. 96-101. doi: 10.1136/bjophthalmol-2021-319211.
18. Classifying neovascular age-related macular degeneration with a deep convolutional neural network based on optical coherence tomography images / J. Han [et al.] // *Scientific Reports*. – 2022. – Vol. 12, № 1. – P. 1-10.
19. SFST-CapsNet: Stacked Fast Fourier Transform for Retina Optical Coherence Tomography Image Classification using Capsule Network/ Opoku M. [et al.] // *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. – 2023. – Vol. 14. – №9. <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0140932>
20. Интеллектуальная система принятия решения для ранней диагностики макулярной патологии / Т.Г. Каменских [и др.] // *Российский офтальмологический журнал*. – 2022. – Т. 15. – № 2 (Прил.). – С. 69-74.
21. Каталевская, Е.А. Алгоритм искусственного интеллекта для сегментации патологических структур на сканах оптической когерентной томографии сетчатки глаза / Е.А. Каталевская, А.Ю. Сизов, Л.И. Гилемзянова // *Журнал телемедицины и электронного здравоохранения*. – 2022. – Т. 8. – № 3. – С. 21-27.
22. Разработка модели глубокого машинного обучения для обнаружения биомаркеров анатомического и функционального исхода анти-VEGF-терапии на ОКТ-изображениях сетчатки / Б.Э. Малюгин [и др.] // *Офтальмохирургия*. – 2022. – № 45. – С. 77-84.
23. Нероев, В.В. Диагностика патологий сетчатки по снимкам оптической когерентной томографии с использованием инструментов искусственного интеллекта / В.В. Нероев, А.А. Брагин, О.В. Зайцева // *Российский офтальмологический журнал*. – 2023. – Т. 16. – № 3. – С. 47-53.
24. Признаки прогрессирования заболевания сетчатки глаза, используемые для повышения валидности системы поддержки принятия врачебных решений на основе искусственного интеллекта / А.Д. Чупров [и др.] // *Современные технологии в офтальмологии*. – 2023. – № 5. – С.88.
25. Disease classification of macular optical coherence tomography scans using deep learning software: validation on independent, multi-center data / K.K. Bhatia [et al.] // *Retina*. – 2020. – Vol. 40, № 8. – P. 1549-1557.
26. Automated detection of macular diseases by optical coherence tomography and artificial intelligence machine learning of optical coherence tomography images / S.Kuwayama [et al.] // *Journal of ophthalmology*. – 2019. – Vol. 2019. – P. 6319581. doi: 10.1155/2019/6319581.
27. Octnet: A lightweight cnn for retinal disease classification from optical coherence tomography images / A. P. Sunija [et al.] // *Computer methods and programs in biomedicine*. – 2021. – T. 200. – C. 105877.
28. Unsupervised identification of disease marker candidates in retinal OCT imaging data / P. Seeböck [et al.] // *IEEE transactions on medical imaging*. – 2018. – Vol. 38, № 4. – P. 1037-1047.
29. Upadhyay, P. K. Coherent convolution neural network based retinal disease detection using optical coherence tomographic images / P. K. Upadhyay, S. Rastogi, K. V. Kumar // *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*. – 2022. – Vol. 34, № 10. – P. 9688-9695.
30. Detection of features associated with neovascular age-related macular degeneration in ethnically distinct data sets by an optical coherence tomography: trained deep learning algorithm / T.H. Rim [et al.] // *British Journal of Ophthalmology*. – 2021. – Vol. 105. – № 8. – P. 1133-1139.
31. Prediction of individual disease conversion in early AMD using artificial intelligence / U. Schmidt-Erfurth [et al.] // *Investigative ophthalmology & visual science*. – 2018. – Vol. 59, №. 8. – P. 3199-3208.
32. Characterization of drusen and hyperreflective foci as biomarkers for disease progression in age-related macular degeneration using artificial intelligence in optical coherence tomography / S.M. Waldstein [et al.] // *JAMA ophthalmology*. – 2020. – Vol. 138, №. 7. – P. 740-747.
33. Machine learning of the progression of intermediate age-related macular degeneration based on OCT imaging / H. Bogunović [et al.] // *Investigative ophthalmology & visual science*. – 2017. – Vol. 58. – №. 6. – P. BIO141-BIO150.
34. Risk Classification for Progression to Subfoveal Geographic Atrophy in Dry Age-Related Macular Degeneration Using Machine Learning-Enabled Outer Retinal Feature Extraction / K. Sarici [et al.] // *Ophthalmic Surgery, Lasers and Imaging Retina*. – 2022. – Vol. 53, №. 1. – P. 31-39.
35. Clinically relevant deep learning for detection and quantification of geographic atrophy from optical coherence tomography: a model development and external validation study / G. Zhang [et al.] // *The Lancet Digital Health*. – 2021. – Vol. 3, №. 10. – P. e665-e675.
36. A multimodal deep learning system to distinguish late stages of AMD and to compare expert vs. AI ocular biomarkers / K. A. Thakoor [et al.] // *Scientific reports*. – 2022. – Vol. 12, №. 1. – P. 1-11.
37. The possibility of the combination of OCT and fundus images for improving the diagnostic accuracy of deep learning for age-related macular degeneration: a preliminary experiment / T. K. Yoo [et al.] // *Medical & biological engineering & computing*. – 2019. – Vol. 57, №. 3. – P. 677-687.
38. OCT-based deep learning algorithm for the evaluation of treatment indication with anti-vascular endothelial growth factor medications / P. Prahs [et al.] // *Graefes Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*. – 2018. – Vol. 256, №. 1. – P. 91-98.
39. Optical coherence tomography-based short-term effect prediction of anti-vascular endothelial growth factor treatment in neovascular age-related macular degeneration using sensitive structure guided network / X. Zhao [et al.] // *Graefes Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*. – 2021. – Vol. 259. – №. 11. – P. 3261-3269.
40. Retinal specialist versus artificial intelligence detection of retinal fluid from OCT: age-related eye disease study 2: 10-year follow-on study / T.D.L. Keenan [et al.] // *Ophthalmology*. – 2021. – Vol. 128, №. 1. – P. 100-109.
41. Validation of automated artificial intelligence segmentation of optical coherence tomography images / P.M. Maloca [et al.] // *PloS one*. – 2019. – Vol. 14, №. 8. – P. e0220063.

REFERENCES

1. Stark K, Olden M, Brandl C, Dietl A. [et al.] The German AugUR study: study protocol of a prospective study to investigate chronic diseases in the elderly. *BMC geriatrics*. 2015;(15):1-8. (In Engl)
2. de Guimaraes TAC, Varela MD, Georgiou M. [et al.] Treatments for dry age-related macular degeneration: therapeutic avenues, clinical trials and future directions. *British Journal of Ophthalmology*. 2022;106(3):297-304. (In Engl)
3. Libman SA. Слепота и инвалидность вследствие патологии в России Офтальмология. Национальное руководство (Blindness and disability due to pathology in Russia // *Ophthalmology. National leadership*). М.:2008:19-31. (In Russ).
4. Wang JJ, Rochtchina E, Chia EM. [et al.] Ten-year incidence and progression of age-related maculopathy: the blue Mountains Eye Study. *Ophthalmology*. 2007;114(1):92-98. (In Engl)
5. Ambati J, Ambati BK. Age-related eye disease study caveats. *Archives of Ophthalmology*. 2002;120(7):997-997. (In Engl)
6. Reynders S, Lafaut B, Aisenbrey S. [et al.] Clinicopathologic correlation in hemorrhagic age-related macular degeneration. *Graefes archive for clinical and experimental ophthalmology*. 2002;(240):279-285. (In Engl)
7. Aznabaev BM., Mukhamadeev T.R., Dibav T.I. Оптическая когерентная томография + ангиография глаза в диагностике, терапии и хирургии глазных болезней (*Optical coherence tomography + angiography of the eye in the diagnosis, therapy and surgery of eye diseases*). М.: Август Борг. 2019;352. (In Russ)

8. Singareddy S, Sn VP, Jaramillo AP. [et al.] Artificial Intelligence and Its Role in the Management of Chronic Medical Conditions: A Systematic Review. *Cureus*. 2023;(15):9. (In Engl)
9. Borrelli E, Oakley JD, Iaccarino G. [et al.] Deep-learning based automated quantification of critical optical coherence tomography features in neovascular age-related macular degeneration. *Eye*. 2024;38(3):537-544. (In Engl)
10. Kapoor R, Whigham BT, Al-Aswad LA. Artificial intelligence and optical coherence tomography imaging. *The Asia-Pacific Journal of Ophthalmology*. 2019;8(2):187-194. (In Engl)
11. Olabanjo O, Wusu A, Asokere M. [et al.] Application of Machine Learning and Deep Learning Models in Prostate Cancer Diagnosis Using Medical Images: A Systematic Review. *Analytics*. 2023;2(3):708-744. (In Engl)
12. Treder M, Lauermann JL, Eter N. Automated detection of exudative age-related macular degeneration in spectral domain optical coherence tomography using deep learning. *Graefes Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*. 2018;256(2):259-265. (In Engl)
13. Venhuizen FG, van Ginneken B, van Asten F. [et al.] Automated staging of age-related macular degeneration using optical coherence tomography. *Investigative ophthalmology & visual science*. 2017;58(4):2318-2328. (In Engl)
14. Tvenning AO, Hanssen SR, Austeng D. [et al.] Deep learning identify retinal nerve fibre and choroid layers as markers of age related macular degeneration in the classification of macular spectral domain optical coherence tomography volumes. *Acta Ophthalmologica*. 2022;100(8):937-945. (In Engl)
15. Yan Y, Jin K, Gao Z. [et al.] Attention based deep learning system for automated diagnoses of age-related macular degeneration in optical coherence tomography images. *Medical Physics*. 2021;8(9):4926-4934. (In Engl)
16. Khan A, Pin K, Aziz A. [et al.] Optical coherence tomography image classification using hybrid deep learning and ant colony optimization. *Sensors*. 2023;23(15):6706. (In Engl)
17. Holz FG, Abreu-Gonzalez R, Bandello F. [et al.] Does real-time artificial intelligence-based visual pathology enhancement of three-dimensional optical coherence tomography scans optimise treatment decision in patients with nAMD? Rationale and design of the RAZORBILL study. *British Journal of Ophthalmology*. 2023;107(1):96-101. doi: 10.1136/bjophthalmol-2021-319211. (In Engl)
18. Han J, Choi S, Park JI. [et al.] Classifying neovascular age-related macular degeneration with a deep convolutional neural network based on optical coherence tomography images. *Scientific Reports*. 2022;12(1): 1-10. (In Engl)
19. Opoku M, Weyori BA, Adebayo FA. [et al.] SFFT-CapsNet: Stacked Fast Fourier Transform for Retina Optical Coherence Tomography Image Classification using Capsule Network. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2023;14(9). (In Engl) <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0140932>
20. Kamenskikh T.G., Dolinina O.N., Kolbenev I.O., Veselova E.V. An intelligent decision-making system for early diagnosis of macular pathology. *Russian Ophthalmological Journal*. 2022;15(2):69-74. (In Russ.) <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2022-15-2-supplement-69-74>
21. Katalenskaya E.A., Sizov A.Yu., Gilemzianova L.I. Artificial intelligence algorithm for segmentation of pathological structures on optical coherence tomography scans. *Russian Journal of Telemedicine and E-Health* 2022;8(3):21-27; (in Russ) <https://doi.org/10.29188/2712-9217-2022-8-3-21-27>
22. Malyugin BE, Sakhnov CN, Aksanova LE. [et al.] A deep machine learning model development for the biomarkers of the anatomical and functional anti-VEGF therapy outcome detection on retinal OCT images. *Fyodorov journal of ophthalmic surgery*. 2022;(4s):77-84. (In Russ)
23. Neroev V.V., Bragin A.A., Zaytseva O.V. Diagnostics of retinal pathologies by optical coherence tomography images using artificial intelligence tools. *Russian Ophthalmological Journal*. 2023;16(3):47-53. (In Russ.) <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2023-16-3-47-53>
24. Chuprov AD, Bolodurina IP, Lositskii AO. [et al.] Progression signs of retinal disease used to increase the validity of an artificial intelligence-based medical decision support system. *Sovremennye tekhnologii v oftal'mologii*. 2023;(5):88. (In Russ)
25. Bhatia KK, Graham MS, Terry L. [et al.] Disease classification of macular optical coherence tomography scans using deep learning software: validation on independent, multicenter data. *Retina*. 2020;40(8):1549-1557. (In Engl)
26. Kuwayama S, Ayatsuka Y, Yanagisono D. [et al.] Automated Detection of Macular Diseases by Optical Coherence Tomography and Artificial Intelligence Machine Learning of Optical Coherence Tomography Images. *J Ophthalmol*. 2019;(2019):6319581. doi: 10.1155/2019/6319581. (In Engl)
27. Sunija AP, Kar S, Gayathri S. [et al.] Octnet: A lightweight cnn for retinal disease classification from optical coherence tomography images. *Computer methods and programs in biomedicine*. 2021;(200):105877. (In Engl)
28. Seeböck P, Waldstein SM, Klmscha S. [et al.] Unsupervised identification of disease marker candidates in retinal OCT imaging data. *IEEE transactions on medical imaging*. 2018;38(4):037-1047. (In Engl)
29. Upadhyay PK, Rastogi S, Kumar KV. Coherent convolution neural network based retinal disease detection using optical coherence tomographic images. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*. 2022;34(10):9688-9695. (In Engl)
30. Rim TH, Lee AY, Ting DS. [et al.] Detection of features associated with neovascular age-related macular degeneration in ethnically distinct data sets by an optical coherence tomography: trained deep learning algorithm. *British Journal of Ophthalmology*. 2021;105(8):1133-1139. (In Engl)
31. Schmidt-Erfurth U, Waldstein SM, Klmscha S [et al.] Prediction of individual disease conversion in early AMD using artificial intelligence. *Investigative ophthalmology & visual science*. 2018;59(8):3199-3208. (In Engl)
32. Waldstein SM, Vogl WD, Bogunovic H. [et al.] Characterization of drusen and hyperreflective foci as biomarkers for disease progression in age-related macular degeneration using artificial intelligence in optical coherence tomography. *JAMA ophthalmology*. 2020;138(7):740-747. (In Engl)
33. Bogunović H, Montuoro A, Baratsits M. [et al.] Machine learning of the progression of intermediate age-related macular degeneration based on OCT imaging. *Investigative ophthalmology & visual science*. 2017;58(6):BIO141-BIO150. (In Engl)
34. Sarici K, Abraham JR, Sevgi DD. [et al.] Risk Classification for Progression to Subfoveal Geographic Atrophy in Dry Age-Related Macular Degeneration Using Machine Learning-Enabled Outer Retinal Feature Extraction. *Ophthalmic Surgery, Lasers and Imaging Retina*. 2022;53(1):31-39. (In Engl)
35. Zhang G, Fu DJ, Liefers B. [et al.] Clinically relevant deep learning for detection and quantification of geographic atrophy from optical coherence tomography: a model development and external validation study. *The Lancet Digital Health*. 2021;3(10):e665-e675. (In Engl)
36. Thakoor KA, Yao J, Bordbar D. [et al.] A multimodal deep learning system to distinguish late stages of AMD and to compare expert vs. AI ocular biomarkers //Scientific reports. 2022;12(1):1-11. (In Engl)
37. Yoo TK, Choi JY, Seo JG. [et al.] The possibility of the combination of OCT and fundus images for improving the diagnostic accuracy of deep learning for age-related macular degeneration: a preliminary experiment. *Medical & biological engineering & computing*. 2019;57(3):677-687. (In Engl)
38. Prahs P, Radeck V, Mayer C. [et al.] OCT-based deep learning algorithm for the evaluation of treatment indication with anti-vascular endothelial growth factor medications. *Graefes Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*. 2018;256(1):91-98. (In Engl)
39. Zhao X, Zhang X, Lv B. [et al.] Optical coherence tomography-based short-term effect prediction of anti-vascular endothelial growth factor treatment in neovascular age-related macular degeneration using sensitive structure guided network. *Graefes Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*. 2021;259(11):3261-3269. (In Engl)
40. Keenan TDL, Clemons TE, Domalpally A. [et al.] Retinal specialist versus artificial intelligence detection of retinal fluid from OCT: age-related eye disease study 2: 10-year follow-on study. *Ophthalmology*. 2021;128(1):100-109. (In Engl)
41. Maloca PM, Lee AY, de Cavalho ER. [et al.] Validation of automated artificial intelligence segmentation of optical coherence tomography images. *PloS one*. 2019;14(8):e0220063. (In Engl)