

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

INFORMATION TECHNOLOGIES



УДК 519.6

Оригинальное эмпирическое исследование

<https://doi.org/10.23947/2587-8999-2024-8-4-43-48>

Идентификация морских разливов нефти на основе нейросетевых технологий

В.В. Сидорякина^{1,2}  , Д.А. Соломаха¹¹ Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация² Таганрогский институт имени А.П. Чехова (филиал) Ростовского государственного экономического университета (РИНХ), г. Таганрог, Российская Федерация cvv9@mail.ru

Аннотация

Введение. Обнаружение разливов нефти является важной задачей в деле мониторинга состояния морской экосистемы, защиты и минимизации последствий аварийных ситуаций. Для оперативной оценки и реагирования на чрезвычайные ситуации необходима разработка быстрых и точных методов обнаружения и картирования разливов нефти в море. Данные аэрофотосъемки с высоким пространственным разрешением предоставляют исследователям возможность удаленного наблюдения за цветом вод. Улучшению и автоматизации процедур интерпретации и анализа снимков способствуют технологии искусственного интеллекта. Целью настоящей работы является разработка подходов к идентификации разлившейся на водной поверхности нефти с использованием нейросетей и машинного обучения.

Материалы и методы. Методами компьютерного анализа изображений и машинного обучения созданы алгоритмы, способные автоматически идентифицировать морские разливы нефти. Для задачи сегментации изображений применялась сверточная нейронная сеть U-Net. Для разработки архитектуры нейросети была использована библиотека PyTorch, написанная на языке Python. В качестве оптимизатора нейросети был выбран AdamW. Обучение нейронной сети проводилось с помощью датасета, созданного на основе 8700 изображений.

Результаты исследования. Оценка производительности обнаружения разлитой нефти на водной поверхности выполнена на основе метрик IoU, Precision, Recall, Accuracy и F1 score. Проведенные расчеты с использованием указанных метрик демонстрируют точность идентификации около 83–88 %, что позволяет сделать вывод об эффективности используемых алгоритмов.

Обсуждение и заключение. Сверточная сеть U-Net успешно обучена и способна давать высокую точность при обнаружении морских разливов нефти на заданном датасете. Перспективами дальнейших работ авторов является создание алгоритмов с использованием более сложной нейросетевой модели и методов аугментации изображений.

Ключевые слова: морские системы, обнаружение разлива нефти, аэрофотоснимки, глубокое обучение, сегментация изображений, U-Net, оптимизатор AdamW

Финансирование. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23–21–00509, <https://rscf.ru/project/23-21-00509>

Для цитирования. Сидорякина В.В., Соломаха Д.А. Идентификация морских разливов нефти на основе нейросетевых технологий. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2024;8(4):43–48. <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2024-8-4-43-48>

Original Empirical Research

Identification of Marine Oil Spills Using Neural Network Technologies

Valentina V. Sidoryakina^{1,2} , Denis A. Solomakha¹¹ Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation² Taganrog Institute named after A.P. Chekhov (branch) of RSUE, Taganrog, Russian Federation cvv9@mail.ru

Abstract

Introduction. Detecting oil spills is a critical task in monitoring the marine ecosystem, protecting it, and minimizing the consequences of emergency situations. The development of fast and accurate methods for detecting and mapping oil spills at sea is essential for prompt assessment and response to emergencies. High-resolution aerial photography provides

researchers with a tool for remote monitoring of water discoloration. Artificial intelligence technologies contribute to improving and automating the interpretation and analysis of such images. This study aims to develop approaches for identifying oil spilled on water surfaces using neural networks and machine learning techniques.

Materials and Methods. Algorithms capable of automatically identifying marine oil spills were developed using computer image analysis and machine learning methods. The U-Net convolutional neural network was employed for image segmentation tasks. The neural network architecture was designed using the PyTorch library implemented in Python. The AdamW optimizer was chosen for training the network. The neural network was trained on a dataset comprising 8,700 images.

Results. The performance of oil spill detection on water surfaces was evaluated using metrics such as IoU, Precision, Recall, Accuracy, and F1 score. Calculations based on these metrics demonstrated identification accuracy of approximately 83–88%, confirming the efficiency of the algorithms used.

Discussion and Conclusion. The U-Net convolutional network was successfully trained and demonstrated high accuracy in detecting marine oil spills on the given dataset. Future work will focus on developing algorithms using more advanced neural network models and image augmentation methods.

Keywords: marine systems, oil spill detection, aerial photography, deep learning, image segmentation, U-Net, AdamW optimizer

Funding. The study was supported by the Russian Science Foundation grant No. 23–21–00509, <https://rscf.ru/project/23-21-00509>

For Citation. Sidoryakina V.V., Solomakha D.A. Identification of Marine Oil Spills Using Neural Network Technologies. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2024;8(4):43–48. <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2024-8-4-43-48>

Введение. Нефтяные разливы являются одним из основных источников загрязнения морей, оказывая негативное влияние на экосистему водоема. Токсичные химические вещества, входящие в состав нефти, после попадания в водоём могут длительное время оставаться в его толще и даже опускаться на морское дно, оказывая влияние на скорость седиментации. Разлив нефти может быть вызван намеренно, когда грузовые суда, транспортирующие нефть, сбрасывают отработанное масло и льяльные воды в море. Однако, большинство нефтяных разливов имеют случайный характер и, как правило, связаны с аварийными ситуациями, время, место и масштаб которых трудно предугадать. К ним можно, например, отнести аварии танкеров и утечки из морских установок. Для обнаружения и оперативного принятия мер по эффективной ликвидации последствий разлива нефти необходим набор современных методов мониторинга состояния морских экосистем, требующий высокой точности и оперативности [1, 2].

Идентификация морских разливов нефти на основе нейросетевых технологий в последние годы приобретает важное значение в деле контроля за экологической ситуацией водных объектов. С применением нейронных сетей возможно эффективно обрабатывать большие объемы данных, что позволяет в реальном времени детектировать изменения на морской поверхности [3]. Алгоритмы глубокого обучения способны выявлять паттерны, характерные для разливов нефти, даже при наличии сложных фонов и шумов в данных. Использование таких технологий не только повышает скорость идентификации, но и способствует более точному прогнозированию потенциальных зон загрязнения.

К настоящему времени в мировой исследовательской практике накоплен значительный опыт в области идентификации нефтяных разливов на водных поверхностях на основе нейросетевых технологий [4–9]. Несмотря на имеющийся задел, вопросы распознавания данных структур в морских водах являются актуальными и нуждаются в дополнительных разработках. К данной области исследований и отнесена настоящая работа.

Материалы и методы. Для решения задач сегментации изображений нефтяных пятен на морской поверхности в работе используется сверточная нейронная сеть глубокого обучения U-Net. Выбор данной сети авторами сделан обоснованно, на основе её сравнения с сетями FCN32, SegNet, DelitedSegNet в задаче распознавания структур на водной поверхности [10, 11]. Для разработки архитектуры сети была использована библиотека PyTorch, написанная на языке Python.

Наиболее важную роль в искусственных нейронных сетях играют методы оптимизации, существенно влияющие на процесс обучения. Конечная точность в процессе обучения нейросети определяется согласованием значений весов искусственных нейронов с функцией потерь, которую с каждой эпохой необходимо минимизировать. Когда оптимизация проходит быстро и сходится к глобальному минимуму, то увеличивается точность распознавания и уменьшается время обучения. В качестве оптимизатора нейросети был выбран AdamW — один из самых эффективных алгоритмов оптимизации в обучении нейронных сетей. AdamW обновляет скорость обучения для каждого веса сети индивидуально во время обучения. Для минимизации функции потерь применялся алгоритм модифицированного градиентного спуска. Использованы следующие параметры: размер пакета — 64, значение импульса — 0,9, скорость обучения — 0,001.

Обучение нейронной сети проводилось с помощью датасета, созданного на основе 8700 изображений. Изображения представляют снимки, полученные в ходе аэрофотосъемки. Перед обучением данные были разделены следующим образом: 90 % — тренировочная выборка, 5 % — валидационная выборка, 5 % — тестовая выборка.

На рис. 1, 2 представлены графики точности и потерь на этапах обучения и валидации модели нейронной сети.

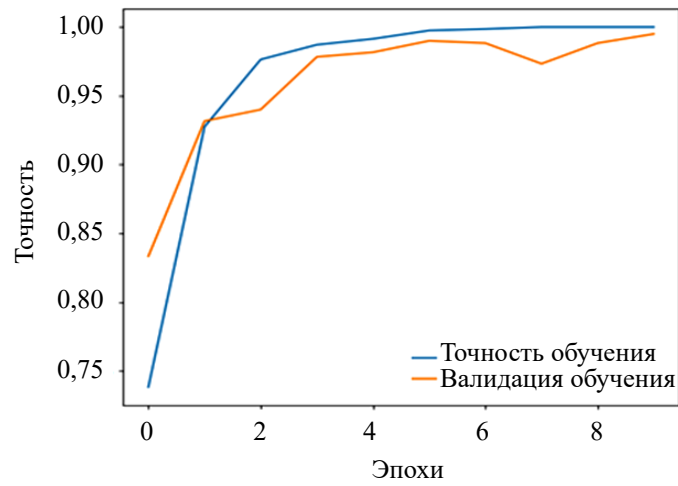


Рис. 1. График точности при обучении нейросети

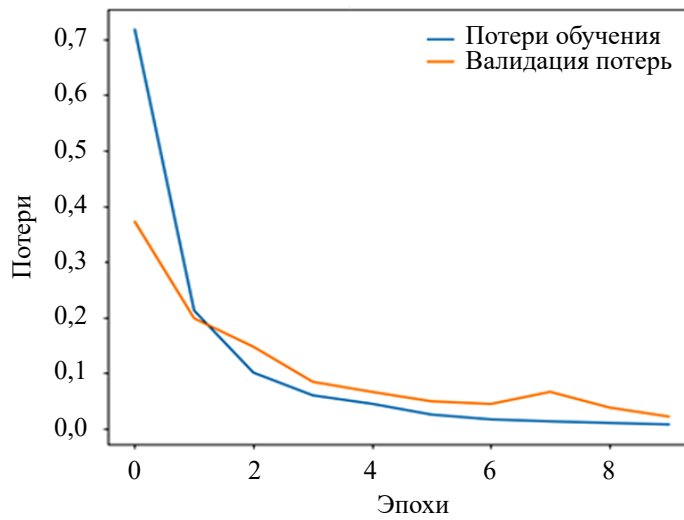
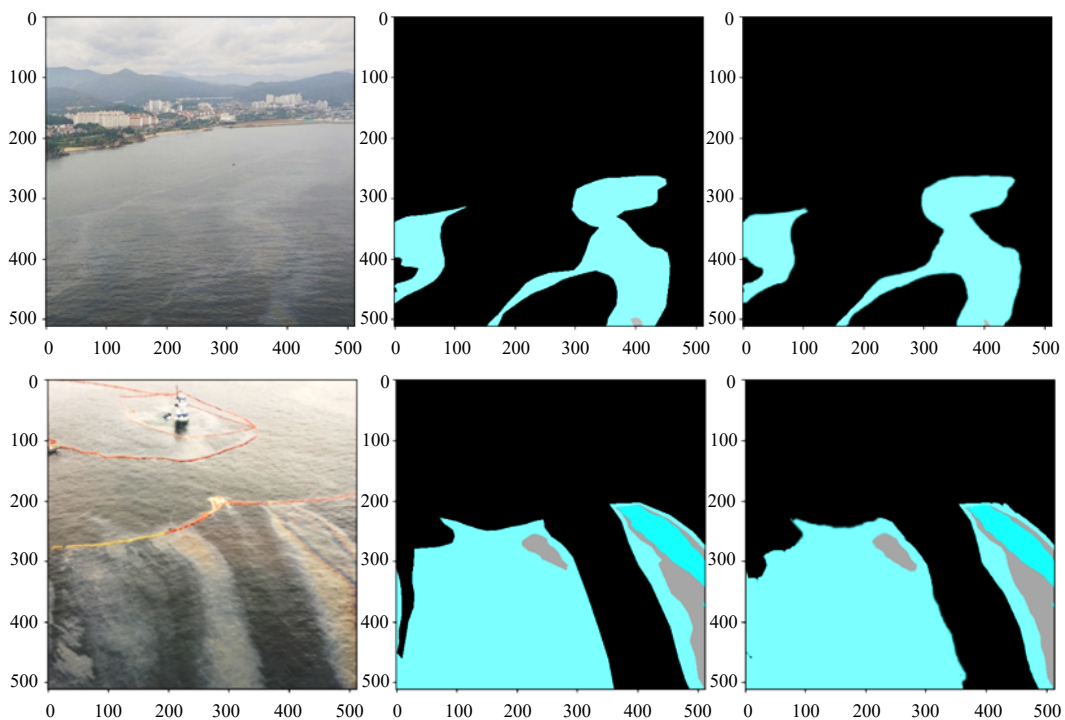


Рис. 2. График функции потерь при обучении нейросети

Результаты численных экспериментов, проводимых по сегментации разливов нефти для различных её типов, представлены на рис. 3.



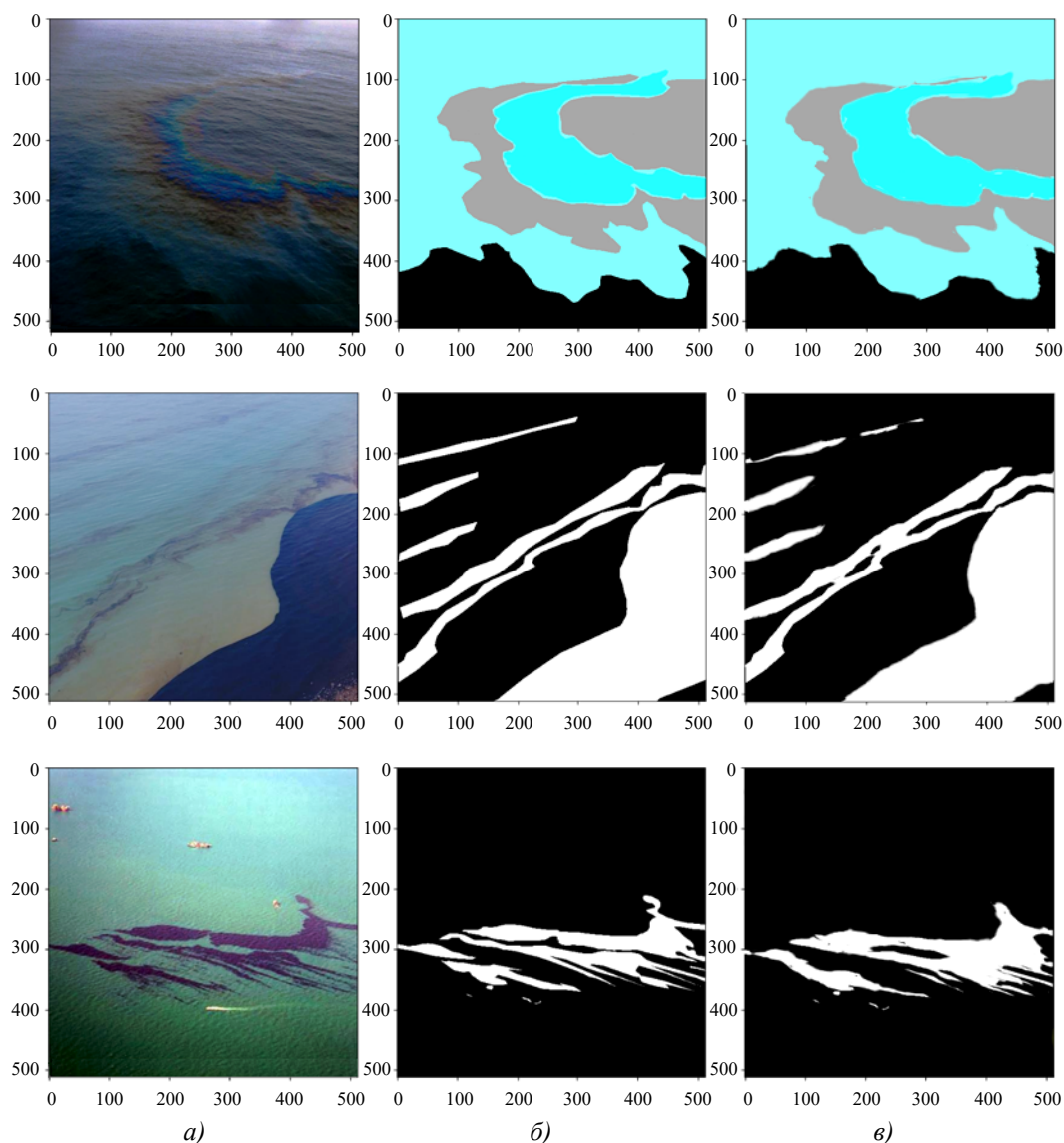


Рис. 3. Численные эксперименты, проводимые для аэрофотоснимков:
a — входные изображения; *б* — маски изображений; *в* — результаты сегментации

При создании цветовой сегментации использована модель RGB, включающая: Rainbow oil (55, 255, 255), silver oil (155, 255, 255), brown oil (180, 180, 180), black oil (0, 0, 0), background (255, 255, 255). Для идентификации определенного типа нефти выбран конкретный спектр. Для оценки метрики автоматизированных классификаторов использовались метрики: IoU, Precision, Recall, Accuracy и F1 score, получившие широкое распространение в задачах обнаружения и сегментации.

Таблица 1

Точность моделей при использовании рассматриваемого набора данных

Модель нейронной сети	IoU	Precision	Recall	Accuracy	F1 score
Вероятность распознавания разливов нефти по данным аэрофотоснимков	0,83	0,86	0,88	0,85	0,87

Из данных таблицы следует, что достигнутая точность по упомянутым метрикам составляет 83–88 %, что демонстрирует не только успешное обнаружение нефти, но и её типизации — аспект, который в значительной степени игнорируется в данной области исследования. Расчеты выполнены с использованием графического процессора NVIDIA GeForce RTX 4090.

Обсуждение и заключение. Результаты работы связаны с проблемой обнаружения и сегментации случаев морских разливов нефти с использованием структур глубокого обучения. Семантическая сегментация выполнена с использованием полностью сверточной сети U-Net. Точность распознавания данных структур на водной поверхности составила более 83 % (по расчетам для метрик IoU, Precision, Recall, Accuracy и F1 score), что демонстрирует эффективность используемых алгоритмов.

Перспективами дальнейших работ авторов является создание алгоритмов с использованием более сложной нейросетевой модели и методов аугментации изображений. Авторы выражают признательность за обширный набор данных, предоставленный зарубежными коллегами [12], позволивший провести экспериментальную часть данного исследования.

Список литературы / References

1. Сидорякина В.В. Математическая модель процесса распространения нефтяных загрязнений в прибрежных морских системах. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2023;7(4):39–46. <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2023-7-4-39-46>
- Sidoryakina V.V. Mathematical model of the process of oil pollution spreading in coastal marine systems. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2023;7(4):39–46. (In Russ.). <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2023-7-4-39-46>
2. Sidoryakina V., Filina A. A set of tools for predictive modeling of the spatial distribution of oil pollution. *E3S Web of Conferences*. 2024;592:04017. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202459204017>
3. Муратов М.В., Конов Д.С., Петров Д.И., Петров И.Б. Применение сверточных нейронных сетей для поиска и определения физических характеристик неоднородностей в геологической среде по сейсмическим данным. *Математические заметки СВФУ*. 2023;30(1):101–113. <https://doi.org/10.25587/SVFU.2023.87.50.008>
- Muratov M.V., Konov D.S., Petrov D.I., Petrov I.B. Application of convolutional neural networks for searching and determining physical characteristics of heterogeneities in the geological environment based on seismic data. *Mathematical notes of NEFU*. 2023;30(1):101–113. (In Russ.). <https://doi.org/10.25587/SVFU.2023.87.50.008>
4. Huang X., Zhang B., Perrie W., Lu Y., Wang C. A novel deep learning method for marine oil spill detection from satellite synthetic aperture radar imagery. *Marine Pollution Bulletin*. 2022;179:11366. <https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2022.113666>
5. Rousso R., Katz N., Sharon G., Glizerin Y., Kosman E., Shuster A. Automatic Recognition of Oil Spills Using Neural Networks and Classic Image Processing. *Water*. 2022;14:1127. <https://doi.org/10.3390/w14071127>
6. Favorskaya M., Nishchhal N. Verification of Marine Oil Spills Using Aerial Images Based on Deep Learning Methods. *Informatics and Automation*. 2022; 21(5):937–962. <https://doi.org/10.15622/ia.21.5.4>
7. Zeng K., Wang Y. A Deep Convolutional Neural Network for Oil Spill Detection from Spaceborne SAR Images. *Remote Sens*. 2020;12:1015. <https://doi.org/10.3390/rs12061015>
8. Yekeen S.T., Balogun A.L. Automated Marine Oil Spill Detection Using Deep Learning Instance Segmentation Model. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* 2020;XLIII-B3-2020:1271–1276. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-1271-2020>
9. Сафин М.А., Бикбулатов Р.И., Пирогова А.М. Повышение эффективности автоматической идентификации разливов нефти с помощью беспилотных летальных аппаратов. *Инженерный вестник Дона*. 2022;12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2022/8046 (дата обращения: 25.11.2024).
- Safin M.A., Bikbulatov R.I., Pirogova A.M. Improving the efficiency of automatic identification of oil spills using unmanned aerial vehicles. *Engineering Bulletin of the Don*. 2022;12. (in Russ.). URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2022/8046 (accessed: 25.11.2024).
10. Sukhinov A., Sidoryakina V., Solomakha D. Identification of plankton populations in the surface waters of the Azov Sea based on neural network structures of various architectures. *BIO Web of Conferences*. 2024;141:03003. <https://doi.org/10.1051/bioconf/202414103003>
11. Сухинов А.И., Сидорякина В.В., Соломаха Д.А. Идентификация планктонных популяций на поверхности морских систем на основе методов машинного обучения. В: *Материалы международной научно-практической конференции «Приоритетные направления развития науки и образования в условиях формирования технологического суверенитета»*. Ростов-на-Дону: ДГТУ-Принт; 2024. С. 272–277.
- Sukhinov A.I., Sidoryakina V.V., Solomakha D.A. Identification of plankton populations on the surface of marine systems based on machine learning methods. *Priority areas for the development of science and education in the context of the formation of technological sovereignty: materials of the International scientific and practical conference*. Rostov-on-Don: DSTU-Print; 2024. P. 272–277. (In Russ.)
12. Bui N.A., Oh Y.G., Lee I.P. Oil spill detection and classification through deep learning and tailored data augmentation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2024;129:103845. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103845>

Об авторах:

Валентина Владимировна Сидорякина, кандидат физико-математических наук, доцент кафедры математики и информатики Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1); доцент кафедры математики и физики Таганрогского института имени А.П. Чехова (филиала) Ростовского государственного экономического университета (347936, Российская Федерация, г. Таганрог, ул. Инициативная, 48); [ORCID](#), [SPIN-код](#), [ResearcherID](#), [MathSciNet](#), [ScopusID](#), cvv9@mail.ru

Денис Анатольевич Соломаха, студент кафедры математики и информатики Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [SPIN-код](#), solomakha.05@yandex.ru

Заявленный вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the Authors:

Valentina V. Sidoryakina, Cand. Sci. (Phys. – math.), Associate Professor at the Department of Mathematics and Computer Science, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation); Associate Professor at the Department of Mathematics and Physics, Taganrog Institute named after A.P. Chekhov (branch) of RSUE (RINH) (347936, Russian Federation, Taganrog, Initiativnaya Str., 48), [ORCID](#), [SPIN-code](#), [ResearcherID](#), [MathSciNet](#), [ScopusID](#), cvv9@mail.ru

Denis A. Solomakha, 4th year student at the Department of Mathematics and Computer Science, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [SPIN-code](#), solomakha.05@yandex.ru

Claimed Contributorship: the authors contributed equally to this article.

Conflict of Interest Statement: the authors declare no conflict of interest.

All authors have read and approved the final manuscript.

Поступила в редакцию / Received 30.10.2024

Поступила после рецензирования / Reviewed 29.11.2024

Принята к публикации / Accepted 06.12.2024