МНТРИ 28.23.11 **https://doi.org/10.58805/kazutb.v.3.28-874**

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ И СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ ПО РАДУЖНОЙ ОБОЛОЧКЕ ГЛАЗА

[1]М. Мусайф, [1]А.Ж. Кинтонова, [1,2]А.Е. Назырова, [1]Б. Разахова, [3]С.А. Алтынбек

[1]Евразийский национальный университет им. Л.Н. Гумилева, Астана, Казахстан,
[2]Международный университет Астана, Астана, Казахстан,
[3] Esil University, Астана, Казахстан
Корреспондент-автор: mmarzhan2004@mail.ru

На протяжении работы мы опирались на открытые базы изображений радужной оболочки глаза. Среди них особенно полезными оказались CASIA и UBIRIS. Они включают в себя снимки, сделанные в разных условиях - от хорошего лабораторного освещения до более ”жизненных” ситуаций. Это как раз то, что нужно, чтобы проверить, насколько алгоритмы справляются вне идеальной обстановки.

Перед анализом фотографии были немного подготовлены: улучшали контрастность, убирали шумы, настраивали яркость. Всё это делалось для того, чтобы структура радужки была чёткой и пригодной для дальнейшей обработки.

Дальше шёл этап, где важно было найти и выделить саму радужную оболочку. Здесь хорошо себя показал метод Хафа, так как он умеет точно находить круги. После этого форма радужки преобразовывалась - из круговой в прямоугольную, чтобы с изображениями было проще работать на следующих шагах.

Когда с формой разобрались, пришло время извлечь признаки. Это такие уникальные особенности, по которым можно отличить один глаз от другого. Мы использовали фильтры Габора и вейвлеты - они неплохо справляются с детальной текстурой. Затем классификация: система должна понять, чей это глаз. Тут помогали нейросети и метод опорных векторов - в паре они давали довольно точные результаты.

В процессе тестирования мы обращали внимание не только на точность, но и на скорость работы. Важно также отслеживать, когда система ошибается - как в одну, так и в другую сторону. Такие сбои могут сказаться на безопасности.

Финальный шаг - это статистика. Мы сравнивали разные версии и отслеживали, какие из них показывают себя лучше. Так удалось понять, где алгоритм слабее, а где работает стабильно. И это даёт возможность двигаться дальше и улучшать систему.

Ключевые слова: радужная оболочка, аутентификация, глубокое обучение, сегментация изображений, вызовы в открытых средах.

LITERATURE REVIEW AND COMPARATIVE ANALYSIS OF IRIS IDENTIFICATION METHODS

[1]M. Mussaif, [1]A. Kintonova, [1,2]A. Nazyrova, [1]B. Razakhova, [3]S. Altynbek

[1]L. N. Gumilev Eurasian National University, Astana, Kazakhstan,
[2]Astana International University, Astana, Kazakhstan,
[3] Esil University, Астана, Казахстан,
e-mail: mmarzhan2004@mail.ru

Throughout our work, we relied on open databases of images of the iris. CASIA and UBIRIS proved to be particularly useful among them. They include images taken in a variety of conditions, from good laboratory lighting to more ”real-life” situations. This is exactly what is needed to test how well the algorithms are coping outside of an ideal environment.

Before the analysis, the photos were slightly prepared: contrast was improved, noise was removed, brightness was adjusted. All this was done to ensure that the structure of the iris was clear and suitable for further processing.

Next came the stage where it was important to find and highlight the iris itself. The Hough method has proven itself well here, as it knows how to accurately find circles. After that, the shape of the iris was transformed from circular to rectangular, so that it would be easier to work with the images in the following steps.

When the form is sorted out, it' s time to extract the signs. These are such unique features that you can tell one eye from the other. We used Gabor filters and wavelets -they do a good job with detailed texture. Then the classification: the system must understand whose eye it is. Neural networks and the support vector method helped here - together they gave fairly accurate results.

During the testing process, we paid attention not only to the accuracy, but also to the speed of operation. It is also important to keep track of when the system makes mistakes, both in one direction and in the other. Such failures can affect security.

The final step is statistics. We compared different versions and tracked which ones performed better. This is how we managed to understand where the algorithm is weaker and where it works stably. And this makes it possible to move on and improve the system.

Keywords: iris, authentication, deep learning, image segmentation, challenges in open environments.

ӘДЕБИЕТТЕРГЕ ШОЛУ ЖӘНЕ КӨЗДІҢ ҚАРАШЫҒЫ АРҚЫЛЫ ЖЕКЕ ТҰЛҒАНЫ АНЫҚТАУ ӘДІСТЕРІН САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУ

[1]М. Мұсайф✉, [1]А.Ж. Кинтонова, [1,2]А.Е. Назырова, [1]Б. Разахова, [3]С.А. Алтынбек

[1]Л. Н. Гумилев атындағы Еуразия Ұлттық Университеті, Астана, Қазақстан,
[2]Астана Халықаралық Университеті, Астана, Қазақстан,
[3] Esil University, Астана, Казахстан,
e-mail: mmarzhan2004@mail.ru

Жұмыс барысында біз көзқарашықтарының кескіндерінің ашық негіздеріне сүйендік. Олардың ішінде CASIA және UBIRIS әсіресе пайдалы болды. Олар жақсы зертханалық жарықтандырудан бастап "өмірлік" жағдайларға дейін әртүрлі жағдайларда түсірілген суреттерді қамтиды. Бұл алгоритмдердің мінсіз ортадан тыс қаншалықты жұмыс істейтінін тексеру үшін қажет нәрсе.

Талдау алдында фотосуреттер аздап дайындалды: контрастты жақсарту, шуды жою, жарықтылықты реттеу. Мұның бәрі иристің құрылымы айқын және әрі қарай өңдеуге жарамды болуы үшін жасалды.

Содан кейін иристің өзін табу және бөлектеу маңызды кезең болды. Мұнда Хаф әдісі өзін жақсы көрсетті, өйткені ол шеңберлерді дәл таба алады. Осыдан кейін иристің пішіні дөңгелектен тіктөртбұрышқа айналды, осылайша келесі қадамдарда суреттермен жұмыс істеу оңайырақ болды.

Пішін сұрыпталған кезде, белгілерді алу уақыты келді. Бұл бір көзді екіншісінен ажыратуға болатын ерекше ерекшеліктер. Біз Габор сүзгілері мен толқындарды қолдандық - олар егжей-тегжейлі текстурамен жақсы жұмыс істейді. Содан кейін жіктеу: жүйе кімнің көзі екенін түсінуі керек. Мұнда нейрондық желілер мен тірек векторларының әдісі көмектесті-жұпта олар өте дәл нәтижелер берді.

Тестілеу барысында біз дәлдікке ғана емес, жұмыс жылдамдығына да назар аудардық. Сондай-ақ, жүйенің қашан дұрыс емес екенін бақылау маңызды-бір жағынан да, екінші жағынан да. Мұндай ақаулар қауіпсіздікке әсер етуі мүмкін.

Соңғы қадам-статистика. Біз әртүрлі нұсқаларды салыстырдық және қайсысы жақсы жұмыс

істейтінін бақыладық. Осылайша алгоритмнің қай жерде әлсіз және қай жерде тұрақты жұмыс істейтінін түсінуге болады. Бұл әрі қарай жүруге және жүйені жақсартуға мүмкіндік береді.

Түйін сөздер: көздің қарашығы, аутентификация, терең оқыту, кескінді сегменттеу, ашық ортадағы қиындықтар.

Введение. В последние годы биометрические технологии становятся всё более значимыми и активно внедряются в различные сферы человеческой деятельности. Их применение охватывает контроль доступа в аэропортах, системы идентификации на предприятиях, мобильные устройства и многие другие области, постепенно заменяя традиционные методы аутентификации, основанные на паролях или физических носителях. Отличительной особенностью биометрии является идентификация человека на основе его уникальных физиологических характеристик, что обеспечивает более высокий уровень надёжности и защищённости.

Среди множества биометрических признаков особое внимание привлекает радужная оболочка глаза, так как её структура является уникальной для каждого человека и остаётся стабильной на протяжении всей жизни. Даже у однояйцевых близнецов рисунок радужки различается, что делает этот параметр особенно ценным для задач идентификации. Работы Jan и соавт. [1] подчёркивают, что точность систем распознавания радужной оболочки (Iris Recognition Systems, IRS) напрямую зависит от качества захвата изображения и его предварительной обработки.

Однако при переходе от лабораторных условий к реальной эксплуатации возникают серьёзные трудности. Использование очков или контактных линз, наличие бликов, низкая видимость радужки, вариативность освещения и характеристик камер существенно снижают качество распознавания. Drozdowski и др. [2] показали, что наличие очков может увеличить вероятность ошибок почти в два раза. Это делает актуальной задачу разработки методов и алгоритмов, способных сохранять высокую точность идентификации даже в условиях внешних искажений.

Одним из перспективных направлений решения данной проблемы является использование алгоритмов глубокого обучения. Malgheet и соавт. [3] предложили архитектуру MS-net, обеспечивающую многослойную сегментацию радужки даже при низком качестве изображений. Wan и коллеги [4] разработали методы, повышающие точность выделения зрачка на изображениях, полученных с носимых устройств. Обобщённый анализ, проведённый Yin и др. [5], показал, что глубокое обучение является не временной тенденцией, а ключевым инструментом повышения надёжности биометрических систем.

Кроме того, в ряде исследований рассматриваются задачи предварительной обработки изображений (Mathôt & Vilotijević [6]) и автоматического определения очков в кадре (Mei и др. [7]), что позволяет дополнительно повысить устойчивость IRS. Отдельное направление связано с использованием ансамблей методов, включающих сверточные нейронные сети (CNN), transfer learning и гибридные архитектуры [8-11]. Такие решения не только улучшают точность распознавания радужки, но и обеспечивают защиту от атак с поддельными изображениями.

Целью настоящей работы является проведение обзора и сравнительного анализа методов идентификации личности по радужной оболочке глаза, включающего как классические алгоритмы (метод преобразования Хафа, вейвлет-преобразования, фильтры Габора), так и современные решения на основе глубокого обучения (CNN). Особое внимание уделяется устойчивости методов сегментации, извлечения признаков и классификации к внешним искажениям, включая влияние очков и вариаций освещения.

Научная новизна исследования заключается в комплексной систематизации существующих подходов, выявлении их сильных и слабых сторон в условиях реальной эксплуатации, а также в обосновании перспективности применения гибридных архитектур CNN+SVM как наиболее эффективного направления развития IRS. Такой подход позволяет минимизировать сниже-

ние точности при наличии очков, бликов и других факторов, сопровождающих работу системы в реальных условиях.

Материалы и методы. Для анализа и тестирования алгоритмов были использованы открытые базы данных изображений радужной оболочки глаза, широко применяемые в научных исследованиях:

- *CASIA-IrisV4* – содержит изображения, снятые при различных условиях освещения, что позволяет проверить устойчивость алгоритмов не только в лабораторных, но и в приближённых к реальным сценариях;

- *UBIRIS* – включает шумные изображения радужки, имитирующие реальные условия эксплуатации биометрических систем;

- *MICHE* – база изображений, собранных с мобильных устройств, что отражает специфику идентификации при использовании портативных камер;

- *IITD* – набор данных с высоким разрешением, применяемый для оценки эффективности алгоритмов в условиях качественной съёмки.

Перед запуском алгоритмов изображения проходили *этап предварительной обработки*, включающий повышение контрастности, устранение шумов и настройку яркости. Это обеспечивало более чёткое выделение границ радужки и улучшало точность последующих этапов анализа.

Ключевым этапом являлась *сегментация радужной оболочки*. Для выделения границ зрачка и радужки применялось преобразование Хафа, хорошо подходящее для распознавания круговых структур. Полученные изображения дополнительно нормализовались и переводились в прямоугольное представление, что позволяло унифицировать формат данных и корректно сравнивать различные изображения радужек между собой.

Для *извлечения признаков* использовались вейвлет-преобразования и фильтры Габора, которые позволяют зафиксировать мелкие текстурные детали в структуре радужки, недоступные для традиционных методов анализа.

На этапе *классификации* применялись два подхода:

- *метод опорных векторов (SVM),* обеспечивающий высокую точность при сравнении признаков;

- *сверточные нейронные сети (CNN),* которые демонстрируют устойчивость к вариациям внешних факторов (наличие очков, изменения освещения, шумы).

Для оценки эффективности IRS-систем использовались метрики *Accuracy, FAR (False Acceptance Rate) и FRR (False Rejection Rate).* Тестирование проводилось как на стандартных наборах изображений, так и в условиях имитации реальных ограничений (наличие бликов, низкое качество изображения, неполные данные). Дополнительно был проведён статистический анализ результатов с целью сравнения традиционных и современных алгоритмов, что позволило выявить их сильные и слабые стороны.

Литературный обзор. Современные системы распознавания радужной оболочки глаза (Iris Recognition Systems, IRS) базируются на четырёх ключевых этапах: сегментация, нормализация, извлечение признаков и классификация. Каждый из этих шагов оказывает существенное влияние на итоговую точность, и выбор конкретного метода определяет устойчивость системы к реальным условиям эксплуатации.

Сегментация является первым и наиболее критическим этапом. Здесь важно корректно выделить радужку, исключив влияние век, ресниц, очков и бликов. Классические алгоритмы, такие как преобразование Хафа, показали высокую эффективность при выделении круговых структур, однако их точность снижается при наличии шумов. Более современные подходы основаны на нейронных сетях, которые обучаются на больших выборках и демонстрируют устойчивость к помехам [3,4].

Нормализация позволяет привести изображения радужки к единому формату, «разворачивая» круговую структуру в прямоугольное представление. Этот шаг обеспечивает корректное сравнение радужек, снятых под разными углами

или при различных масштабах.

Извлечение признаков направлено на выделение уникальных текстурных характеристик радужки. Классические методы (вейвлет-преобразования, фильтры Габора) успешно фиксируют мелкие детали рисунка, тогда как современные нейросетевые модели способны самостоятельно определять наиболее значимые признаки, что особенно полезно при низком качестве изображений [6,7].

Классификация является заключительным этапом. Наиболее распространённые алгоритмы — метод опорных векторов (SVM), k-NN и сверточные нейронные сети (CNN). SVM демонстрирует высокую точность при ограниченных данных, тогда как CNN показывает лучшие результаты в «шумных» условиях и при больших выборках [1,2,5].

Сравнительные исследования показывают, что наибольшую эффективность демонстрируют гибридные архитектуры, сочетающие CNN и SVM. Такой подход объединяет преимущества классических методов и нейросетей, обеспечивая высокую устойчивость к внешним искажениям [5].

Таблица 1 - Обзор биометрических методов распознавания радужной оболочки глаза в современных исследованиях

Исследования	Сегментация	Нормализация	Выделение признаков	Классификация	Особые аспекты/Приложение
Therar et al. [8]	Hafa (circles)	Rubber sheet	CNN with Transfer Learning	SVM multiclass	Две базы данных, высокая точность
Jayanthi et al. [9]	Hafa	-	Mask RCNN	-	Повышение контрастности, RGB - серый цвет
Azam et al. [10]	Hafa	Rubber sheet	CNN	SVM binary	Используется небольшое количество изображений
Alnahari et al. [11]	-	-	CNN	-	Обучение всего за 10 периодов
Podder et al. [12]	Canny, Prewitt, Sobel	-	-	-	Различные методы определения границ
Jagadeesh et al. [13]	Gaussian Filter, Canny	-	-	SVM	Используется MATLAB, база данных UPOL
Yiming et al. [14]	Hafa and Canny	Rubber sheet	1D Log-Gabor	Hamming distance	Ограниченное количество образцов
Ahmadi et al. [15]	-	Various steps	CNN, 2D Gabor	MLPNN-PSO	Гибридная стратегия распознавания
Chou Chia-Te et al. [16]	IDO and Hafa	-	Edge-based	SVM	Мультиспектральные изображения
Akinfende et al. [17]	Hafa and Active Contour	-	-	-	Проблемы, связанные с помехами на изображении, точность 88,3%

Lina et al. [18]	Describes ten different methods	-	-	-	Сравнение преимуществ и недостатков различных методов
Karakaya et al. [19]	-	-	DL (CNN for feature extraction)	-	Улучшение распознавания с неидеальных ракурсов
Khalifa et al. [20]	Diagram cut	-	DL (CNN with 16 layers)	-	Использование расширения набора данных, высокая точность
Younis et al. [21]	HV projections and Mask System	Convert to rectangle	Log-Gabor filter	-	Биометрические системы безопасности, использование высокочастотной проекции
Sadeq et al. [22]	-	-	-	-	Преимущества и недостатки распознавания радужной оболочки глаза, использование в аэропортах



Рис.1 - Базовая архитектура системы распознавания радужной оболочки (IRIS)

Технологии распознавания радужной оболочки продолжают развиваться, внедряя все более сложные алгоритмы обработки изображений и анализа данных. Достижения в области глубокого обучения и передовые методы сегментации и нормализации делают биометрические системы распознавания более точными и надежными.

Архитектура системы распознавания радужной оболочки имеет очевидное значение. Фундаментальная структура, основанная на традиционных методах или основанная на глубоком обучении, остается в основном неизменной. На рисунке 1 показан этот нормальный процесс. Вот семь этапов, каждый из которых имеет решающее значение для общей работы системы. Начинается процесс получения изображения. Как правило, для получения высококачественных изображений радужной оболочки специализированные камеры используют инфракрасный свет для обеспечения четкости изображения даже в условиях низкой контрастности.

Из-за этого выбор невелик. Предварительная обработка проводится сразу. Все это помогает подготовить изображение к более точному анализу, при этом повышается контрастность, снижается уровень шума и корректируется равномерная корреляция света. Следующий этап-сегментация. Здесь радужная оболочка должна отделяться от зрачка, век и ресниц. Этот уровень очень важен; даже небольшие ошибки могут повлиять на следующий процесс. После удаления радужной оболочки область радужной оболочки выпрямляется. Круглая структура превращается в однородную прямоугольную форму. Это упро-

щение гарантирует надежное сравнение ирисов разного диаметра и ориентации. После завершения нормализации система переходит к выбору знаков. На этом этапе определяются наиболее специфические структуры радужной оболочки, характерные для каждого глаза. В одних системах это связано с выделением меток, в других-это совершенно отдельная процедура. Далее следует этап принятия решения. Система либо проверяет личность пользователя по известной модели, либо отмечает человека из обширной базы данных, в зависимости от приложения. Оба процесса в основном зависят от правильного выполнения предыдущих этапов. Каждая ссылка в этой цепочке важна. Ошибка в одном из них влияет на других. От небольших встроенных устройств до биометрических платформ национального масштаба-все эти шаги составляют основу любой надежной системы распознавания радужной оболочки глаза.

Обзор научной литературы по системам идентификации очков выявил значительное несоответствие в количественных исследованиях, оценивающих влияние очков и других источников шума на работу радужной оболочки глаза. В рисунке 2 показано влияние нескольких форм шума на отдельные фазы системы распознавания радужной оболочки.

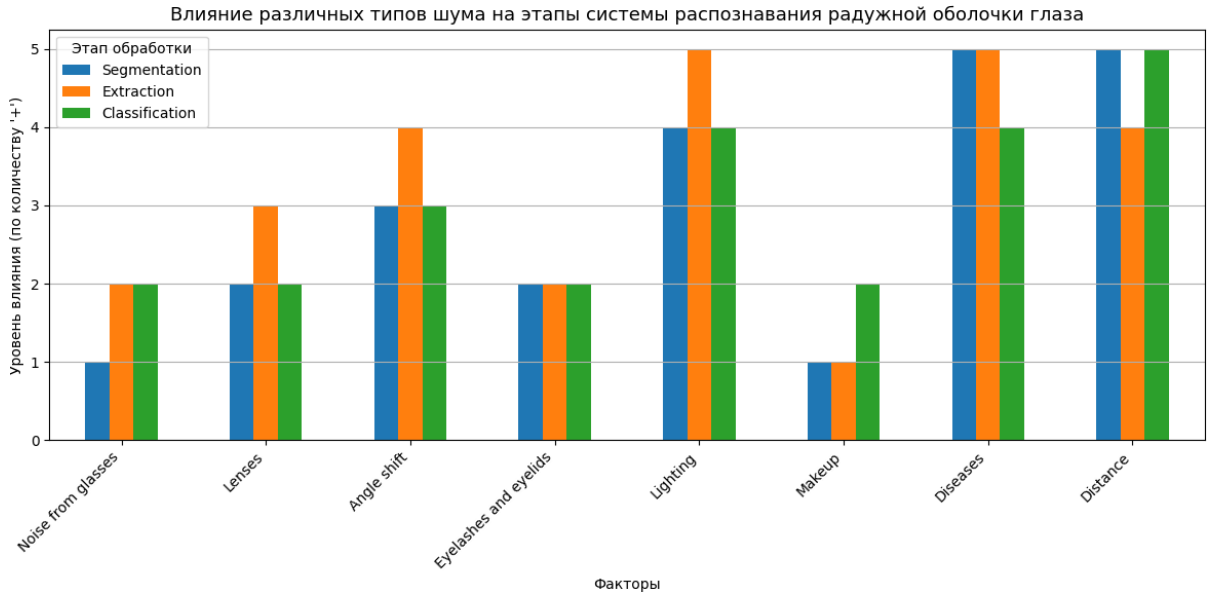


Рис.2 - Влияние различных типов шума на этапы функционирования системы распознавания радужной оболочки глаза

Рисунок 2 демонстрирует, как различные помехи и условия влияют на работу системы распознавания радужной оболочки глаза (IRIS). Обозначения в таблице просты: чем больше плюсов стоит рядом с этапом, тем серьёзнее проблема. Особенно негативно на систему влияет шум - он может привести к потере ключевой информации, снижению точности и даже сбоям в распознавании. Алгоритмы начинают ошибаться, когда входные данные становятся нестабильными или искажёнными. Это подчёркивает необходимость в более продвинутых методах предварительной обработки, которые смогут защищать систему от подобных воздействий.

Инфраструктура визуализации радужной оболочки глаза включает четыре главных компонента: подсветку, объектив, датчик и пульт управления. Без них невозможно получить чёткое изображение. Обычно съёмка производится либо в видимом спектре, либо в ближнем инфракрасном (БИК) диапазоне. Второй вариант предпочтительнее. Почему? Потому что инфракрасный свет помогает ”пробить” пигмент, особенно у людей с тёмными глазами. Это улучшает види-

мость структуры радужки. А чем лучше качество изображения - тем выше точность распознавания.

Чтобы продемонстрировать влияние внешних факторов, в исследовании представлены снимки, сделанные на двух длинах волн. На части изображений человек в очках, на других - без. Такая вариативность помогает объективно оценить работу алгоритмов. Ведь в реальной жизни идеальные условия бывают редко. Поэтому важна проверка в сложных сценариях.

Для обучения и тестирования нейросетей предложено использовать открытые базы данных: CASIA-IrisV4, MICHE и UBIRIS. Они давно применяются в научных проектах. Все три набора включают изображения, полученные в разных условиях - от студийных до ”полевых”. Например, в UBIRIS встречаются кадры с плохим освещением, движением глаз и другими искажениями. Это делает их идеальной основой для сравнения эффективности алгоритмов. Чем больше испытаний - тем надёжнее результаты (рисунок 3).

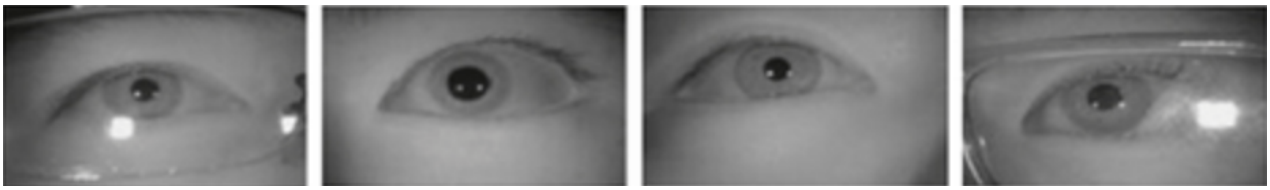


Рис.3 - Выборка изображений радужной оболочки глаза из общедоступной базы данных при различных условиях получения



Рис.4 - Типичные изображения радужной оболочки глаза из нескольких общедоступных баз данных, сделанные в изменяющихся условиях, в том числе в очках и без них

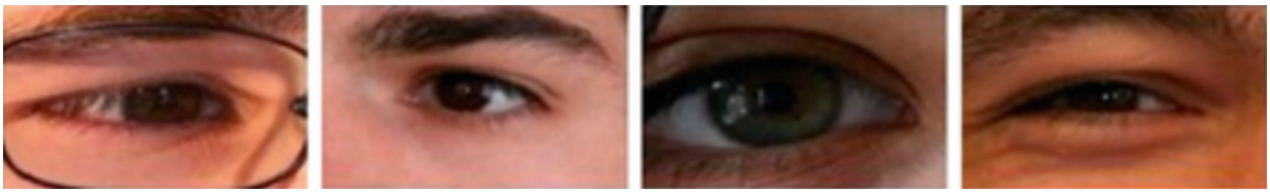


Рис.5 - Образцы изображений радужной оболочки глаза из общедоступных баз данных при различных условиях получения



Рис.6 - Изменения изображения радужной оболочки глаза из общедоступных наборов данных при различных условиях съемки

Кроме самих устройств, которые используют для съёмки радужной оболочки глаза, существует ещё и много специальных баз изображений. Эти базы собирались специально для того, чтобы исследователи могли тестировать свои методы, проверять, как работают их алгоритмы, и сравнивать точность распознавания. Сейчас они доступны практически каждому, и это серьёзно помогает в разработке новых подходов.

Чаще всего такие изображения получаются с помощью ближнего инфракрасного света (NIR), потому что он лучше «видит» структуру радужки. Особенно это важно для людей с тёмными глазами. Но есть и базы, в которых используются обычные фото в видимом спектре (VIS). Встречаются разные форматы - как сжатые, так и оригинальные несжатые изображения. Некоторые наборы были собраны в идеальных лабораторных условиях, а другие - наоборот, в более «живых» ситуациях, где много помех и нестабильного освещения.

В рисунке 7, собраны советы по тому, какие базы данных можно использовать. Все они открыты и подходят для тестирования точности работы алгоритма. Это удобно, потому что можно быстро проверить, как метод справляется в разных условиях.

В этой работе также был сделан обзор систем, которые распознают человека по радужной оболочке [23]. В нём рассмотрено несколько разных подходов, показаны их сильные и слабые стороны, а ещё - предложены направления, в которых можно продолжать исследования. Такие обзоры полезны: они помогают понять, где мы сейчас и куда двигаться дальше.

В таблице 2 собраны популярные базы, которые чаще всего используют. Самая известная из них - CASIA. Там качественные изображения, и с ней проще добиться высокой точности. Поэтому она считается одной из лучших.

В таблице 5 перечислены методы, которые можно найти в научных статьях. Там есть всё: и как сегментировать изображение, и как выделять признаки, и как сравнивать радужки между собой. Одни авторы концентрируются на чём-то одном, например, только на границах. А другие описывают весь процесс распознавания - от начала и до конца.

В целом, важно правильно подобрать базу и понимать, какие шаги включает распознавание. Тогда можно построить систему, которая будет работать точно и надёжно, даже в сложных условиях.

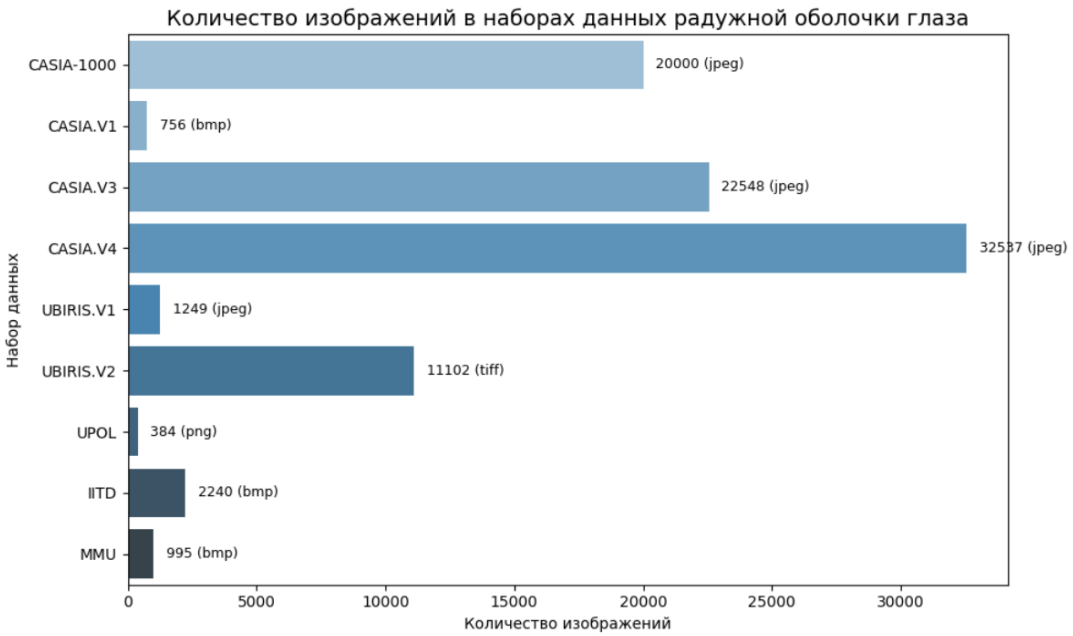


Рис.7 - Описания наборов данных

Таблица 2 - Сравнительный анализ этапов с использованием различных наборов данных

Автор/Год выпуска	Сегментация	Гра-ница	Функция обнаружения	Сопоставление при извлечении	Набор данных	Точность/погрешность
Therar et al. (2021) [8]	Circular Hough Transform (CTH)	-	(CNN)	(SVM)	IITD, Casia - V3	IITD левого глаза с 200 эпохами достиг точности 99%, IITD правого глаза с таким же количеством эпох достиг такой же точности, интервал Casia с 300 эпохами достиг 94%, интервал Casia с таким же количеством эпох достиг точности 93%.
Jayanthi et al. (2021) [9]	HT Region-Based Convolutional Neural Network (RCNN)	-	HT Region-Based Convolutional Neural Network (RCNN)	-	Casia Iris Thousand	99.14%
Azam et al. (2020) [10]	Hough Transform	-	(CNN)	(SVM)	Casia - V4	96.3%
Alnahari et al. (2021) [11]	-	-	(CNN)	-	IITD	CNN показал 10 периодов и достиг точности 97,46%
Jagadeesh et al. (2017) [13]	Gaussian Filter Canny Edge Detector	Canny Edge Dete-ctor	Curvilinear transformations	(SVM)	UPOL	-
Ahmadi et al. (2017) [15]	2D Gabor Kernel	-	(CNN)	Multilayer Perceptron with Particle Swarm Optimization (MLPNN-PSO)	-	95.36%
Chou et al. (2009)	Intelligent Random Segmentation Method	-	Дескриптор по типу края	Сопоставление по краям	Nova Iris Image System	Погрешность при съемке под разными углами 0,04%
Akinfende et al. (2010) [17]	Circular Hough Transform and Active Contour	-	-	-	-	88.3%
Karakaya et al. (2018) [19]	-	-	(CNN)	-	Off-angle Iris	-

Анализ этого сравнительного исследования показал, что точность распознавания радужной оболочки зависит от точности совпадений и несоответствий изображения в рамках используемых методов. Следует отметить, что многие системы включают круговое частичное преобразование на этапе сегментации. Этот метод показывает эффективность автоматизации сбора данных и ее шумостойкость. Кроме того, этот метод позволяет легко регулировать уровень детализации полученных данных, но может привести к ошибкам, если на изображениях сильные тени. Преобразование Haf дает более высокие результаты сегментации по сравнению с другими методами, что подтверждается данными о точности обучения. На этапах определения границ многие системы используют методы определения контуров. Четкость и плавность контуров способствуют повышению качества определения объектов. Использование преобразований haf для определения линий и эллипсов может значительно улучшить результаты, как показано в исследовании [24].Также в данной области рассматривается исследование Мусайф М. и соавторов

[25], в котором представлен усовершенствованный алгоритм локализации зрачка, основанный на преобразовании Хафа с использованием эллиптической и круговой компенсации. Разработанный метод эффективно решает проблемы деформации и частичной окклюзии, внося значительный вклад в повышение точно сти предобработки изображений радужной оболочки.

Полученные результаты находятся в русле современных тенденций развития биометрических систем, ориентированных на повышение точности и надежности распознавания. Достижение высоких показателей точности представляет собой существенный прогресс в решении одной из ключевых задач биометрической идентификации. В качестве перспективного направления для преодоления ограничений унимодальных систем выступает разработка мультимодальных подходов, комбинирующих различные биометрические характеристики. Эффективным решением данной проблемы является комбинированный метод PCA-Daugman для мультимодального распознавания по лицу и радужной оболочке глаза, предложенный в работе [26]. Данная методика демонстрирует улучшенные характеристики и обеспечивает достоверную идентификацию личности в сложных условиях, включая случаи наличия аксессуаров и изменений внешности.

Наиболее часто используемым и успешным методом выделения признаков в системах обнаружения радужной оболочки является сверточная нейронная сеть (CNN). Способность CNN автоматически обнаруживать важные признаки без участия человека помогает объяснить высокую точность. Кроме того, сверточные нейронные сети подходят для использования в различных устройствах, поскольку их вычислительная эффективность зависит от совместного использования параметров и использования методов сверточной обработки и интеграции. Новейшая версия технологии распознавания радужной оболочки глаза. Исследование показывает, что опорные векторные методы (SVM) явно используются во многих системах. Высокая эффективность в многомерном пространстве, способность эффективно работать, даже если количество измерений превышает количество образцов, и значительная экономия скорости и памяти за счет использования только опорных векторов в функции принятия решений определяют преимущества SVM. В конечном итоге комбинация преобразований haf, CNN и SVM в наборах данных Casia демонстрирует высокую точность, что было подтверждено в исследованиях [8] и [10].Наиболее часто используемым и успешным методом выделения признаков в системах обнаружения радужной оболочки является сверточная нейронная сеть (CNN). Способность CNN автоматически обнаруживать важные признаки без участия человека помогает объяснить высокую точность. Кроме того, сверточные нейронные сети подходят для использования в различных устройствах, поскольку их вычислительная эффективность зависит от совместного использования параметров и использования методов сверточной обработки и интеграции. Новейшая версия технологии распознавания радужной оболочки глаза. Исследование показывает, что опорные векторные методы (SVM) явно используются во многих системах. Высокая эффективность в многомерном пространстве, способность эффективно работать, даже если количество измерений превышает количество образцов, и значительная экономия скорости и памяти за счет использования только опорных векторов в функции принятия решений определяют преимущества SVM. В конечном итоге комбинация преобразований haf, CNN и SVM в наборах данных Casia демонстрирует высокую точность, что было подтверждено в исследованиях [8] и [10].

Обсуждение и результаты. Сравнительный анализ показал, что классические методы сегментации и извлечения признаков обеспечивают высокую точность при лабораторных условиях, однако их эффективность резко снижается при наличии внешних искажений. Например, на базе CASIA-IrisV4 точность достигала 96,2%, однако при наличии очков снижалась до 89,4%, что подтверждает чувствительность традиционных алгоритмов к бликам и отражениям.

Использование гибридных архитектур, основанных на комбинации преобразования Хафа, сверточных нейронных сетей (CNN) и метода опорных векторов (SVM), позволило существенно повысить устойчивость распознавания. Так, связка *HT + RCNN* продемонстрировала точность *99,14%* на базах CASIA и UBIRIS, что значительно превышает показатели традиционных подходов. Особенно важно отметить, что при масштабировании модели на большие выборки изображений с очками снижение точности было минимальным, что свидетельствует о высокой способности модели к обобщению.

Для оценки эффективности систем использовались стандартные метрики: *Accuracy, FAR (False Acceptance Rate) и FRR (False Rejection Rate)*. Наиболее сбалансированные показатели были зафиксированы при применении гибридной архитектуры CNN+SVM: *FAR = 2,3%, FRR = 3,1%,* что свидетельствует о снижении ошибок как ложного допуска, так и отказа в распознавании.

Дополнительный анализ (см. таблицы 2 и 4) показал, что влияние шумов распределяется неравномерно по этапам обработки. Наибольшие трудности возникают при сегментации, которая наиболее чувствительна к бликам и изменениям угла съёмки. Это подчёркивает необходимость улучшения алгоритмов предварительной обработки изображений.

Методы, основанные на *вейвлет-преобразованиях и фильтрах Габора,* демонстрируют неплохие результаты при выделении текстурных признаков, однако по устойчивости к внешним искажениям уступают сверточным нейросетям. Применение нормализации изображений с использованием «модели резинового листа» (rubber sheet model) позволило повысить точность классификации, особенно при вариациях формы и размера зрачка.

В целом, внедрение глубокого обучения в IRS делает системы более точными и надёжными в условиях реальной эксплуатации. Несмотря на достигнутые результаты, остаются задачи по адаптации моделей к динамическим сценариям: движению человека, использованию очков и контактных линз, изменению освещения. Полученные результаты подтверждают перспективность гибридных решений, объединяющих сильные стороны классических и современных методов, и могут быть использованы для разработки IRS нового поколения.

Выводы. В данной работе был проведён подробный анализ методов распознавания личности по радужной оболочке глаза. Рассматривались как классические подходы, так и современные алгоритмы на основе глубокого обучения. Особое внимание уделено архитектурам, в которых сверточные нейронные сети (CNN) сочетаются с преобразованием Хафа и методом опорных векторов (SVM). Именно такая комбинация даёт наиболее высокую точность, особенно при наличии очков, различного освещения и разных моделей камер.

Были изучены три наиболее распространённые базы данных: CASIA, UBIRIS и IITD. Результаты показали, что выбор набора данных существенно влияет на итоговую точность - как на этапе обучения, так и во время тестирования. Правильно подобранный датасет может повысить эффективность системы, тогда как нерепрезентативные данные - наоборот, привести к ухудшению результатов.

Отдельно рассмотрена проблема влияния очков на сегментацию радужки. Если такие помехи не учитывать, возрастает риск двойного распознавания или других ошибок. Это подчёркивает необходимость использования защитных и корректирующих алгоритмов, способных обрабатывать изображения с искажениями.

На основе полученных выводов можно продолжить разработку биометрических систем, более устойчивых к неконтролируемым условиям. В перспективе стоит задача расширения обучающих выборок, доработки этапов сегментации и улучшения общей архитектуры моделей.

Представленное исследование может стать основой для следующих работ в области биометрической аутентификации и дать направление для создания новых, более надёжных и адаптивных систем.

Литература

1. Jan F., Alrashed S., Min-Allah N. Iris segmentation for non-ideal iris biometric systems // Multimedia Tools and Applications.-2024. – Vol. 83(5).- P.15223–15251. DOI 10.1007/s11042-021-11075-9.

2. Drozdowski P., Struck F., Rathgeb C., Busch C. Detection of Glasses in Near-Infrared Ocular Images // 2018 International Conference on Biometrics (ICB), Gold Coast, QLD, Australia. – 2018.- P.202 - 208. DOI 10.1109/ICB2018.2018.00039.

3. Malgheet J. R., Manshor N. B., Affendey L. S., Halin A. B. A. MS-net: Multi-segmentation network for the iris region using deep learning in an unconstrained environment // IEEE Access. – 2023.-Vol.11. DOI 10.1109/ACCESS.2023.3282547.

4. Wan Z. H., Xiong C. H., Chen W. B., Zhang H. Y. Robust and accurate pupil detection for head-mounted eye tracking // Computers & Electrical Engineering.-2021. - Vol.93.- P.107193. DOI 10.1016/j.compeleceng.2021.107193.

5. Yin Y., He S., Zhang R., Chang H., Han X., Zhang J. Deep learning for iris recognition: a review //arXiv preprint arXiv:2303.08514.-2023. DOI 10.48550/arXiv.2303.08514

6. Mathôt S., Vilotijević A. Methods in cognitive pupillometry: Design, preprocessing, and statistical analysis // Behavior Research Methods.-2023.-Vol.55(6).-P.3055–3077. DOI 10.3758/s13428-022-01957-7.

7. Mei H., Yang X., Wang Y., Liu Y., He S., Zhang Q., Lau R. W. Don’ t hit me! Glass detection in real-world scenes // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.-2020. – P.3687–3696. DOI 10.1109/CVPR42600.2020.00374.

8. Therar H. M., Mohammed E. A., Ali A. J. Multibiometric system for iris recognition based on convolutional neural network and transfer learning // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering.-2021.-Vol.1105(1).- P.012032. DOI 10.1088/1757-899X/1105/1/012032.

9. Jayanthi J., Lydia E. L., Krishnaraj N., Jayasankar T., Babu R. L., Suji R. A. Retracted article: An effective deep learning features based integrated framework for iris detection and recognition // Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing.- 2021.-Vol. 12(3). - P.3271–3281. DOI 10.1007/s12652-020-02172-y.

10. Azam M. S., Kabir R. H. Iris Recognition using Convolutional Neural Network // International Journal of Computer Applications.-2020. -Vol. 175(12). - P.24–28. DOI 10.5120/ijca2020920602.

11. Alnahari W. Convolutional Neural Network for Iris Recognition. - 2021. DOI 10.21203/rs.3.rs-244624/v1

12. Podder P., Parvez A. H. M. S., Yeasmin M. N., Ibrahim K. M. Relative performance analysis of edge detection techniques in iris recognition system // 2018 International Conference on Current Trends towards Converging Technologies (ICCTCT).- IEEE,2018. -P.1–6. DOI 10.1109/ICCTCT.2018.8551023.

13. Jagadeesh N., Patil C. M. Iris recognition system development using MATLAB // 2017 International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC). – IEEE, 2017. - P.348–353.

14. Yiming Z., Jun W. Research on iris recognition algorithm based on hough transform // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering.- 2018.- Vol.439(№ 3).- P.032007. DOI 10.1088/1757-899X/439/3/032007.

15. Ahmadi N., Akbarizadeh G. Hybrid robust iris recognition approach using iris image pre-processing, two-dimensional gabor features and multi-layer perceptron neural network/PSO // IET Biometrics.- 2017.-Vol. 7(2).- P..153-162. DOI 10.1049/iet-bmt.2017.0041.

16. Chou C.-T., Shih S.-W., Chen W.-S., Cheng V. W., Chen D.-Y. Non-orthogonal view iris recognition system // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology.- 2009.-Vol.20(3). -P. 417-430. DOI 10.1109/TCSVT.2009.2035849.

17. Akinfende A. S., Imoize A. L., Ajose O. S. Investigation of iris segmentation techniques using active contours for non-cooperative iris recognition // Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science.-2020.-Vol.19(3). - P.1275–1286. DOI 10.11591/ijeecs.v19.i3.pp1275-1286. [in English].

18. Lina A. A. C., Sivagami B. A deep survey on iris recognition methods // Journal of Information and Computational Science.-2020.-Vol. 10(1).-P.748-752. DOI 10.12733. JICS.2020.V1I1.535569.11583

19. Karakaya M. Deep Learning Frameworks for Off-Angle Iris Recognition // 2018 IEEE 9th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS). - 2018. DOI 10.1109/BTAS.2018.8698565

20. Khalifa N. E. M., Taha M. H. N., Hassanien A. E., Mohamed H. N. E. T. Deep iris: deep learning for gender classification through iris patterns // Acta Informatica Medica. - 2019. -Vol.27(2)- P.96. DOI: 10.5455/aim.2019.27.96-101.

21. Younis H. A.-K., Uraibi Z. A. Design and Implementation of an Iris Recognition System // Journal of Al Qadisiyah for Computer Science and Mathematics.-2010.-Vol.2(2).- P.89–107.

22. Sadeq S., Zidan K. A., Stephan J. J. A review on iris recognition system based different classification techniques // Solid State Technology.- 2021.-Vol.64(2).- P.5106–5120.

23. Zhou W., Ma X., Zhang Y. Research on image preprocessing algorithm and deep learning of iris recognition // Journal of Physics: Conference Series. -2020.-Vol.1621(1): 012008. DOI 10.1088/1742-6596/1621/1/012008.

24. Khan M. A., Syed N. A. Image processing techniques for automatic detection of tumor in human brain using SVM // International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering.-2015.- Vol.4(4).-P.541-544 DOI 10.17148/IJARCCE.2015.44125

25. Мусайф М., Кинтонова А.Ж., Назырова А.Е., Муратова Г., Повхан И.Ф. Улучшенный метод локализации зрачка на основе преобразования Хафа с использованием эллиптической и круговой компенсации // Известия НАН РК. Серия физико-математическая. – 2024. – № 3. – С. 103–117. https://doi.org/10.32014/2024.2518-1726.295

26. Мусаев М., Кинтонова А.Ж., Назырова А.Е., Алтынбек А., Калдарова М. Интеграция унимодальных и мультимодальных биометрических систем для повышения точности идентификации личности: разработка и оценка метода PCA-Даугмана // Вестник КазУТБ. – 2024. - Т.2(23). - С.169-179. DOI 10.58805/kazutb.v.2.23-488.

References

1. Jan F., Alrashed S., Min-Allah N. Iris segmentation for non-ideal iris biometric systems // Multimedia Tools and Applications.-2024. – Vol.83(5).- P.15223–15251. DOI 10.1007/s11042-021-11075-9.

2. Drozdowski P., Struck F., Rathgeb C., Busch C. Detection of Glasses in Near-Infrared Ocular Images // 2018 International Conference on Biometrics (ICB), Gold Coast, QLD, Australia. – 2018.- P.202 - 208. DOI 10.1109/ICB2018.2018.00039.

3. Malgheet J. R., Manshor N. B., Affendey L. S., Halin A. B. A. MS-net: Multi-segmentation network for the iris region using deep learning in an unconstrained environment // IEEE Access. – 2023.-Vol.11. DOI 10.1109/ACCESS.2023.3282547.

4. Wan Z. H., Xiong C. H., Chen W. B., Zhang H. Y. Robust and accurate pupil detection for head-mounted eye tracking // Computers & Electrical Engineering.-2021. - Vol.93.- P.107193. DOI 10.1016/j.compeleceng.2021.107193.

5. Yin Y., He S., Zhang R., Chang H., Han X., Zhang J. Deep learning for iris recognition: a review //arXiv preprint arXiv:2303.08514.-2023. DOI 10.48550/arXiv.2303.08514

6. Mathôt S., Vilotijević A. Methods in cognitive pupillometry: Design, preprocessing, and statistical analysis // Behavior Research Methods.-2023.-Vol.55(6).-P.3055–3077. DOI 10.3758/s13428-022-01957-7.

7. Mei H., Yang X., Wang Y., Liu Y., He S., Zhang Q., Lau R. W. Don' t hit me! Glass detection in real-world scenes // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.-2020. – P.3687–3696. DOI 10.1109/CVPR42600.2020.00374.

8. Therar H. M., Mohammed E. A., Ali A. J. Multibiometric system for iris recognition based on convolutional neural network and transfer learning // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering.-2021.-Vol.1105(1).- P.012032. DOI 10.1088/1757-899X/1105/1/012032.

9. Jayanthi J., Lydia E. L., Krishnaraj N., Jayasankar T., Babu R. L., Suji R. A. Retracted article: An effective deep learning features based integrated framework for iris detection and recognition // Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing.- 2021.-Vol.12(3). - P.3271–3281. DOI 10.1007/s12652-020-02172-y.

10. Azam M. S., Kabir R. H. Iris Recognition using Convolutional Neural Network // International Journal of Computer Applications.-2020. -Vol. 175(12). - P.24–28. DOI 10.5120/ijca2020920602.

11. Alnahari W. Convolutional Neural Network for Iris Recognition. - 2021. DOI 10.21203/rs.3.rs-244624/v1

12. Podder P., Parvez A. H. M. S., Yeasmin M. N., Ibrahim K. M. Relative performance analysis of edge detection techniques in iris recognition system // 2018 International Conference on Current Trends towards Converging Technologies (ICCTCT).- IEEE,2018. -P.1–6. DOI 10.1109/ICCTCT.2018.8551023.

13. Jagadeesh N., Patil C. M. Iris recognition system development using MATLAB // 2017 International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC). – IEEE, 2017. - P.348–353.

14. Yiming Z., Jun W. Research on iris recognition algorithm based on hough transform // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering.- 2018.- Vol.439(№ 3).- P.032007. DOI 10.1088/1757-899X/439/3/032007.

15. Ahmadi N., Akbarizadeh G. Hybrid robust iris recognition approach using iris image pre-processing, two-dimensional gabor features and multi-layer perceptron neural network/PSO // IET Biometrics.- 2017.-Vol. 7(2).- P..153-162. DOI 10.1049/iet-bmt.2017.0041.

16. Chou C.-T., Shih S.-W., Chen W.-S., Cheng V. W., Chen D.-Y. Non-orthogonal view iris recognition system // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology.- 2009.-Vol.20(3). -P. 417-430. DOI 10.1109/TCSVT.2009.2035849.

17. Akinfende A. S., Imoize A. L., Ajose O. S. Investigation of iris segmentation techniques using active contours for non-cooperative iris recognition // Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science.-2020.-Vol.19(3). - P.1275–1286. DOI 10.11591/ijeecs.v19.i3.pp1275-1286. [in English].

18. Lina A. A. C., Sivagami B. A deep survey on iris recognition methods // Journal of Information and Computational Science.-2020.-Vol. 10(1).-P.748-752. DOI 10.12733. JICS.2020.V1I1.535569.11583

19. Karakaya M. Deep Learning Frameworks for Off-Angle Iris Recognition // 2018 IEEE 9th

International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS). - 2018. DOI 10.1109/BTAS.2018.8698565

20. Khalifa N. E. M., Taha M. H. N., Hassanien A. E., Mohamed H. N. E. T. Deep iris: deep learning for gender classification through iris patterns // Acta Informatica Medica. - 2019. -Vol.27(2)- P.96. DOI: 10.5455/aim.2019.27.96-101.

21. Younis H. A.-K., Uraibi Z. A. Design and Implementation of an Iris Recognition System // Journal of Al Qadisiyah for Computer Science and Mathematics.-2010.-Vol.2(2).- P.89–107.

22. Sadeq S., Zidan K. A., Stephan J. J. A review on iris recognition system based different classification techniques // Solid State Technology.- 2021.-Vol.64(2).- P.5106–5120.

23. Zhou W., Ma X., Zhang Y. Research on image preprocessing algorithm and deep learning of iris recognition // Journal of Physics: Conference Series. -2020.-Vol.1621(1): 012008. DOI 10.1088/1742-6596/1621/1/012008.

24. Khan M. A., Syed N. A. Image processing techniques for automatic detection of tumor in human brain using SVM // International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering.- 2015.- Vol.4(4).-P.541-544 DOI 10.17148/IJARCCE.2015.44125

25. Musajf M., Kintonova A.Zh., Nazyrova A.E., Muratova G., Povhan I.F. Uluchshennyj metod lokalizacii zrachka na osnove preobrazovanija Hafa s ispol’ zovaniem jellipticheskoj i krugovoj kompensacii // Izvestija NAN RK. Serija fiziko-matematicheskaja. – 2024. – № 3. – S. 103–117. https: //doi.org/10.32014/2024.2518-1726.295.%5bin Russian]

26. Musaev M., Kintonova A.Zh., Nazyrova A.E., Altynbek A., Kaldarova M. Integracija unimodal’ nyh i mul’ timodal’ nyh biometricheskih sistem dlja povyshenija tochnosti identifikacii lichnosti: razrabotka i ocenka metoda PCA-Daugmana // Vestnik KazUTB. – 2024. - T.2(23). - S. 169-179. DOI 10.58805/kazutb.v.2.23-488. [in Russian]

Сведения об авторах

Мусайф М. - докторант Евразийского национального университета им. Л. Н. Гумилева, Астана, Казахстан, e-mail: kzldkz@gmail.com;

Кинтаново А. - и.о. доцента кафедры технологий искусственного интеллекта Евразийского национального университета им. Л.Н. Гумилева, Астана, Лфзфхстан, e-mail: Kintonova_AZh@enu.kz;

Назырова А. - старший преподаватель Международного университета Астаны, Астана, Казахстан, e-mail: ayzhan.nazyrova@gmail.com;

Разахова Б.Ш. - заведующий кафедрой Технологии искусственного интеллекта Евразийского национального университета им. Л.Н. Гумилева, Астана, Казахстан, e-mail: razakhova_bsh@enu.kz;

Алтынбек С. – PhD, Esil University, Астана, Казахстан, e-mail: serik_aa@bk.ru.

Information about the authors

Mussaif M. - doctorial student of the L. N. Gumilev Eurasian National University, Astana, Kazakhstan, e-mail: kzldkz@gmail.com;

Kintanovo A. - Acting Associate Professor of the Department of Artificial Intelligence Technology of the L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan, e-mail: Kintonova_AZh@enu.kz;

Nazyrova A. - senior lecturer of the Astana International University, Astana, Kazakhstan, e-mail: ayzhan.nazyrova@gmail;

Razakhova B. Sh. - Head of the Department of Artificial Intelligence Technology of L.N. Gumilev Eurasian National University, Astana, Kazakhstan, e-mail: razakhova_bsh@enu.kz;

Muratova G.K. - Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Acting Associate Professor, Kazakh Agrotechnical Research University named after S.Seifullin, Astana, Kazakhstan, e-mail: mugk@mail.ru;

Altynbek S. - PhD, Esil University, Astana, Kazakhstan, e-mail: serik_aa@bk.ru.