Алгоритмы определения биомаркеров возрастной макулярной дегенерации на изображениях ОКТ на основе машинного обучения

А.Ю. Ионов [1], Н.Ю. Ильясова [1,2], Д.В. Кирш [1,2], К.Р. Доценко [3], А.В. Золотарев [3,4], Н.С. Демин [1,2], Е.Ю. Зубкова [4]
[1] Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 443086, Россия, г. Самара, Московское шоссе, д. 34;
[2] Институт систем обработки изображений, НИЦ «Курчатовский институт», 443001, Россия, г. Самара, ул. Молодогвардейская, д. 151;
[3] Самарский государственный медицинский университет, 443099, Россия, г. Самара, ул. Чапаевская, д. 89;
[4] ГБУЗ «Самарская областная клиническая офтальмологическая больница им. Т.И. Ерошевского», Самара, 443068, Россия, г. Самара, ул. Ново-Садовая, д. 158

Аннотация

Цель работы – разработка алгоритмов для автоматического выявления биомаркеров возрастной макулярной дегенерации на ОКТ-изображениях сетчатки, направленных на оптимизацию процесса отбора пациентов для наносекундной ретинорепаративной терапии. Для данной задачи использованы методы машинного обучения для сегментации слоёв сетчатки и обнаружения мягких друз. Сегментация выполнялась с помощью сверточной сети U-Net, которая показала высокую точность: средний IoU на тестовой выборке составил 0,835. Для классификации зон атрофии, ретикулярных друз и друзеноидных отслоек проверяли четыре модели: QDA, KNN, логистическую регрессию и Random Forest. Лучшие результаты показала Random Forest с точностью 0,88 и F1-score до 0,93, при этом значения precision и recall оставались стабильными по всем классам. Алгоритмы, разработанные в данной работе, автоматически выделяют слои сетчатки, зоны атрофии и мягкие друзы, классифицируют патологические изменения и вычисляют их количественные параметры: ширину, высоту и площадь. Такой подход ускоряет анализ ОКТ-изображений, снижает нагрузку на врачей и помогает минимизировать диагностические ошибки. Кроме того, результаты открывают возможности для персонализированного подбора терапии: на основе точных количественных данных можно оценивать эффективность 2RT для конкретного пациента и прогнозировать динамику заболевания.

Ключевые слова: нейронные сети, сверточные сети, сегментация, машинное обучение, возрастная макулярная дегенерация, оптическая когерентная томография, сегментация изображений, наносекундная ретинорепаративная терапия.

Цитирование: **Ионов, А.Ю.** Алгоритмы определения биомаркеров возрастной макулярной дегенерации на изображениях ОКТ на основе машинного обучения / А.Ю. Ионов, Н.Ю. Ильясова, Д.В. Кирш, К.Р. Доценко, А.В. Золотарев, Н.С. Демин, Е.Ю. Зубкова // Компьютерная оптика. – 2026. – Т. 50, № 5. – 2001. – doi: 10.18287/COJ2001.

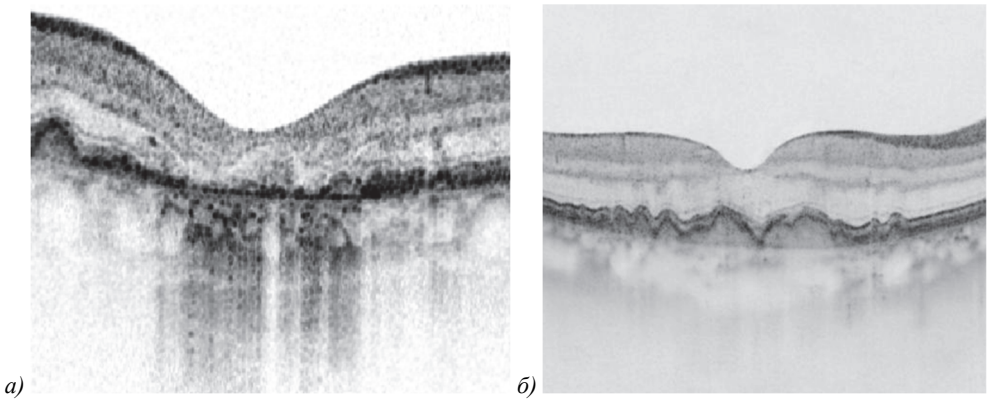
Citation: Ionov AYu, Ilyasova NYu, Kirsh DV, Dotcenko KR, Zolotarev AV, Demin NS, Zubkova EYu. Machine learning-based algorithms for identifying age-related macular degeneration biomarkers in OCT images. Computer Optics 2026; 50(5): 2001. doi: 10.18287/COJ2001.

Введение

Одной из наиболее распространенных патологий зрения является возрастная макулярная дегенерация (ВМД), которая часто становится причиной потери зрения у людей старше 50 лет. Возрастная макулярная дегенерация – хроническое заболевание с многофакторным происхождением, которое на поздних этапах часто приводит к слепоте и относится к числу ведущих причин потери зрения во всём мире [1, 2]. Несмотря на достижения в лечении «влажной» формы ВМД с помощью антиангиогенных препаратов и снижение степени выраженности осложнений среди пациентов, наблюдается неуклонный рост нагрузки как на пациентов, так и на здравоохранение. ВМД является причиной до 8,7 % всех случаев полной слепоты в мире [2, 3]. В структуре первичной инвалидности ВМД уступает только глаукоме. По данным исследований, в России уровень заболеваемости ВМД превышает 15 случаев на 1000 человек [4, 5].

Лечение пациентов с ранней и промежуточной формой ВМД проводится с использованием наносекундного лазера 2RT (retina reparative therapy, Ellex, Австралия). Лазер воздействует строго локально, вызывая удаление отдельных клеток пигментного эпителия сетчатки (ПЭС). В ответ окружающие клетки ПЭС смещаются в зону воздействия и активируются, что приводит к упорядочиванию структуры сетчатки. В клинической практике метод показал высокую эффективность [6 – 8].

К биомаркерам, имеющим значение при отборе пациентов, относят нарушения пигментного эпителия (рис. 1*а*) и друзеноидную отслойку более 1000 мкм (рис. 1*б*). При их наличии проведение 2RT-лазерного лечения не рекомендуется [9].



а) *б)*

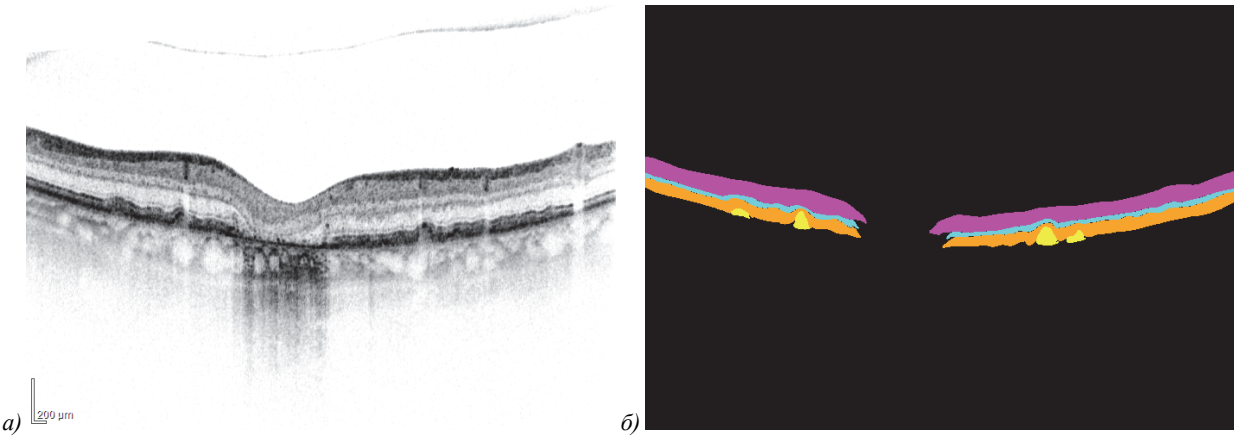
Рис. 1. Противопоказания к 2RT-лазерному лечению:
а) атрофия слоев пигментного эпителия, б) друзеноидная отслойка (>1000 мкм)

Учитывая неуклонный рост числа пациентов с ВМД, довольно трудоёмкий, диагностический поиск противопоказаний к проведению 2RT с использованием всех компонентов мультимодальной диагностики, возникла необходимость в автоматизации и оптимизации процесса. Идея такой оптимизации заключается в создании компьютерной программы – системы поддержки принятия врачебных решений, которая бы на основе обученного искусственного интеллекта смогла бы анализировать данные ОКТ и помогала отбирать пациентов на наносекундную ретинорепаративную терапию. В настоящее время в работах иностранных авторов встречается упоминание о сравнении данных эффективности поиска значимых биомаркеров РПД, полученных искусственным интеллектом и человеком. Разработанная автоматическая система показала аналогичную производительность по сравнению с группой наблюдателей и обеспечила быструю и точную идентификацию и количественную оценку РПД, содействовала прогнозированию течения заболевания и принятию тактики лечения [10]. Говоря о 2RT, такой оптимизированный и автоматизированный алгоритм смог бы ускорить процесс отбора пациентов на данное лечение, снизить риск прогрессирования ВМД, более точно прогнозировать результаты лечения.

В данной работе акцент сделан на использовании нейронных сетей для сегментации и классификации ОКТ-изображений сетчатки с целью автоматического выявления биомаркеров, определяющих показания и противопоказания к наносекундной ретинорепаративной терапии, что позволяет ускорить и объективизировать отбор пациентов на данное лечение.

1. Обучение модели сверточной сети

Для исследования использовались ОКТ-изображения сетчатки глаза, предоставленные Клиникой им. Ерошевского (г. Самара). Датасет состоял из 651 размеченного изображения, полученного от 90 пациентов. На рис. 2 приведен пример маски слоёв сетчатки.



а) *б)*

Рис. 2. Пример выделения маски по изображению сетчатки: а) исходное изображение, б) маска слоёв сетчатки

Исходный датасет включал разметку пяти классов: фон, слой пигментного эпителия – эллипсоидную зону фоторецепторов, эллипсоидную зону фоторецепторов – наружную пограничную мембрану, наружный ядерный слой и мягкие друзы.

Для задачи сегментации была выбрана архитектура U-Net, часто используемая при анализе медицинских изображений. В работах [11 – 16] показано, что U-Net и её модификации эффективно применяются для сегментации слоёв сетчатки и патологий на ОКТ-снимках.

Перед обучением изображения предобрабатывались, нормализовывались и приводились к единому размеру. Маски сегментации переводились в многоканальный вид, где каждый канал соответствует одному классу. В качестве функции потерь использовались Dice-ориентированные метрики, включая Dice loss (1):

$$Dice\ Loss = 1 - \frac{2\sum_i p_i g_i}{\sum_i p_i + \sum_i g_i}, \quad (1)$$

Для повышения чувствительности модели к малым структурам, комбинация Dice Loss (1) с Focal Tversky Loss (2):

$$Tversky(p, g) = 1 - \frac{\sum_i p_i g_i + \epsilon}{\sum_i p_i g_i + \alpha \sum_i p_i (1 - g_i) + \beta \sum_i (1 - p_i) + \beta + \epsilon},$$

где α и β – веса ложноположительных и ложноотрицательных предсказаний (α = 0,7 и β = 0,3).

$$Focal\ Tversky\ Loss = (1 - Tversky)^{\gamma}, \quad (2)$$

где γ > 1 – увеличивает штраф за плохое предсказание.

Перед началом обучения данные были разделены на обучающую, валидационную и тестовую выборки в пропорции 70/15/15 %. Параметры обучения включали batch_size = 8 и 50 эпох, также использовался механизм ранней остановки (patience = 5, restore_best_weights = true).

На рис. 3 показана динамика Dice Coef (обучающая) и Val Dice Coef (валидационная) при обучении модели U-Net.

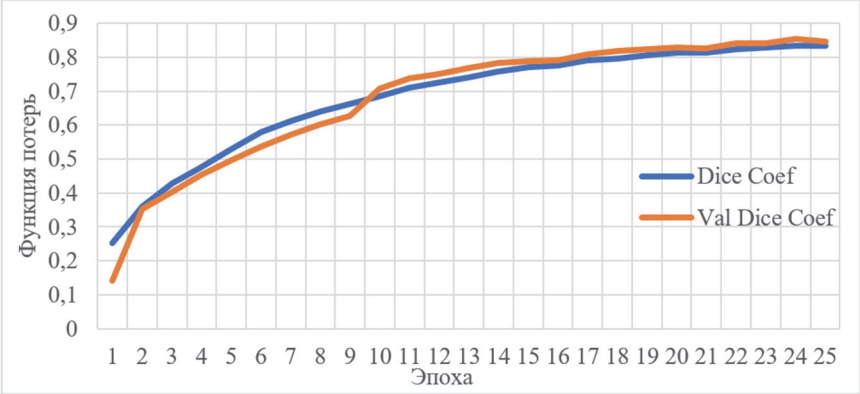


Рис. 3. График обучения итоговой модели U-Net

Ниже, в табл. 1 представлены метрики точности и IoU для каждого класса на тестовой выборке. Модель U-Net показала не плохие результаты в сегментации всех классов. Метрика качества MeanIoU на тестовой выборке по всем классам равна 0,835.

Табл. 1. Метрики качества для U-Net на тестовых данных

Класс	Precision	Recall	F1-Score	IoU
Фон	0,99	0,99	0,99	0,99
Пигментный эпителий	0,94	0,89	0,91	0,84
Эллипсоидная зона фоторецепторов	0,88	0,88	0,88	0,81
Наружная пограничная мембрана	0,81	0,83	0,82	0,74
Мягкие друзы	0,93	0,78	0,85	0,79

Данные показатели метрики IoU демонстрируют высокую эффективность итоговой модели в сегментации биомаркеров.

На рис. 4 представлено сравнение предсказанной маски, а также истинной маски из тестовой выборки.

На предсказанной маске основные слои, для дальнейшей работы, были объединены, в рамках данной задачи их отдельная сегментация не потребуется. На рис. 4 видно, что модель довольно хорошо различает слои, а также мягкие друзы, что важно для дальнейшей работы с предсказанной маской.

2. Алгоритм автоматического определения атрофии

Одним из противопоказаний для 2RT-лазерной терапии является наличие атрофии. Атрофия может быть 3 классов:

1. Полная атрофия ПЭ и наружного слоя сетчатки.
2. Атрофия наружных слоев при сохранном пигментном слое.
3. Атрофия нижних слоев при сохранных верхних слоях сетчатки.

Для повышения информативности в данной технологии, было решено добавить определение типа атрофии.

Чтобы определить тип атрофии для начала нужно определить область, в которой она находится. Ранее была обучена U-Net модель для сегментации слоев, слои определяются достаточно хорошо, чтобы определить присутствие атрофии.

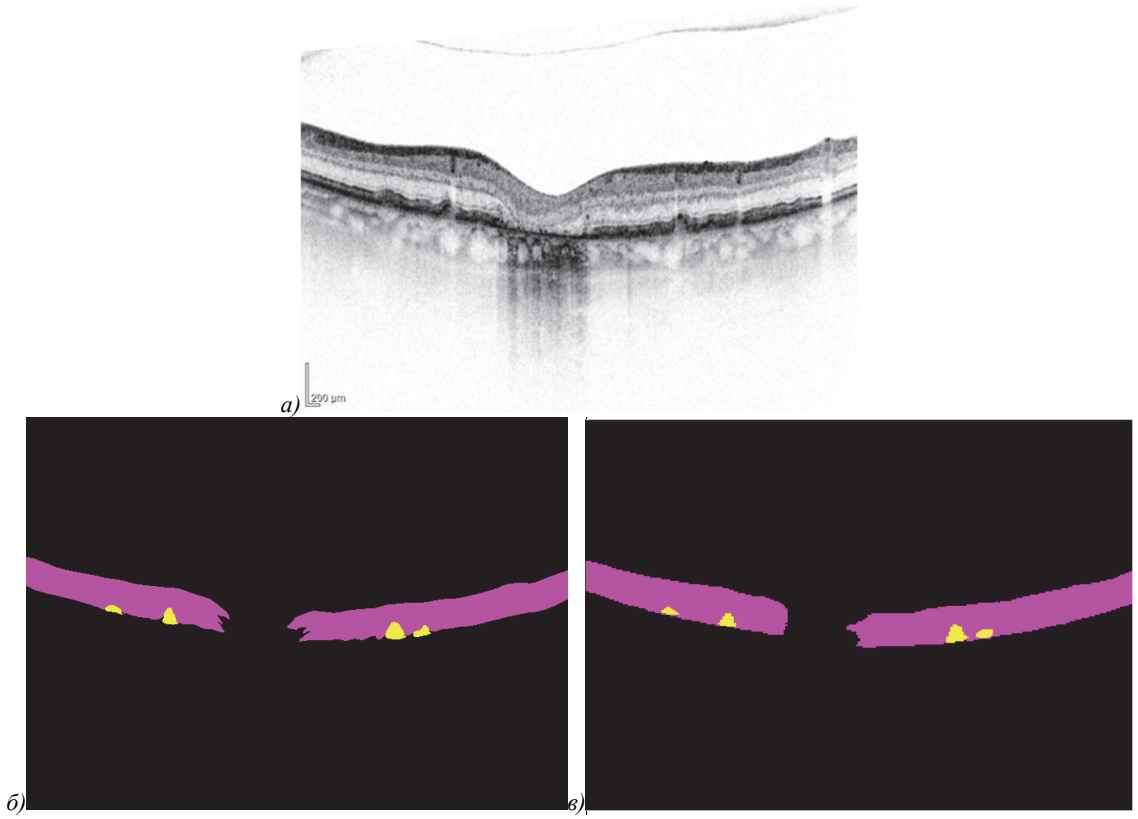


Рис. 4. Построение маски с использованием обученной модели U-Net: а) исходное изображение, б) истинная маска, в) предсказанная маска

После того как обученная U-Net модель проведёт сегментацию изображения, требуется удаление шумов с изображения для дальнейшей работы со слоями. Для упрощения анализа проводится объединение определенных классов маски, а именно основных трех слоев сетчатки глаза: пигментного эпителия, эллипсоидной зоны фоторецепторов и наружной пограничной мембраны.

Для устранения шумов отбирались только контуры, площадь которых превышала заданный порог (50 пикселей, подобран экспериментально).

Полученные контуры передавались в другую функцию, которая уже объединяла соседние контуры, находящиеся на расстоянии ближе 5 пикселей:

1. Вычислялись центроиды и прямоугольники всех контуров.
2. Строилась матрица расстояний между центрами.
3. Контуры, которые находились ближе порога, группировались в единую область.

После всех обработок, если на изображении нет атрофии, на маске будет присутствовать 1 объединенный контур (слой пигментного эпителия, эллипсоидная зона фоторецепторов, наружная пограничная мембрана), так как мы избавили изображение от шумов, лишних контуров. Если на маске присутствует атрофия, значит будет присутствовать 2 и более контуров. В таком случае был предложен следующий алгоритм:

1. Для каждой пары контуров рассчитывается минимальное расстояние между их точками.
2. Если между двумя сегментами нет «промежуточного» третьего контура (находящегося близко к обоим), будет считаться, что в данном слое присутствует разрыв.
3. Далее считается минимальное расстояние между двумя такими сегментами вычисляется центр и создаётся прямоугольник, охватывающий потенциальный разрыв, прямоугольник имеет ограничения по размерам (минимальная ширина и высота 20 пикселей).
4. Если прямоугольник пересекается с ранее найденными потенциальными разрывами, то они объединяются в одну прямоугольную область. В результате образуется прямоугольная область, которая захватит всю область разрыва, начиная от самого широкого разрыва слоя.
5. Выделенная область, с потенциальной атрофией, будет взята с исходного изображения и отправлена далее на классификацию.

Пример выделения зоны интереса атрофии на основе предсказанной маски представлено на рис. 5.

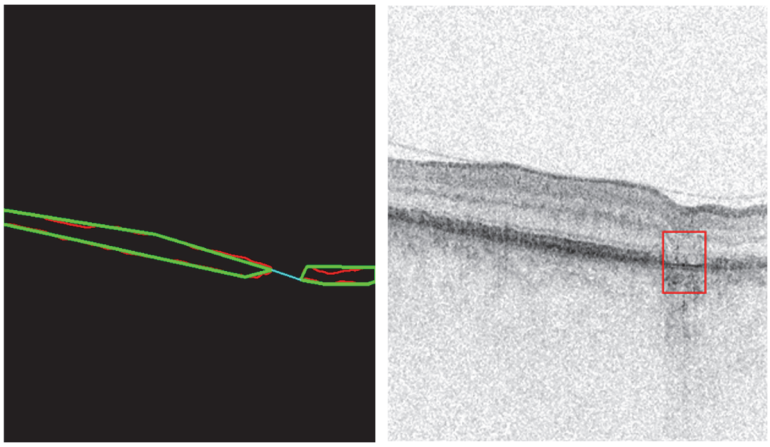
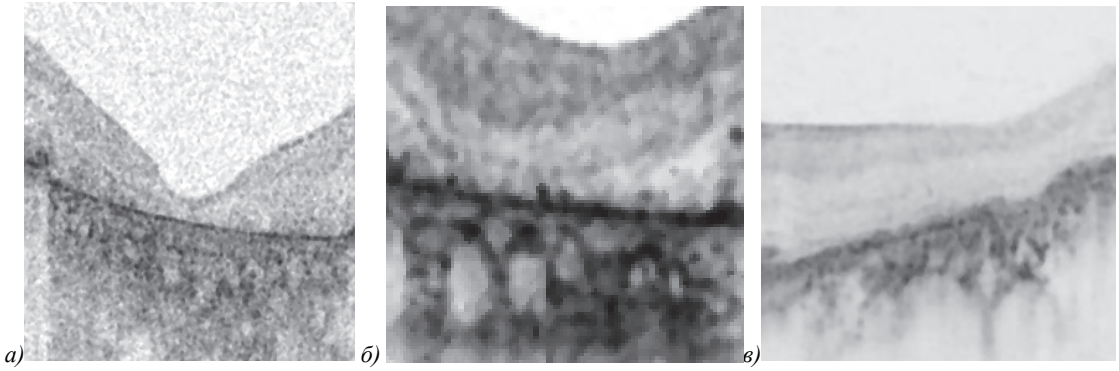


Рис. 5. Определение зоны интереса с атрофией на предсказанной маске

Для повышения информативности выявления атрофии было решено добавить классификацию области атрофии, для чего был подготовлен дополнительный датасет. Всего имелось 275 ОКТ-изображений на которых присутствовала атрофия, данные были разделены на 3 класса. Для 1 класса (полная атрофия) представлено 234 изображения, для 2 класса (с сохранным верхним слоем) 24 изображения, для 3 класса (с сохранным нижним слоем) всего 5 изображений.

Как можно видеть из описания датасета, наблюдается явный дефицит изображений 2 и особенно 3 класса. Для решения данной проблемы была применена аугментация изображений (поворот, отражение, масштабирование, добавление шумов) данных классов.

Ранее разработанный алгоритм поиска области атрофии использовался на обучающих данных для создания датасета и показал очень высокое качество выделения области интереса. Несколько примеров из полученного датасета для обучения классификатора представлены на рис. 6.



а) б) в)

Рис. 6. Примеры выделенной зоны интереса с атрофией из обучающего датасета: а) полная атрофия, б) с сохранным нижним слоем, в) с сохранным верхним слоем

С каждого изображения были извлечены следующие группы признаков:

1. Базовые признаки: средняя интенсивность, стандартное отклонение интенсивности, энтропия гистограммы.
2. Гистограмма интенсивности: гистограмма значений пикселей.
3. HOG (Histogram of Oriented Gradients): вычисляет распределение направлений градиентов.
4. Текстура Haralick: 14 текстурных признаков (контраст, корреляция и др.).
5. LBP (Local Binary Patterns): локальные бинарные шаблоны для анализа текстуры.

Отбор признаков производился методом SelectFromModel, где использовалась модель Random Forest. Данные были поделены в соотношении 70/15/15 % на обучающую, валидационную и тестовую выборки соответственно

Были протестированы 4 модели классификатора:

1. QDA (Квадратичный дискриминантный анализ): статистический метод, предполагающий гауссово распределение классов.
2. Random Forest: ансамблевый метод, использующий множество решающих деревьев.
3. KNN (k-ближайших соседей): классификация на основе расстояний до ближайших примеров.
4. Логистическая регрессия: вероятностный линейный классификатор.

Как и при обучении классификаторов на поиск ретикулярных друз, был использован подбор лучших гиперпараметров.

В табл. 2 представлены усреднённые метрики обучения классификаторов.

Табл. 2. Усреднённые метрики качества классификаторов после кросс-валидации

Model	Class	Precision	Recall	F1 Score	Accuracy
QDA	0	0,98	0,91	0,95	0,81
	1	0,69	0,74	0,71	
	2	0,56	0,78	0,65	
Random Forest	**0**	**0,95**	**0,92**	**0,94**	**0,88**
	1	**0,89**	**0,92**	**0,90**	
	2	**0,92**	**0,80**	**0,86**	
KNN	0	0,96	0,96	0,96	0,83
	1	0,81	0,87	0,83	
	2	0,83	0,66	0,73	
Логистическая регрессия	0	0,97	0,94	0,95	0,85
	1	0,77	0,83	0,80	
	2	0,71	0,77	0,73	

Лучшие результаты среди всех моделей продемонстрировала Random Forest с наивысшей точность равной 0,88 и высокими показателями precision и recall по всем классам. В табл. 3 представлены усредненные метрики Mean F1 и стандартные отклонения для каждого класса по частям.

Табл. 3. Отклонение метрики F1 между частями

Модель	Mean F1	Std F1 (0 класс)	Std F1 (1 класс)
Random Forest	**0,05**	**0,04**	**0,06**
QDA	0,02	0,03	0,02
KNN	0,01	0,02	0,03
Логистическая регрессия	0,03	0,03	0,04

Исходя из сравнения, KNN и логистическая регрессия также продемонстрировали неплохие результаты, стабильность обучения, но точность и метрики по классам уступают модели Random Forest. QDA показала самый низкий результат, особенно для классов 1 и 2.

После проведения кросс-валидации и выбора лучшей модели, выбранная модель классификатора Random Forest была обучена на всех данных. Данные были разделены в соотношении 70/15/15 % на обучающую, валидационную и тестовую выборки соответственно. В таблице 4 представлены метрики качества для итоговой обученной модели на тестовой выборке.

Табл. 4. Метрики качества для итоговой модели Random Forest классификации атрофии на тестовой выборке

Класс	Precision	Recall	F1-score	Support
0	0,92	0,95	0,93	93
1	0,89	0,94	0,91	19
2	0,96	0,80	0,87	11

Теперь можно объединить два алгоритма: поиск области атрофии и её классификации с помощью обученной модели Random Forest. Над выделенной областью атрофии отображается ширина атрофии Width, которая считалась перед построением области атрофии, а ниже класс Class: полная атрофия – Full, с сохранным нижним слоем – Down, с сохранным верхним слоем – Up. Примеры работы алгоритма можно наблюдать на рис. 7.

3. Алгоритм расчета параметров мягких друз и друзеноидной отслойки

Одним из основных показаний к 2RT-лазерной терапии является наличие мягких друз или друзеноидной отслойки, но шириной не >1000 мкм (противопоказание), соответственно требуется ввести проверку ширины найденных друз. Теперь, когда есть обученная модель U-Net для выделения слоев и мягких друз в том числе, можно рассмотреть отдельно все найденные на ОКТ-изображении мягкие друзы и посчитать их характеристики. Для решения данной задачи требовался алгоритм оценки ширины мягких друз. Кроме того, не лишним будет оценить такие параметры мягких друз как высоту и объём.

Обученная нейросеть U-Net была обучена на нахождение мягких друз, в этот же класс была включена и друзеноидная отслойка, она образуется при слияние большого количества друз. На рис. 8 можно видеть пример выделенной мягкой друзы (слева) и друзеноидной отслойки (справа).

Для улучшения качества показаний был предложен алгоритм разделения выделенного класса «мягкие друзы» на два подтипа: мягкая друза и друзеноидная отслойка. Также были добавлены функции оценки ширины, высоты и объёма данных классов.

У мягких друз и друзеноидной отслойки есть отличительная особенность: мягкие друзы всегда имеют одну вершину, а друзеноидная отслойка, которая является слившимися мягкими друзами, имеет две и более вершины. Данную особенность можно также наблюдать, если построить гистограмму плотности пикселей по оси X.

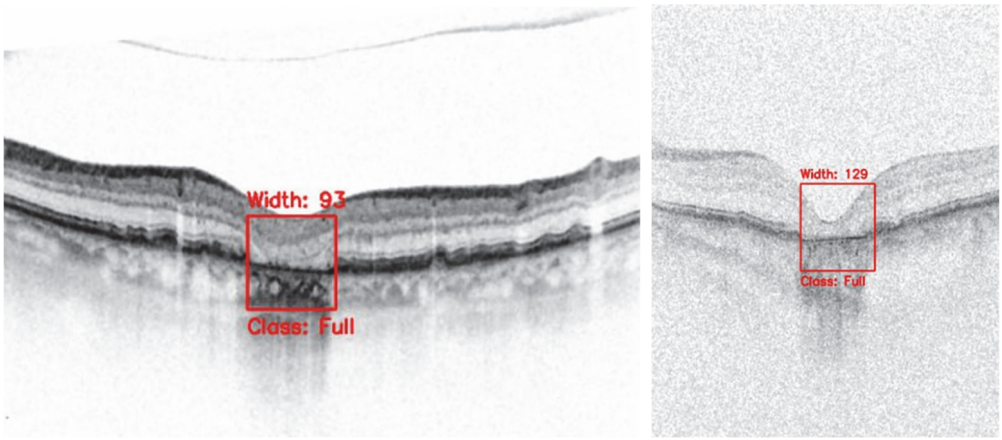


Рис. 7. Результат работы алгоритма поиска и классификации атрофии

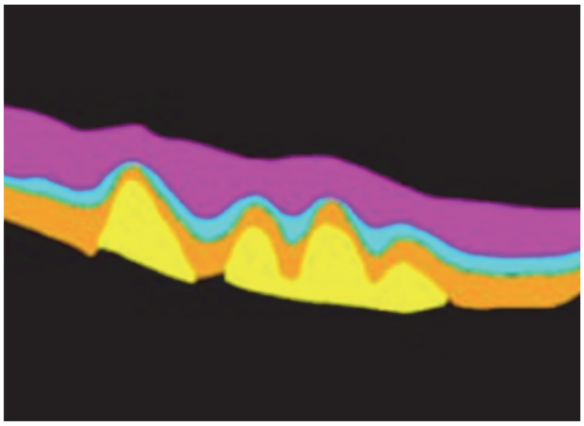


Рис. 8. Пример выделенной мягкой друзы (слева) и друзеноидной отслойки (справа)

Изначально друзы могут находиться под наклоном, из-за чего рассматривать диаграмму плотности пикселей без нормализации было бы некорректно. К слою пигментного эпителия и мягким друзам применялась аппроксимация нижней границы и выполнялось перспективное выравнивание с целью нормализации положения друз.

Для геометрического выравнивания изображения для начала требовалось аппроксимировать нижнюю границу слоя сплайном. Затем рассчитывались базовые точки (углы исходного изображения): верхние углы остаются на месте, нижние углы поднимаются. На основе соответствующих пар точек исходного и целевого изображения вычислялась матрица преобразования перспективы, после чего выполнялась трансформация исходного изображения.

На рис. 9 можно видеть пример до геометрического выравнивания слоя включая мягкие друзы (слева) и после (справа). Однако такой подход имеет минусы в виде сильного растяжения и частичной потери данных.

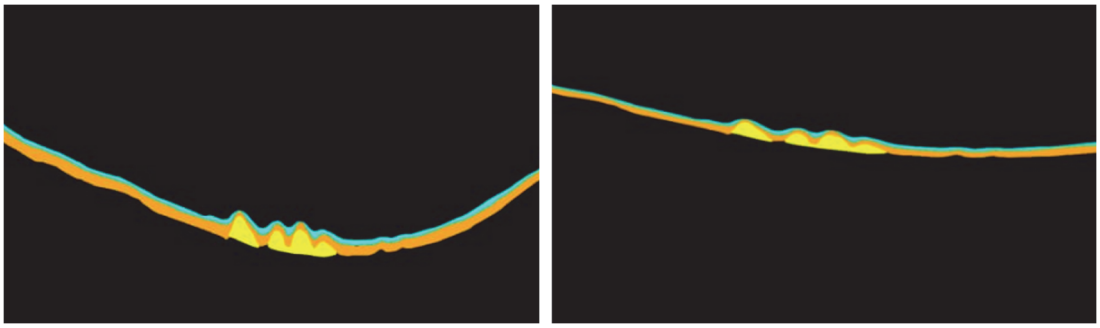
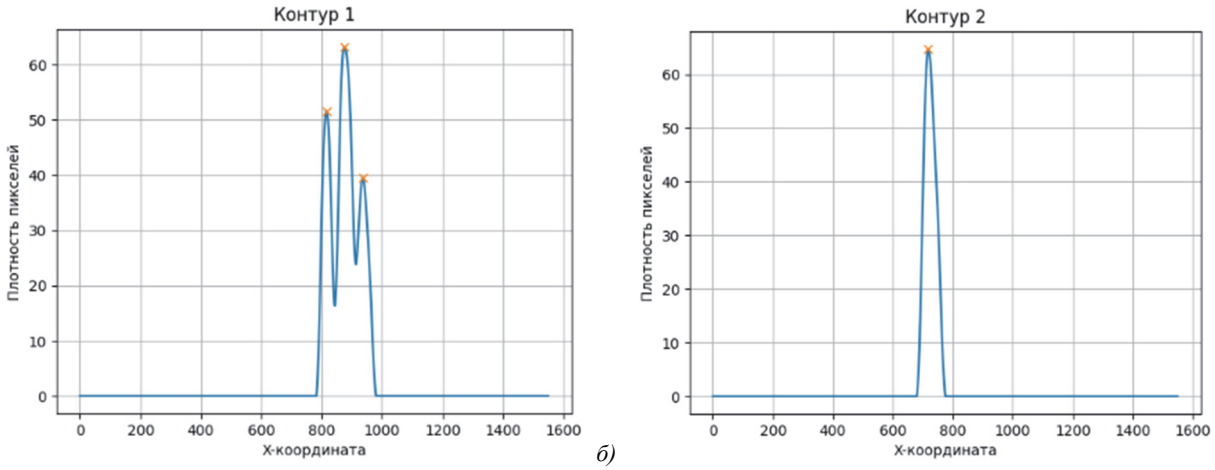


Рис. 9. Пример геометрического выравнивания маски

Теперь возьмем контуры выделенных мягких друз с предсказанной маской и рассмотрим их распределение плотности по горизонтали. Графики были сглажены с помощью скользящего среднего ($k = 10$).

Максимумы (пики) искались на сглаженном графике плотности по параметрам: $height = 5$ (порог по высоте), $distance = 8$ (минимальное расстояние между соседними максимумами), значения были подобраны экспериментально. На рис. 10 представлены графики плотности пикселей для друзеноидной отслойки (рис. 10*а)* и для мягкой друзы (рис. 10*б)*.



а) *б)*

Рис. 10. Графики плотности пикселей по горизонтали для друзеноидной отслойки и для мягкой друзы

Было добавлено условие разделения контуров с мягкими друзами на 2 типа, если 1 максимум, то это мягкая друза, а если 2 максимума и более, то это друзеноидная отслойка. Построенный таким образом алгоритм будет давать конкретный вывод о том, что было найдено: мягкая друза или друзеноидная отслойка.

Далее для каждой мягкой друзы и друзеноидной отслойки рассчитывались их характеристики:

1. Площадь рассчитывалась по внутренней области выделенного контура.
2. Ширина и высота считалась по осям ограничивающего прямоугольника.
3. Данные переводились в соответствующий масштаб на ОКТ-изображении (200 мкм).

На рис. 11 можно увидеть вывод и расчет характеристик мягкой друзы.

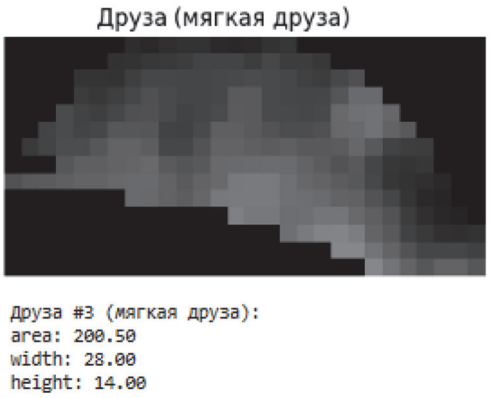


Рис. 11. Расчёт параметров мягкой друзы

Заключение

В работе предложены алгоритмы для автоматического выявления биомаркеров возрастной макулярной дегенерации на ОКТ-изображениях с целью отбора пациентов для наносекундной ретинорепаративной терапии (2RT). Для сегментации слоёв сетчатки и мягких друз использована свёрточная сеть U-Net. На тестовой выборке она показала высокую точность и стабильность, средний показатель IoU составил 0,835, что позволило надёжно отделять структурные элементы сетчатки.

Для классификации зон атрофии, ретикулярных друз и друзеноидных отслоек были протестированы четыре модели машинного обучения: QDA, KNN, логистическая регрессия и Random Forest. Лучшие результаты показала Random Forest с точностью 0,88 и F1-score до 0,93, обеспечивая стабильное распознавание всех типов патологий.

Разработанные алгоритмы определения ретикулярных друз и атрофии автоматически выявляют ключевые биомаркеры, классифицируют патологические изменения и вычисляют их количественные характеристики (ширину, высоту и площадь). Количественная оценка ширины друз и друзеноидной отслойки позволяет автоматически определить противопоказание – превышение порога в 1000 мкм. Высота и площадь патологических образований обеспечивают возможность динамического наблюдения и оценки прогрессирования заболевания. Кроме того, вычисляемая ширина разрыва слоев при атрофии служит дополнительным дифференциальным признаком для классификации её типа. Благодаря автоматизации выделения и анализа ключевых биомаркеров ускоряется процесс анализа ОКТ-изображений, снижается нагрузка на врачей и помогает минимизировать риск диагностических ошибок.

Кроме того, система открывает возможности для персонализированного подбора терапии: на основе количественных и качественных данных о поражении сетчатки можно точнее оценивать необходимость и потенциал эффекта 2RT для конкретного пациента. В перспективе такие алгоритмы могут стать частью автоматизированных систем поддержки принятия решений в офтальмологии, сочетая точность машинного анализа с клинической экспертизой врача.

Благодарности

Работа проведена в рамках выполнения государственного задания НИЦ «Курчатовский институт» (в части теории) и в рамках выполнения государственного задания Самарскому университету, шифр проекта FSSS-2026-0003 (в части экспериментов и программной реализации).

References

[1] Fleckenstein M, Keenan TDL, Guymer RH, Chakravarthy U, Schmitz-Valckenberg S, Klaver CC, Wong WT, Chew EY. Age-related macular degeneration. Nature Reviews Disease Primers. 2021; 7(1): 31. DOI: 10.1038/s41572-021-00265-2.
[2] Lim LS, Mitchell P, Seddon JM, Holz FG, Wong TY. Age-related macular degeneration. The Lancet. 2012; 379(9827): 1728–1738. DOI: 10.1016/S0140-6736(12)60282-7.
[3] Budzinskaya MV. Age-related macular degeneration [In Russian]. Vestnik oftalmologii. 2014; 130(6): 56–61.
[4] Kizi BAN. Age-related macular degeneration of the retina. Academy. 2018; 8(35): 57–62.
[5] Deng Y, Qiao L, Du M, Qu C, Wan K, Li J, Jin Z, Yao X, Shen Y. Age-related macular degeneration: Epidemiology, genetics, pathophysiology, diagnosis, and targeted therapy. Genes & Diseases. 2022; 9(1): 62–79. DOI: 10.1016/j.gendis.2021.02.009.
[6] Russian Association of Ophthalmologists. Age-related macular degeneration. Clinical guidelines [In Russian]. 2024.
[7] Zolotarev AV. Diagnosis and timely treatment of AMD: 2RT nanosecond laser. Field of view [In Russian]. 2021; (5): 10-11.
[8] Querques G, Cicinelli MV, Rabiolo A, Corbelli E, Sacconi R, Bandello F. Laser photocoagulation as treatment of non-exudative age-related macular degeneration: state-of-the-art and future perspectives. Graefes Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology. 2018; 256(1): 1-9. DOI: 10.1007/s00417-017-3848-x.
[9] Guymer RH, Wu Z, Hodgson LAB, Caruso E, Brassington KH, Tindill N, Aumann S, McGuinness MB, Fletcher EL, Finnegan S, Foubert E, Harper CA, Li H, Lee G, Matsumoto H, Tan Z, Essex RW, Robman LD. Subthreshold nanosecond laser intervention in age-related macular degeneration: The LEAD randomized controlled clinical trial. Ophthalmology. 2019; 126(6): 829-838. DOI: 10.1016/j.ophtha.2018.09.015.
[10] Mares V, Nehemy MB, Bogunovic H, Frank S, Reiter GS, Schmidt-Erfurth U. AI-based support for optical coherence tomography in age-related macular degeneration. International Journal of Retina and Vitreous. 2024; 10(1): 31. DOI: 10.1186/s40942-024-00549-1.
[11] Muntean GA, Marginean A, Groza A, Militaru M, Olteanu IA, Munteanu A, Balta F. The predictive capabilities of artificial intelligence-based OCT analysis for age-related macular degeneration progression – a systematic review. Diagnostics. 2023; 13(14): 2464. DOI: 10.3390/diagnostics13071234.
[12] Tanthanathewin R, Wongrattanapipat W, Khaing TT, Panjaphongse R, Moongfangklang N, Chinjarernpan P. Automatic exudate and aneurysm segmentation in OCT images using UNET++ and hyperreflective-foci feature based bagged tree ensemble. PLOS ONE. 2024; 19(5): e0304146.
[13] Karn PK, Abdulla WH. Advancing ocular imaging: a hybrid attention mechanism-based U-Net model for precise segmentation of sub-retinal layers in OCT images. Bioengineering. 2024; 11(3): 240.
[14] Sousa JA, Paiva A, Silva A, Costa M, Alves R, Alves J, Azevedo E, Alves S. Automatic segmentation of retinal layers in OCT images with intermediate age-related macular degeneration using U-Net and DexiNed. PLOS ONE. 2021; 16(5): e0251591.
[15] Wang B, Wei W, Qiu S, Wang S, Li D, He H. Boundary aware U-Net for retinal layers segmentation in optical coherence tomography images. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. 2021; 25(8): 3029–3040.
[16] Du G, Cao X, Liang J, Chen X, Zhan Y, Li K, Zhang L. Medical image segmentation based on U-Net: a review. J Imaging Sci Technol. 2020; 64(2): 20508-1–20508-15.

Сведения об авторах

Ионов Артем Юрьевич, 2001 года рождения, аспирант Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева. Сфера научных интересов: системы искусственного интеллекта. E-mail: *artem.ionov.96@mail.ru*

Ильясова Наталья Юрьевна, 1966 года рождения. В 1991 году окончила с отличием Самарский государственный аэрокосмический университет имени С.П. Королёва (СГАУ). В 1997 году защитила диссертацию на соискание степени кандидата технических наук, в 2015 году защитила диссертацию на соискание степени доктора технических наук. В настоящее время работает в должности ведущего научного сотрудника Отделения «Институт систем обработки изображений – Самара» Курчатовского комплекса кристаллографии и фотоники федерального государственного бюджетного учреждения «Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт» и по совместительству профессором кафедры технической кибернетики Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева. Круг научных интересов включает цифровую обработку сигналов и изображений, анализ и интерпретацию биомедицинских изображений. Имеет более 250 публикаций, четыре монографии (в соавторстве). E-mail*: ilyasova@ipsiras.ru*

Кирш Дмитрий Викторович, 1990 года рождения, в 2019 году защитил диссертацию на соискание степени кандидата технических наук по специальности 05.13.17 «Теоретические основы информатики». В настоящий момент работает в должности доцента на кафедре технической кибернетики Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева (Самарский университет), а также в должности научного сотрудника Отделения «Институт систем обработки изображений – Самара» Курчатовского комплекса кристаллографии и фотоники федерального государственного бюджетного учреждения «Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт». Сфера научных интересов: цифровая обработка изображений и распознавание образов, машинное обучение, методы идентификации в кристаллографии. E-mail: *kirsh@ssau.ru*

Доценко Камила Рахимовна, 1994 года рождения. Аспирант Самарского Государственного Медицинского университета. В 2021 году окончила с отличием Российский национальный исследовательский медицинский университет имени Н. И. Пирогова в городе Москва (РНИМУ). В 2023 году окончила с отличием ординатуру по офтальмологии в МНТК «Микрохирургия глаза» имени академика С. Н. Фёдорова в городе Москва. Сфера научных интересов: офтальмология, патология сетчатки, лазерные методы ретинальной патологии, внедрение системы искусственного интеллекта в диагностику в офтальмологии. E-mail: *khikamila@yandex.ru*

Золотарев Андрей Владимирович, 1965 года рождения, доктор медицинских наук, главный внештатный специалист Министерства здравоохранения Самарской области по офтальмологии, заведующий, заведующий кафедрой офтальмологии ИПО ФГБОУ ВО Самарского государственного медицинского университета Минздрава России. Сфера научных интересов: офтальмология, глаукомное поражение глаз, поражения центрального отдела сетчатки глаза. E-mail: *avz65@mail.ru*

Демин Никита Сергеевич, 1994 года рождения, в 2025 году защитил диссертацию на соискание степени кандидата технических наук. В настоящий момент работает в должности старшего преподавателя кафедры технической кибернетики Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева. Сфера научных интересов: интеллектуальный анализ медицинских изображений; цифровая обработка изображений; математическое моделирование; распознавание образов и искусственный интеллект. E-mail: *volfgunus@gmail.com*

Зубкова Елена Юрьевна, врач офтальмолог, заведующая диагностических отделением Самарской областной офтальмологической больницы имени Т.И. Ерошевского.

Поступила в редакцию 24 марта 2026 г. *Окончательный вариант – 31 июля 2026 г.*

Machine learning-based algorithms for identifying age-related macular degeneration biomarkers in OCT images

A.Yu. Ionov [1], N.Yu. Ilyasova [1, 2], D.V. Kirsh [1, 2], K.R. Dotcenko [3], A.V. Zolotarev [3, 4], N.S. Demin [1, 2], E.Yu. Zubkova [4]
[1] Samara National Research University, Moskovskoye Shosse 34, Samara, 443086, Russia;
[2] Image Processing Systems Institute, NRC "Kurchatov Institute", Molodogvardeyskaya St. 151, Samara, 443001, Russia;
[3] Samara State Medical University, Chapaevskaya St. 89, Samara, 443099, Russia;
[4] Samara Regional Clinical Ophthalmological Hospital named after T.I. Eroshevky, Novo-Sadovaya St. 158, Samara, 443068, Russia

Abstract

The aim of this study was to develop algorithms for the automatic detection of age-related macular degeneration biomarkers in retinal OCT images, aimed at optimizing the patient selection process for nanosecond retinal reparative therapy. Machine learning methods were used for retinal layer segmentation and soft drusen detection. Segmentation was performed using a U-Net convolutional network, which demonstrated high accuracy: the average IoU on the test set was 0.835. Four models were tested to classify atrophic areas, reticular drusen, and drusenoid detachments: QDA, KNN, logistic regression, and Random Forest. Random Forest demonstrated the best results, with an accuracy of 0.88 and an F1-score of up to 0.93, while precision and recall values remained stable across all classes. The algorithms developed in this study automatically identify retinal layers, atrophic zones, and soft drusen, classify pathological changes, and calculate their quantitative parameters: width, height, and area. This approach accelerates OCT image analysis, reduces the workload for physicians, and helps minimize diagnostic errors. Furthermore, the results open up opportunities for personalized therapy selection: using precise quantitative data, it is possible to evaluate the effectiveness of 2RT for a specific patient and predict disease progression.

Keywords: neural networks, convolutional networks, segmentation, machine learning, age-related macular degeneration.

Citation: Ionov AYu, Ilyasova NYu, Kirsh DV, Dotcenko KR, Zolotarev AV, Demin NS, Zubkova EYu. Machine learning-based algorithms for identifying age-related macular degeneration biomarkers in OCT images. Computer Optics 2026; 50(5): 2001. doi: 10.18287/COJ2001.

Acknowledgements: The work was carried out within the state assignment of NRC “Kurchatov Institute” (theoretical part) and within the state assignment of Samara University, theme FSSS-2026-0003 (experiments and software implementation).

About authors

Artem Yurievich Ionov (b. 2001), graduated from the university in 2025 with a master's degree in Artificial Intelligence. He is currently a postgraduate student at Samara National Research University. His area of interest is artificial intelligence systems. E-mail: *artem.ionov.96@mail.ru*

Nataly Yurievna Ilyasova (b. 1966), graduated with honors from S.P. Korolyov Samara State Aerospace University (SSAU) (1991). She received her PhD (1997) and DSc (2015) in Technical Sciences. At present, she is a leading researcher at the Image Processing Systems Institute, NRC "Kurchatov Institute" and also a part-time professor at the Technical Cybernetics Department of Samara National Research University. The area of interests includes digital signals and image processing, pattern recognition and artificial intelligence, biomedical imaging and analysis. Her list of publications contains more than 250 scientific papers and 4 monographs published with coauthors. E-mail: *ilyasova@ipsiras.ru*

Dmitriy Victorovich Kirsh (b. 1990) completed (2018) the postgraduate program in Computer Science and Computer Engineering. He received his PhD (2019) in Technical Sciences. At present, he is an associate professor at the Technical Cybernetics Department of Samara National Research University and also a researcher at the Image Processing Systems Institute, NRC "Kurchatov Institute". The area of interests includes digital image processing and pattern recognition, machine learning, identification of crystal lattices. E-mail: *kirsh@ssau.ru*

Kamila Rahimovna Dotcenko (b. 1994), Postgraduate student at Samara State Medical University. In 2021, she graduated with honors from the Pirogov Russian National Research Medical University in Moscow (RNRMU). In 2023, she completed her ophthalmology residency with honors at the S.N. Fedorov Scientific and Technical Complex for Eye

Microsurgery in Moscow. Her research interests include ophthalmology, retinal pathology, laser methods for retinal pathology, and the implementation of artificial intelligence systems in ophthalmological diagnostics. Email: *khikamila@yandex.ru*

Andrey Vladimirovich Zolotarev (b. 1965), Doctor of Medical Sciences, Chief External Specialist in Ophthalmology for the Ministry of Health of the Samara Region, and Head of the Department of Ophthalmology at the Institute of Professional Education of the Samara State Medical University (under the Ministry of Health of the Russian Federation). Field of interests: ophthalmology, glaucoma pathology of the eye, lesions central part of the retina. E-mail: *avz65@mail.ru*

Nikita Sergeevich Demin (b. 1994), completed (2023) the postgraduate program in Computer Science and Computer Engineering. He received his PhD (2025) in Technical Sciences. At present he is an associate professor at the Technical Cybernetics department of Samara University. The area of interests includes digital image processing, mathematical modeling, pattern recognition and artificial intelligence. E-mail: *volfgunus@gmail.com*

Elena Yurievna Zubkova, ophthalmologist. Head of the Diagnostic Department of the Samara Regional Ophthalmological Hospital named after T.I. Eroshevsky.

Received March 24, 2026. The final version – July 31, 2026.