

Д. И. Шигабетдинова, З. М. Гизатуллин, М. П. Шлеймович

**ОБНАРУЖЕНИЕ И ЛОКАЛИЗАЦИЯ УТЕЧЕК НА НЕФТЕДОБЫВАЮЩИХ ОБЪЕКТАХ
С ПОМОЩЬЮ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ***Ключевые слова: нефтедобывающие объекты, утечка нефти, пропуск масла, компьютерное зрение, искусственная нейронная сеть, модель Yolo, обнаружение, локализация, классификация, точность, полнота.*

Процесс добычи, транспортировки и переработки нефти сопровождается риском экологических катастроф, связанных с утечками и разливами. Поэтому своевременное обнаружение и устранение таких инцидентов является важной задачей для нефтедобывающих предприятий. Традиционные методы мониторинга, основанные на визуальном осмотре объектов операторами, являются трудоемкими, требуют значительных затрат времени и не всегда позволяют своевременно выявить утечки. Цель работы – выявление наиболее эффективной модели искусственной нейронной сети и разработка программы для автоматизированного обнаружения разливов нефти и пропусков масла на нефтедобывающих объектах, оценка точности и полноты результатов. При этом изображения могут быть получены с помощью стационарных камер, от беспилотных летательных аппаратов или спутников. В данной работе используются изображения, полученные с беспилотных летательных аппаратов. Подготовлено 1118 размеченных изображений для обнаружения разлива нефти и 698 изображений для обнаружения пропусков масла для обучающей и тестирующей выборки. Для решения задачи обнаружения и локализации утечек предложена нейронная сеть модели YOLO. Основным преимуществом данной модели является точность и быстрое действие при минимальных вычислительных затратах. Разработано программное приложение с веб-интерфейсом, проведено его обучение и тестирование на различных наборах реальных изображений. Для обучения применяется 70 эпох. Результаты оценки точности и полноты обнаружения разлива нефти с помощью предложенной модели искусственной нейронной сети составило, соответственно, 82 % и 79 %. Оценки точности и полноты результатов обнаружения пропусков масла составило, соответственно, 70 % и 80 %. Таким образом, полученные результаты подтверждают эффективность и применимость предложенного подхода и модели в реальных условиях нефтедобычи. Применение данной системы позволит операторам значительно сократить время и усилия, затрачиваемые на ручной мониторинг объектов, повысить скорость реакции на аварийные ситуации, что поможет минимизировать экологический ущерб и снизить производственные риски.

D. I. Shigabedinova, Z. M. Gizatullin, M. P. Shleymovich

**DETECTION AND LOCALIZATION OF LEAKAGES AT OIL PRODUCTION FACILITIES USING
COMPUTER VISION***Keywords: oil production facilities, oil leak, oil leak, computer vision, artificial neural network, Yolo model, detection, localization, classification, accuracy, recall.*

The process of oil production, transportation and refining is accompanied by the risk of environmental disasters associated with leaks and spills. Therefore, timely detection and elimination of such incidents is an important task for oil producing enterprises. Traditional monitoring methods based on visual inspection of objects by operators are labor-intensive, require significant time and do not always allow timely detection of leaks. The purpose of the work is to identify the most effective model of an artificial neural network and develop a program for automated detection of oil spills and oil leaks at oil producing facilities, assess the accuracy and completeness of the results. In this case, images can be obtained using stationary cameras, from unmanned aerial vehicles or satellites. In this work, images obtained from unmanned aerial vehicles are used. 1118 labeled images for oil spill detection and 698 images for oil leak detection were prepared for training and testing sets. A neural network of the YOLO model is proposed to solve the problem of leak detection and localization. The main advantage of this model is its accuracy and speed with minimal computational costs. A software application with a web interface was developed, trained and tested on various sets of real images. 70 epochs were used for training. The results of assessing the accuracy and completeness of oil spill detection using the proposed artificial neural network model were 82% and 79%, respectively. The estimates of the accuracy and completeness of the oil leak detection results were 70% and 80%, respectively. Thus, the obtained results confirm the effectiveness and applicability of the proposed approach and model in real oil production conditions. The use of this system will allow operators to significantly reduce the time and effort spent on manual monitoring of objects, increase the speed of response to emergency situations, which will help minimize environmental damage and reduce production risks.

Введение

Современная нефтедобывающая промышленность играет ключевую роль в мировой экономике, обеспечивая энергоресурсами множество отраслей. Однако процесс добычи, транспортировки и переработки нефти сопровождается риском экологических катастроф, связанных с утечками и разливами. Поэтому своевременное обнаружение и устранение таких инцидентов является важной задачей для нефтедобывающих предприятий [1, 2]. Традицион-

ные методы мониторинга, основанные на визуальном осмотре объектов операторами, являются трудоемкими, требуют значительных затрат времени и не всегда позволяют своевременно выявить утечки [3, 4, 5]. В последние годы внимание исследователей и инженеров привлекают технологии компьютерного зрения, которые позволяют автоматизировать процесс анализа визуальных данных [6-20]. Применение методов глубокого обучения и анализа изображений открывает новые возможности для точного

и быстрого обнаружения разливов нефти и утечек масла на нефтедобывающих объектах без необходимости ручного анализа всех объектов операторами. Ожидается, что к 2029 году объем рынка искусственного интеллекта в нефтегазовой отрасли почти удвоится и достигнет 5,7 миллиарда долларов [21].

Разливы нефти возможны в процессе добычи нефти. Наиболее уязвимым местом является устье скважин, где добываемая нефть поступает на поверхность. Причины могут быть следующими: нарушение герметичности оборудования; износ деталей или недостаточное техническое обслуживание; перепад давления в процессе добычи. Разливы нефти на устье может загрязнять почву, просачиваться в подземные воды или попадать в близлежащие водоемы. Такие инциденты требуют немедленного обнаружения и устранения [1, 2].

Пропуски масла, происходящие из-за негерметичности узлов оборудования, являются ещё одной распространённой проблемой. Масло используется для смазки, охлаждения и работы механизмов, и его утечка может: приводить к поломке оборудования; создавать пожароопасные ситуации; загрязнять окружающую среду. Пропуски масла часто имеют меньший масштаб, чем разливы нефти, но их сложнее обнаружить из-за ограниченного визуального проявления (маленькие пятна, подтеки на поверхности оборудования) [1, 2].

Разливы нефти и пропуски масла являются достаточно не простыми объектами для обнаружения, и особенно локализации, т.к. обладают невысоким контрастом и размытыми границами. Цель работы – выявление наиболее эффективной модели ИНС и разработка программы для автоматизированного обнаружения разливов нефти и пропуска масла на нефтедобывающих объектах. При этом изображения могут быть получены с помощью стационарных камер, от беспилотных летательных аппаратов или спутников [22, 23, 24].

Обзор методов компьютерного зрения

Для решения рассматриваемой задачи могут быть использованы различные методы компьютерного зрения. Каждый из них имеет свои особенности, которые могут быть полезны для конкретной области [25, 26].

1. Обработка изображений.

1) Выделение границ (детекторы Canny, Hough, Rotwell, Smith и др.) позволяет находить контуры объектов на изображении, что особенно полезно для обнаружения краев разливов нефти и масляных пятен на оборудовании.

2) Пороговая обработка (методы Оцу, Ниблэка, Саувола и др.) используется для сегментации изображения на основе порога яркости пикселей. Например, для разливов нефти можно выделить тёмные пятна, а для пропусков масла на оборудовании – блестящие участки. Пороговая обработка эффективна при ярко выраженных контрастах, но может не справиться с размытыми или сложными фонами.

3) Морфологические операции (эрозия, дилатация и др.) применяются для обработки изображений

с целью удаления шума или улучшения структуры объектов. Эрозия помогает уменьшить объекты, а дилатация, наоборот, расширяет их. Эти методы могут быть полезны для выделения утечек на фоне других объектов, а также для соединения фрагментов разлива в одну область.

2. Методы машинного обучения.

1) Методы классификации (байесовские классификаторы, деревья решений, машины опорных векторов и др.) могут быть использованы для классификации изображений по категориям, например, «с разливом нефти» и «без разлива». Хотя методы классификации требуют извлечения признаков вручную, они могут эффективно работать с простыми изображениями.

2) Методы кластеризации (методы графовой кластеризации, статистической кластеризации, иерархической кластеризации и др.) могут быть использованы для разделения пикселей изображения на группы, соответствующие различным объектам. Например, разделить изображение на кластеры, представляющие нефть, воду и другие элементы.

3. Методы глубокого обучения.

1) Нейросетевые методы обнаружения объектов (модели YOLO, R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN и др.) позволяют не только классифицировать объекты, но и точно локализовать их на изображении. Эти подходы идеально подходят для задачи обнаружения разливов нефти или масла, а также для важной оценки масштаба загрязнения.

2) Нейросетевые методы сегментации (модели U-Net, Mask R-CNN и др.) используются для выделения объектов на изображениях с точными границами. Это особенно важно для определения точных контуров разлива нефти или масляного пятна на оборудовании, что помогает не только идентифицировать объекты, но и определить их форму и размер.

Методы глубокого обучения обладают рядом преимуществ по сравнению с традиционными подходами. Они автоматически извлекают признаки, что упрощает процесс разработки и позволяет избежать необходимости ручного отбора характеристик. Кроме того, такие методы, как обнаружение объектов и сегментация, позволяют одновременно решать несколько задач – обнаружение и локализацию объектов на изображении. Глубокие нейронные сети также более устойчивы к изменениям условий, таким как освещенность, текстура фона и углы съёмки, что делает их особенно подходящими для работы с рассматриваемыми изображениями.

В рамках данной работы, для задачи обнаружения разливов нефти на устье скважины и пропусков масла на оборудовании предложена модель YOLOv8s [26, 27]. Она построена как единая платформа для обучения моделей обнаружения объектов, сегментации экземпляров и классификации изображений. Основным преимуществом данной модели является наилучшее соотношение скорости и точности обрабатывать изображений при минимальных вычислительных затратах. Модель используется с предобученными весами на основе набора данных COCO [25].

Подготовка набора данных

Для решения рассматриваемой задачи собран и подготовлен набор данных изображений с примерами разливов и без них. Набор данных изображений получен с беспилотного летательного аппарата. Проведена предварительная обработка данных, включая улучшение качества изображений и устранение шумов. Особенности изображений:

1) на оборудовании устья нефть проявляется в виде подтёков, стекающих по металлическим поверхностям, или маслянистых пятен на соединительных узлах. Такие разливы имеют характерный блеск и могут быть видны на фонах с высокой контрастностью (например, на светлом металле);

2) на земле под устьем скважины нефть выглядит как маслянистые пятна с нерегулярными краями. Их текстура может быть неоднородной, особенно если нефть смешивается с почвой или водой;

3) пропуски масла на оборудовании представляются в виде подтёков или небольших накоплений жидкости.

Подготовлено 1118 изображений для обнаружения разлива нефти, из которых: 892 изображения используются для обучающей выборки; 226 изображений используются для тестирующей выборки. Подготовлено 698 изображений для обнаружения пропуска масла, из которых: 505 изображения используются для обучающей выборки; 74 изображений используются для тестирующей выборки.

Размер изображений: 1280x1280 пикселей. Для обучения применяется 70 эпох, что является компромиссным значением с точки зрения удовлетворения требуемой точности, отсутствием переобучения и длительностью обучения [27].

Разработка и тестирование программы

Укрупненная схема последовательного взаимодействия модулей программы представлена на рис. 1.

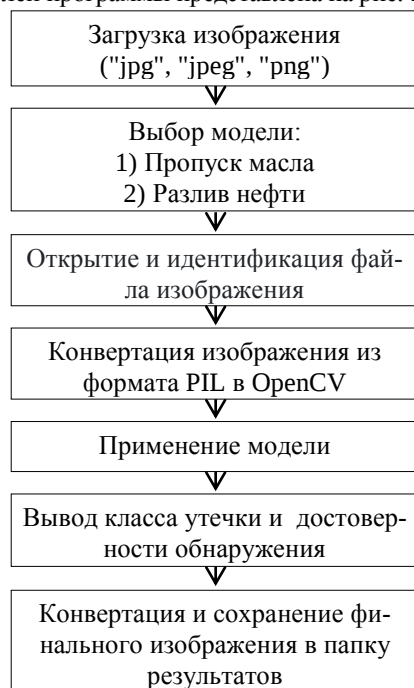


Рис. 1 – Укрупненная схема структура программы
Fig. 1 – The enlarged scheme of the program structure

Программа реализована в виде веб-приложения, интерфейс которой показан на рис. 2.

Обнаружение разливов нефти на нефтедобывающих объектах с помощью компьютерного зрения

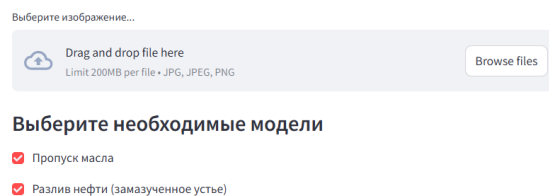


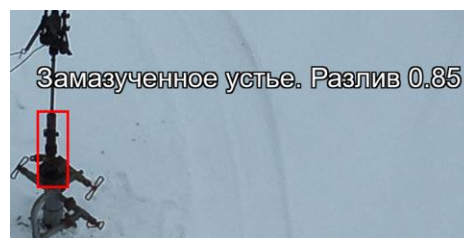
Рис. 2 – Интерфейс веб-приложения

Fig. 2 – Interface of the web-application

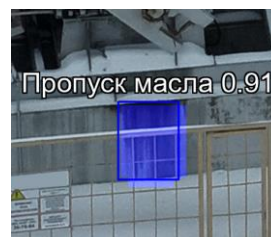
Результаты работы программы с обнаруженными и локализованными утечками на нефтедобывающих объектах представлены на рис. 3 и рис. 4.



а



б



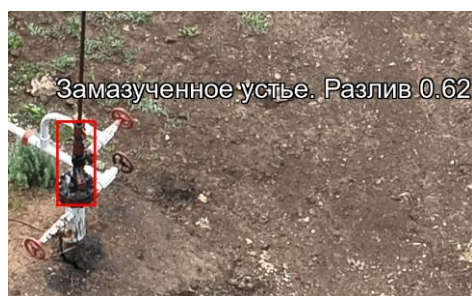
в

Рис. 3 – Пример обнаружения утечек (а – общий вид; б – разлив нефти; в – пропуск масла)

Fig. 3 – Example of leak detection (a – general view; b – oil spill; c – oil leak)



а



б



в

Рис. 4 – Пример обнаружения утечек (а – общий вид; б – разлив нефти; в – пропуск масла)

Fig. 4 – Example of leak detection (a – general view; b – oil spill; c – oil leak)

В таблице 1 представлены результаты оценки точности и полноты результатов обнаружения утечек с помощью предложенной модели [27, 28].

Таблица 1 – Результаты оценки модели

Table 1 – Model evaluation results

Обнаружение разлива нефти	
Количество размеченных изображений, шт.	1118
Точность (Precision)	82%
Полнота (Recall)	79%
F1-мера	80%
Обнаружение пропуска масла	
Количество размеченных изображений, шт.	698
Точность (Precision)	70%
Полнота (Recall)	80%
F1-мера (гармоническое среднее точности и полноты)	75%

На рис. 5 представлена оценка F1-меры при разных пороговых значениях достоверности (IoU) обнаружения объектов. Максимальное значение F1-меры достигает 0,76 для всех классов при пороге обнаружения 0,58.

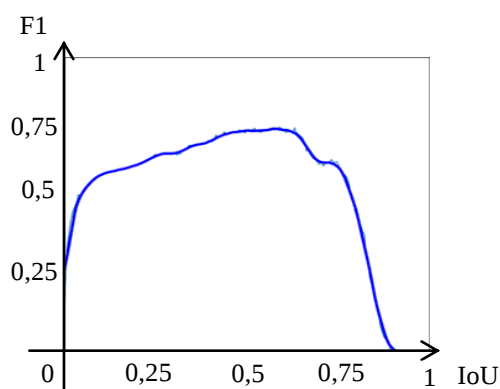


Рис. 5 – График зависимости F1-оценки от достоверности

Fig. 5 – F1-confidence curve

Закключение

Разработана программа для автоматизированного обнаружения разливов нефти и пропуска масла на нефтедобывающих объектах на основе модели сверточной нейронной сети YOLOv8s.

Собран и подготовлен набор реальных изображений для обучения и тестирования предложенной модели. Проведено тестирование программы и модели. Получены приемлемая точность, полнота и производительность модели при решении указанной задачи. Это подтверждает ее эффективность и применимость в реальных условиях нефтедобычи.

В заключение можно отметить, что разработанная программа имеет потенциал для дальнейшего развития и улучшения. При этом, традиционные методы, такие как выделение границ, пороговая обработка и методы классификации, могут быть полезны на этапах предварительной обработки или в качестве вспомогательных инструментов. Кроме того, для повышения точности планируется в дальнейшем применение методов расширения наборов данных для обучения модели YOLO [13].

Литература

1. Т.В. Шульгина, *Проблемы науки*, 2, (2018). Режим доступа в интернет: <https://cyberleninka.ru/article/n/prichiny-razлива-nefti> / Дата обращения: 02.02.2025.
2. В.А. Владимиров, *Стратегия гражданской защиты: проблемы и исследования*, 1, (2014). Режим доступа в интернет: <https://cyberleninka.ru/article/n/razlivy-nefti-prichiny-masshtaby-posledstviya> / Дата обращения: 02.02.2025.
3. С.В. Лозовой, *Отходы и ресурсы*, 1, (2024). Режим доступа в интернет: <https://resources.today/PDF/03NZOR124.pdf> / Дата обращения: 02.02.2025.

4. Ш.Е. Базарбаев, *Вестник науки*, 6-1, (2021). Режим доступа в интернет: <https://cyberleninka.ru/article/n/> Дата обращения: 02.02.2025.
5. М.С. Шкиндров, М.Г. Нуриев, З.М. Гизатуллин, *Вестник Казанского государственного энергетического университета*, 2, 26-37, (2016).
6. Ю.А. Тунакова, С.В. Новикова, В.С. Валиев, Е.В. Байбакова, *Вестник Технологического университета*, 26, 3, 72-78 (2023).
7. Д.А. Набиуллин, С.В. Новикова, Г.В. Моисеев, *Вестник Технологического университета*, 26, 2, 90-94 (2023).
8. А.С. Катасев, Б. Курбанов, *Вестник Технологического университета*, 26, 3, 67-71 (2023).
9. Т.В. Лаптева, Н.Н. Зиятдинов, Д.А. Мицай, И.И. Емельянов, *Моделирование энергоинформационных процессов*, 77-84 (2022).
10. Б.Х. Нургалиев, Д.В. Катасева, А.С. Катасев, *Вестник Технологического университета*, 24, 1, 104-107 (2021).
11. З.М. Гизатуллин, И.И. Глушков, С.А. Ляшева, М.П. Шлеймович, *Научно-технический вестник Поволжья*, 6, 55-57 (2023).
12. Н.В. Андреянов, А.А. Габидуллина, В.С. Покровский, А.Д. Павлов, *Научно-технический вестник Поволжья*, 5, 13-16 (2022).
13. Т.С. Евдокимова, Н.В. Андреянов, Л.Ф. Фаткуллина, *Научно-технический вестник Поволжья*, 11, 59-62 (2023).
14. Р.Р. Шарипов, А.Н. Ситников, *Вестник Технологического университета*, 22, 10, 143-147 (2019).
15. Р.Ф. Гибадуллин, И.С. Вершинин, Е.Е. Глебов, *Инженерный вестник Дона*, 6, 118-142 (2023).
16. Р.Ф. Гибадуллин, И.С. Вершинин, *Computational Nanotechnology*, 3, 121-129 (2023).
17. С.В. Шалагин, *Вестник Технологического университета*, 22, 2, 155-158 (2019).
18. М.М. Ляшева, С.А. Ляшева, В.М. Трегубов, М.П. Шлеймович, *Инженерный вестник Дона*, 10, 230-238, (2024).
19. Р.М. Шакирзянов, М.П. Шлеймович, *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*, 77, 101-112, (2021).
20. Р.М. Сафина, *Известия высших учебных заведений. Математика*, 6, 78-83, (2014).
21. Т.Х. Фаталиев, Ш.А. Мехтиев, *Информационные технологии. Проблемы и решения*, 3, 74-79, (2020).
22. З.А. Айроян, О.А. Коркишко, Г.В. Сухарев, *Инженерный вестник Дона*, 4, (2016). Режим доступа в интернет: <https://cyberleninka.ru/article/n/> / Дата обращения: 02.02.2025.
23. М.Г. Нуриев, З.М. Гизатуллин, Р.М. Гизатуллин, *Известия высших учебных заведений. Авиационная техника*, 2, 119-124, (2017).
24. М.Г. Нуриев, Р.М. Гизатуллин, З.М. Гизатуллин, *Известия высших учебных заведений. Авиационная техника*, 2, 137-141, (2018).
25. Я. Содем. Программирование компьютерного зрения на языке Python. – Москва: ЛитРес, 2022. – 314 с.
26. А. Коул, С. Ганджу, М. Казам. Искусственный интеллект и компьютерное зрение. Реальные проекты на Python, Keras и TensorFlow. – Санкт-Петербург: Питер, 2022. – 608 с.
27. Исчерпывающие учебники по Ultralytics YOLO. Режим доступа в интернет: <https://docs.ultralytics.com/ru/guides/> / Дата обращения: 02.02.2025.
28. Основы оценки и уточнения моделей. Режим доступа в интернет: <https://docs.ultralytics.com/ru/guides/model-evaluation-insights/> / Дата обращения: 02.02.2025.

References

1. T.V. Shulgina, *Problems of Science*, 2, (2018). Internet access mode: <https://cyberleninka.ru/article/n/prichiny-razliva-nefti/> / Date of access: 02.02.2025.
2. V.A. Vladimirov, *Civil Defense Strategy: Problems and Research*, 1, (2014). Internet access mode: <https://cyberleninka.ru/article/n/razlivy-nefti-prichiny-masshtaby-posledstviya/> / Date of access: 02.02.2025.
3. S.V. Lozovoy, *Waste and Resources*, 1, (2024). Internet access mode: <https://resources.today/PDF/03NZOR124.pdf> / Date of access: 02.02.2025.
4. Sh.E. Bazarbaev, *Bulletin of Science*, 6-1, (2021). Internet access mode: <https://cyberleninka.ru/article/n/> / Date of access: 02.02.2025.
5. M.S. Shkinderov, M.G. Nuriev, Z.M. Gizatullin, *Bulletin of the Kazan State Energy University*, 2, 26-37, (2016).
6. Yu.A. Tunakova, S.V. Novikova, V.S. Valiev, E.V. Baibakova, *Herald of Technological University*, 26, 3, 72-78 (2023).
7. D.A. Nabiullin, S.V. Novikova, G.V. Moiseev, *Herald of Technological University*, 26, 2, 90-94 (2023).
8. A.S. Katasev, B. Kurbanov, *Herald of Technological University*, 26, 3, 67-71 (2023).
9. T.V. Lapteva, N.N. Ziyatdinov, D.A. Mitsai, I.I. Emel'yanov, *Modeling of energy information processes*, 77-84 (2022).
10. B.Kh. Nurgaliev, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, *Herald of Technological University*, 24, 1, 104-107 (2021).
11. Z.M. Gizatullin, I.I. Glushkov, S.A. Lyasheva, M.P. Shleimovich, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga region*, 6, 55-57 (2023).
12. N.V. Andreyanov, A.A. Gabidullina, V.S. Pokrovsky, A.D. Pavlov, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 5, 13-16 (2022).
13. T.S. Evdokimova, N.V. Andreyanov, L.F. Fatkul-lina, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 11, 59-62 (2023).
14. R.R. Sharipov, A.N. Sitnikov, *Herald of Technological University*, 22, 10, 143-147 (2019).
15. R.F. Gibadullin, I.S. Vershinin, E.E. Glebov, *Engineering Bulletin of the Don*, 6 (102), 118-142 (2023).
16. R.F. Gibadullin, I.S. Vershinin, *Computational Nanotechnology*, 10, 3, 121-129 (2023).
17. S.V. Shalagin, *Herald of Technological University*, 22, 2, 155-158 (2019).
18. M.M. Lyasheva, S.A. Lyasheva, V.M. Tregubov, M.P. Shleimovich, *Engineering Bulletin of the Don*, 10, 230-238, (2024).
19. R.M. Shakirzyanov, M.P. Shleimovich, *Bulletin of the Ryazan State Radio Engineering University*, 77, 101-112, (2021).
20. R.M. Safina, *News of higher educational institutions. Mathematics*, 6, 78-83, (2014).
21. T.Kh. Fataliev, Sh.A. Mekhtiev, *Information technologies. Problems and solutions*, 3, 74-79, (2020).
22. Z.A. Ayroyan, O.A. Korkishko, G.V. Sukharev, *Engineering Bulletin of the Don*, 4, (2016). Internet access mode: <https://cyberleninka.ru/article/n/> / Date of access: 02.02.2025.
23. M.G. Nuriev, Z.M. Gizatullin, R.M. Gizatullin, *Russian Aeronautics*, 2, 119-124, (2017).
24. M.G. Nuriev, Z.M. Gizatullin, R.M. Gizatullin, *Russian Aeronautics*, 2, 137-141, (2018).
25. Ya. Solem. Computer vision programming in Python. – Moscow: LitRes, 2022. – 314 p.
26. A. Cole, S. Ganju, M. Kazam. Artificial Intelligence and Computer Vision. Real Projects on Python, Keras and TensorFlow. – Saint Petersburg: Piter, 2022. – 608 p.

27. Comprehensive tutorials on Ultralytics YOLO. Internet access mode: <https://docs.ultralytics.com/ru/guides/> / Date of access: 02.02.2025. ru/guides/model-evaluation-insights/ Date of access: 02.02.2025.
28. Fundamentals of model evaluation and refinement. Internet access mode: <https://docs.ultralytics.com/>

© **Д. И. Шигабетдинова** – магистрант кафедры Автоматизированных систем обработки информации и управления (АСОИУ), Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева (КНИТУ им. А.Н. Туполева), Казань, Россия, dilyara543@mail.ru; **З. М. Гизатуллин** – д-р. техн. наук, профессор, профессор кафедры АСОИУ, КНИТУ им. А.Н. Туполева, zmgizatullin@kai.ru; **М. П. Шлеймович** – канд. техн. наук, доцент, зав. кафедрой АСОИУ, КНИТУ им. А.Н. Туполева, shlch@mail.ru.

© **D. I. Shigabetdinova** – Master-student, Department of Automated Information Processing and Control Systems (AIPCS), Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev (KNRTU named after A.N. Tupolev), Kazan, Russia, dilyara543@mail.ru; **Z. M. Gizatullin** – Doctor of Sciences (Technical Sci.), Professor, Professor of the AIPCS department, KNRTU named after A.N. Tupolev, zmgizatullin@kai.ru; **M. P. Shleymovich** – PhD (Technical Sci.), Associate Professor, Head of the AIPCS department, KNRTU named after A.N. Tupolev, shlch@mail.ru.

Дата поступления рукописи в редакцию – 04.04.25.

Дата принятия рукописи в печать – 14.04.25.