

ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

УДК 004.93

DOI 10.55421/3034-4689_2025_28_4_84

А. А. Алексеева, Д. В. Катасёва

НЕЙРОСЕТЕВОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ РУКОПИСНЫХ БУКВ АНГЛИЙСКОГО АЛФАВИТА

Ключевые слова: сверточная нейронная сеть, компьютерное зрение, нейросетевое моделирование, распознавание изображений, рукописные символы, буквы английского алфавита.

В статье решается задача разработки сверточной нейросетевой модели для распознавания рукописных букв английского алфавита. Рассматриваются основные подходы к распознаванию символов. Отмечается, что традиционные методы оптического распознавания текста, основанные на правилах и статистических моделях, уступают место более гибким и эффективным нейросетевым подходам. Для реализации такого подхода выполнены следующие этапы: получение исходных данных для анализа, построение архитектуры нейросетевой модели, обучение модели и оценка результатов ее работы. Для построения модели выбран общедоступный набор данных EMNIST на платформе Kaggle, содержащий 88800 изображений рукописных букв английского алфавита. Для наглядности приведен пример изображений из набора данных. Описана архитектура нейросетевой модели. В качестве платформы для ее обучения использована среда моделирования MATLAB. Для обучения нейронной сети использован оптимизатор Adam с начальной скоростью обучения 0.001 и максимальным количеством эпох, равным 10. Размер пакета был установлен на уровне 64, что обеспечивало баланс между скоростью обучения и качеством обновлений весов. Обучение модели осуществлялось с помощью функции trainNetwork, которая принимала подготовленный набор изображений и меток. Каждая эпоха обучения включала в себя расчет точности, что позволяло следить за ходом построения модели. Точность нейросетевой модели после обучения составила 92%. Для оценки результатов работы нейросетевого классификатора изображений была построена матрица ошибок, анализ которой позволил сделать вывод, что у нейросетевой модели возникают трудности с распознаванием букв «i» и «l» поскольку эти буквы очень похожи и, исходя из разных почерков и небольших шумов, становится невозможным определить без дополнительной информации, какая из букв представлена на изображении. Для проверки устойчивости модели к внешним искажениям проведено исследование, включающее добавление случайного гауссовского шума к изображениям из тестовой выборки. После добавления шума точность нейросетевой классификации снизилась с 92% до 88,27%. Это указывает на то, что модель сохраняет относительно высокую точность, несмотря на наличие зашумленных данных. Построенная модель показала высокую точность распознавания изображений английских рукописных букв. Несмотря на снижение точности при добавлении шумов и искажений, модель продемонстрировала хорошую обобщающую способность. Это указывает на ее адекватность и возможность эффективного практического использования.

А. А. Alekseeva, D. V. Kataseva

RECOGNITION OF ENGLISH CAPITAL LETTERS BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Keywords: convolutional neural network, computer vision, neural network modeling, image recognition, handwritten characters, letters of the English alphabet.

The article solves the problem of developing a convolutional neural network model for recognizing handwritten letters of the English alphabet. The main approaches to character recognition are considered. It is noted that traditional methods of optical character recognition based on rules and statistical models are giving way to more flexible and efficient neural network approaches. To implement this approach, the following steps were performed: obtaining the initial data for analysis, building the architecture of the neural network model, training the model and evaluating the results of its operation. To build the model, a publicly available EMNIST dataset on the Kaggle platform was selected, containing 88,800 images of handwritten letters of the English alphabet. For clarity, an example of images from the dataset is provided. The architecture of the neural network model is described. The MATLAB modeling environment was used as a platform for its training. The Adam optimizer with an initial learning rate of 0.001 and a maximum number of epochs of 10 was used to train the neural network. The batch size was set at 64, which ensured a balance between the learning rate and the quality of weight updates. The model was trained using the trainNetwork function, which accepted a prepared set of images and labels. Each training epoch included an accuracy calculation, which made it possible to monitor the progress of model construction. The accuracy of the neural network model after training was 92%. To evaluate the performance of the neural network image classifier, an error matrix was constructed, the analysis of which allowed us to conclude that the neural network model has difficulties recognizing the letters "i" and "l" since these letters are very similar and, based on different handwritings and small noises, it becomes impossible to determine without additional information which of the letters is presented in the image. To test the model's robustness to external distortions, a study was conducted that included adding random Gaussian noise to the images from the test set. After adding noise, the accuracy of the neural network classification decreased from 92% to 88.27%. This indicates that the model maintains relatively high accuracy despite the presence of noisy data. The constructed model demonstrated high accuracy of recognition of images of English handwritten letters. Despite the decrease in accuracy when adding noise and distortions, the model demonstrated good generalization ability. This indicates its adequacy and the possibility of effective practical use.

Введение

В последние годы нейронные сети приобрели широкую популярность, став одной из ключевых технологий в области анализа данных [1-3], моделирования [4-6] и искусственного интеллекта [7-9]. На данный момент их применение охватывает различные сферы деятельности [10-14], включая медицину, финансы, промышленность и многие другие.

В настоящее время актуальной задачей, решаемой с помощью нейросетевых моделей [15-17], является распознавание текстовых символов, которое применяется для автоматического чтения документов, обработки рукописных текстов в системах электронного обучения, биометрической идентификации и многих других [18-21]. Традиционные методы оптического распознавания текста [22, 23], основанные на правилах и статистических моделях, уступают место более гибким и эффективным нейросетевым подходам [24, 25]. Нейросетевые модели предлагают эффективные методы решения различных задач, благодаря своей способности обучаться на больших объемах данных и выявлять в них сложные закономерности.

Основные типы алгоритмов распознавания символов

Существует несколько типов алгоритмов распознавания символов, среди которых можно выделить следующие [26-28]:

1) алгоритм на основе грамматик (используют набор правил для определения структуры и взаимосвязей символов в тексте, который представляется в виде графа, а символы анализируются как элементы формального языка);

2) алгоритм линейного распределения (текст разбивается на строки, а затем на отдельные буквы; для каждого символа формируются гипотезы, которые оцениваются с использованием принципов целостности, целеполагания и адаптивности; такой алгоритм позволяет эффективно обрабатывать текст, однако требует точной настройки параметров для достижения высокой точности распознавания);

3) алгоритм контурного анализа (использует модели кривых для точного определения границ символов, характеризуется высокой скоростью работы и минимальным влиянием внешних факторов на результаты; основное преимущество алгоритма – его простота, однако для сложных символов и нестандартных шрифтов его эффективность снижается);

4) алгоритм на основе сверточных нейронных сетей (нейросетевая сверточная модель обучается на основе большого объема данных и способна адаптироваться к различным шрифтам и языкам, что делает ее эффективной для распознавания текста).

Для распознавания текста высокого качества наиболее эффективными являются алгоритмы, основанные на грамматиках и линейном распределении. Для распознавания более сложных, в частности, рукописных символов лучше подходят методы контурного анализа и сверточные нейронные сети.

В данной работе для решения задачи распознавания рукописных букв английского алфавита при-

менен нейросетевой подход [29, 30]. Для его реализации выполнены следующие этапы:

- 1) получение исходных данных для анализа;
- 2) построение архитектуры нейросетевой модели;
- 3) обучение нейросетевой модели;
- 4) оценка результатов работы модели.

Рассмотрим эти этапы более подробно.

Получение и подготовка данных для построения нейросетевой модели

Для построения модели выбран общедоступный набор данных EMNIST [32] на платформе Kaggle [32], содержащий 88800 изображений рукописных букв в черно-белом формате размером 28×28 пикселей, содержащий заглавные и строчные буквы.

На рисунке 1 представлены примеры изображений рукописных букв из набора данных.



Рис. 1 – Примеры изображений из набора данных

Fig. 1 – Example images from the dataset

Модель принимает на вход изображения размером 28×28 пикселей с одним цветовым каналом. На первом этапе данные загружаются из CSV-файла, после чего они разделяются на метки и пиксели изображений. Пиксели изображений преобразуются в формат 28×28×1 и нормализуются, чтобы значения находились в диапазоне от 0 до 1. Метки преобразуются в категориальный формат, что позволяет модели работать с 26 классами, соответствующими буквам английского алфавита от A до Z.

Архитектура нейросетевой модели

Архитектура модели включает несколько слоев [33]. Входной слой принимает изображения и передает их в первый сверточный слой, который содержит 16 фильтров размером 3×3 с использованием нулевого дополнения (padding='same'). Это позволяет сохранить размерность входного изображения, что важно для дальнейшей обработки.

После первого сверточного слоя применяется слой пакетной нормализации, который нормализует выходные данные и помогает ускорить процесс обучения, улучшая стабильность модели.

Далее следует слой активации ReLU, который вводит нелинейность в модель, позволяя ей обучаться более сложным функциям.

После этого используется слой максимального пуллинга с размером окна 2×2 и шагом 2, что уменьшает размерность выходных данных и выделяет наиболее значимые признаки, предотвращая переобучение.

Второй сверточный слой содержит 32 фильтра размером 3×3 с нулевым дополнением. Этот слой извлекает более сложные признаки из изображений. Снова применяется слой пакетной нормализации и активации ReLU для улучшения процесса обучения. Второй слой максимального пуллинга также уменьшает размерность выходных данных.

На завершающем этапе архитектуры находится полносвязный слой, который содержит 26 нейронов, соответствующих классам букв от А до Z. Этот слой формирует окончательные представления для классификации на основе извлеченных признаков.

Завершает архитектуру слой Softmax, выполняющий классификацию, выдавая вероятности принадлежности изображения к каждому из классов.

Обучение нейросетевого классификатора изображений

В качестве платформы для построения нейросетевой сверточной модели использована среда моделирования MATLAB [34]. Для обучения нейронной сети использован оптимизатор Adam с начальной скоростью обучения 0.001 и максимальным количеством эпох, равным 10. Размер пакета был установлен на уровне 64, что обеспечивало баланс между скоростью обучения и качеством обновлений весов. Данные для проверки были выделены из тестового набора изображений, что позволяло контролировать качество модели на данных, которые она не видела во время обучения.

Обучение модели осуществлялось с помощью функции trainNetwork, которая принимала подготовленный набор изображений и меток. Каждая эпоха обучения включала в себя расчет точности, что позволяло следить за ходом построения модели.

На рисунке 2 представлен график обучения сверточной нейросетевой модели.

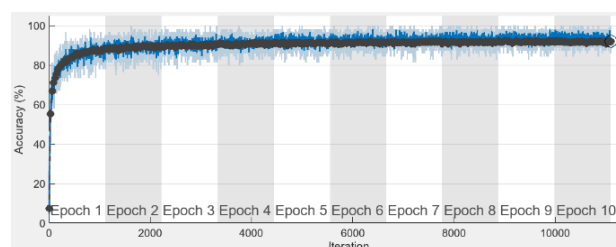


Рис. 2 – График обучения нейронной сети

Fig. 2 – Neural network training schedule

После завершения обучения модель была протестирована на отложенном наборе данных для оценки ее адекватности [35]. Для этого применялась функция classify, которая определяет классы для тестовых изображений. Точность модели рассчитывалась как среднее значение правильных результатов классификаций по сравнению с реальными метками классов в тестовом наборе данных. Точность модели составила 92%.

Оценка результатов классификации

Для оценки результатов работы нейросетевого классификатора изображений была построена матрица ошибок [36], представленная на рисунке 3.

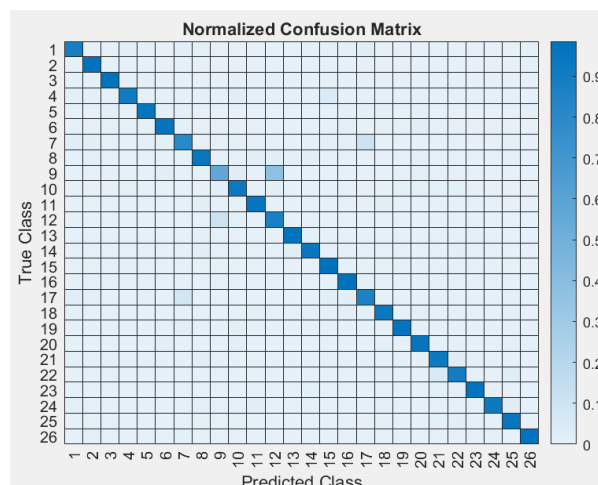


Рис. 3 – Матрица классификации

Fig. 3 – Classification matrix

Диагональные элементы матрицы показывают правильные результаты классификации, а элементы вне диагонали – ошибки классификации.

Из представленной матрицы можно заметить, что у нейросетевой модели возникают трудности с распознаванием букв «i» и «l» поскольку эти буквы очень похожи и, исходя из разных почерков и небольших шумов, становится невозможным определить без дополнительной информации, какая из букв представлена на изображении.

На основе матрицы можно сделать вывод, что большинство ошибок происходит в случае распознавания букв, имеющих схожую форму. Например, «O» и «Q» или «i» и «l» – визуально схожие буквы, и модель иногда путает их. Это может быть связано с недостаточной обученностью модели на таких примерах или с особенностями изображений (нечеткие границы, недостаточная контрастность).

Для проверки устойчивости модели к внешним искажениям проведено исследование, включающее добавление случайного гауссовского шума [37] к изображениям из тестовой выборки. Шум добавлялся для моделирования реальных условий, в которых данные могут быть искажены из-за плохого качества изображений, засветов или других факторов.

На рисунке 4 показаны изображения с шумами.

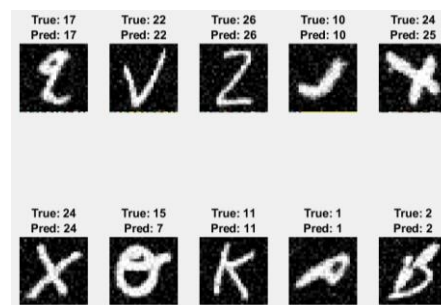


Рис. 4 – Примеры изображений с шумами

Fig. 4 – Examples of images with noise

После добавления гауссовского шума точность нейросетевой классификации снизилась с 92% до 88,27%. Это указывает на то, что модель сохраняет

относительно высокую точность, несмотря на наличие зашумленных данных.

Заключение

Таким образом, построенная сверточная нейросетевая модель показала высокую точность распознавания изображений английских рукописных букв на обучающей и тестовой выборках данных. Несмотря на снижение точности при добавлении шумов и искажений, модель продемонстрировала хорошую обобщающую способность. Это указывает на ее адекватность и возможность эффективного практического использования.

В перспективе целесообразно улучшение модели с помощью более сложных архитектур и методов, таких как использование трансформеров [38, 39] или генеративных моделей [40, 41] для аугментации данных [42-44]. Также возможна оптимизация модели для работы в реальных приложениях, таких как мобильные устройства или системы автоматического распознавания текста.

Литература

1. А.З. Асанов, И.Ю. Мышкина, *Проблемы управления*, 1, 31-39 (2017).
2. Н.Н. Зиятдинов, И.И. Емельянов, Т.В. Лаптева, А.А. Рыжова, А.Н. Игнатьев, *Теоретические основы химической технологии*, 54, 2, 144-162 (2020).
3. М.В. Дагаева, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, *Информация и безопасность*, 21, 4, 540-545 (2018).
4. З.М. Гизатуллин, Р.М. Гизатуллин, М.С. Шкиндров, М.Г. Нуриев, Р.И. Салимов, *Журнал радиоэлектроники*, 12, 1-16 (2016).
5. Э.Ш. Кремлёва, А.П. Кирпичников, С.В. Новикова, Н.Л. Валитова, *Вестник Технологического университета*, 21, 8, 109-115 (2018).
6. А.С. Катасёв, *Автоматизация процессов управления*, 1 (55), 21-29 (2019).
7. С.В. Новикова, Ю.А. Тунакова, А.Р. Шагидуллин, О.Н. Кузнецова, *Вестник Технологического университета*, 23, 9, 89-92 (2020).
8. О.А. Пырнова, *Научно-технический вестник Поволжья*, 11, 254-256 (2023).
9. А.Р. Абдулхаков, А.С. Катасёв, *Фундаментальные исследования*, 5-3, 471-475 (2015).
10. М.А. Подольская, А.С. Катасёв, *Казанский медицинский журнал*, 88, 4, 346-351 (2007).
11. Г.М. Островский, Н.Н. Зиятдинов, Т.В. Лаптева, Д.А. Рыжов, *Теоретические основы химической технологии*, 42, 4, 401-412 (2008).
12. Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, *Информация и безопасность*, 19, 4, 551-554 (2016).
13. А.О. Евсеева, А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, *Информация и безопасность*, 19, 4, 535-538 (2016).
14. О.А. Пырнова, Р.С. Зарипова, *International Journal of Advanced Studies*, 12, 3-2, 46-51 (2022).
15. Е.С. Майорова, Р.С. Зарипова, *Научно-технический вестник Поволжья*, 11, 228-230 (2023).
16. М.В. Дагаева, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, *Информация и безопасность*, 21, 3, 366-371 (2018).
17. Б.Х. Нургалиев, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, *Вестник Технологического университета*, 24, 1, 104-107 (2021).
18. С.А. Щаников, И.А. Борданов, С.Н. Данилин, *Методы и устройства передачи и обработки информации*, 21, 61-67 (2019).
19. G.S. Dotsenko, A.S. Dotsenko, *Mathematical Biology and Bioinformatics*, 15, 2, 429-440 (2020).
20. В.Л. Афонин, В.В. Слепцов, *Информационные технологии*, 27, 9, 478-483 (2021).
21. Д.В. Пантюхин, *Информатика и образование*, 38, 1, 55-63 (2023).
22. Т.П. Куль, С.Н. Калущкий, *Новые информационные технологии в телекоммуникациях и почтовой связи*, 1, 12-13 (2022).
23. К.Н. Nikoghosyan, E.A. Harutyunyan, D.M. Galstyan, *Proceedings of National Polytechnic University of Armenia. Information Technologies, Electronics, Radio Engineering*, 1, 44-50 (2023).
24. Ю.Н. Воробьева, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, А.П. Кирпичников, *Вестник Технологического университета*, 21, 2, 94-98 (2018).
25. А.С. Катасёв, Б. Курбанов, *Вестник Технологического университета*, 26, 3, 67-71 (2023).
26. А.А. Вальке, Д.Г. Лобов, *Динамика систем, механизмов и машин*, 6, 4, 164-168 (2018).
27. Е.С. Попова, В.Г. Спицын, Ю.А. Болотова, *Труды Международной конференции по компьютерной графике и зрению «Графикон»*, 28, 230-233 (2018).
28. А.Н. Иванов, К.О. Белевитин, *Ученые заметки ТОГУ*, 10, 1, 346-356 (2019).
29. Е.С. Майорова, Р.С. Зарипова, *Инженерный вестник Дона*, 2 (110), 75-86 (2024).
30. А.Д. Фатыхов, И.Ю. Мышкина, Л.Ю. Грудцына, Л.З. Гумерова, Г.Н. Аглямзянова, *Научно-технический вестник Поволжья*, 3, 138-140 (2023).
31. R. Vaila, J. Chiasson, V. Saxena, *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 6, 1, 124-135 (2022).
32. А.Е. Карпова, *Вестник магистратуры*, 12-4 (87), 48-49 (2018).
33. И.А. Уткин, Д.С. Нагорный, *Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ*, 17, 6, 65-77 (2024).
34. С.В. Ибрагимова, К.Н. Перевалов, *Вестник Алматинского университета энергетики и связи*, 1 (60), 56-67 (2023).
35. И.Ю. Галкин, А.М. Литвиненко, М.А. Чурсин, *Вестник Воронежского государственного технического университета*, 16, 2, 18-25 (2020).
36. Б.В. Севернов, В.В. Севернов, *Автоматизация. Современные технологии*, 74, 10, 458-462 (2020).
37. А.Б. Куприянов, Ш. Сю, *Математические методы в технике и технологиях - ММТТ*, 12-3, 54-57 (2020).
38. Е.Ю. Щетинин, *Мягкие измерения и вычисления*, 71, 10-1, 32-39 (2023).
39. Д.В. Павловский, Н.Г. Кудинов, *Оригинальные исследования*, 13, 12, 206-210 (2023).
40. M.Yu. Mikheev, S. Hilal, L.N. Pepel, *Transactions of the International Symposium on Reliability and Quality*, 1, 401-403 (2024).
41. Н.Д. Мальцев, *Неофилология*, 10, 2, 452-464 (2024).
42. Д.Г. Петросянц, А.С. Катасёв, *Математические методы в технологиях и технике*, 9, 56-59 (2024).
43. Ю.В. Неваленная, *Автоматика, связь, информатика*, 8, 39-41 (2020).
44. А.А. Сирота, А.В. Акимов, Р.Р. Отырба, *Информатика и автоматизация*, 23, 2, 407-435 (2024).

References

1. A.Z. Asanov, I.Yu. Myshkina, *Problems of Management*, 1, 31-39 (2017).
2. N.N. Ziyatdinov, I.I. Emelyanov, T.V. Lapteva, A.A. Ryzhova, A.N. Ignatiev, *Theoretical foundations of chemical technology*, 54, 2, 144-162 (2020).
3. M.V. Dagaeva, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, *Information and Security*, 21, 4, 540-545 (2018).

4. Z.M. Gizatullin, R.M. Gizatullin, M.S. Shkinderov, M.G. Nuriev, R.I. Salimov, *Journal of Radioelectronics*, 12, 1-16 (2016).
5. E.Sh. Kremlev, A.P. Kirpichnikov, S.V. Novikova, N.L. Valitova, *Herald of Technological University*, 21, 8, 109-115 (2018).
6. A.S. Katasev, *Automation of control processes*, 1 (55), 21-29 (2019).
7. S.V. Novikova, Yu.A. Tunakova, A.R. Shagidullin, O.N. Kuznetsova, *Herald of Technological University*, 23, 9, 89-92 (2020).
8. O.A. Pymova, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 11, 254-256 (2023).
9. A.R. Abdulhakov, A.S. Katasev, *Fundamental Research*, 5-3, 471-475 (2015).
10. M.A. Podolskaya, A.S. Katasev, *Kazan Medical Journal*, 88, 4, 346-351 (2007).
11. G.M. Ostrovsky, N.N. Ziyatdinov, T.V. Lapteva, D.A. Ryzhov, *Theoretical foundations of chemical technology*, 42, 4, 401-412 (2008).
12. D.V. Kataseva, A.S. Katasev, *Information and Security*, 19, 4, 551-554 (2016).
13. A.O. Evseeva, A.S. Katasev, D.V. Kataseva, *Information and Security*, 19, 4, 535-538 (2016).
14. O.A. Pymova, R.S. Zaripova, *International Journal of Advanced Studies*, 12, 3-2, 46-51 (2022).
15. E.S. Mayorova, R.S. Zaripova, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 11, 228-230 (2023).
16. M.V. Dagaeva, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, *Information and Security*, 21, 3, 366-371 (2018).
17. B.Kh. Nurgaliev, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, *Herald of Technological University*, 24, 1, 104-107 (2021).
18. S.A. Shchannikov, I.A. Bordanov, S.N. Danilin, *Methods and devices for transmitting and processing information*, 21, 61-67 (2019).
19. G.S. Dotsenko, A.S. Dotsenko, *Mathematical Biology and Bioinformatics*, 15, 2, 429-440 (2020).
20. V.L. Afonin, V.V. Sleptsov, *Information technologies*, 27, 9, 478-483 (2021).
21. D.V. Pantyukhin, *Computer Science and Education*, 38, 1, 55-63 (2023).
22. T.P. Kul, S.N. Kalutsky, *New information technologies in telecommunications and postal services*, 1, 12-13 (2022).
23. K.H. Nikoghosyan, E.A. Harutyunyan, D.M. Galstyan, *Proceedings of National Polytechnic University of Armenia. Information Technologies, Electronics, Radio Engineering*, 1, 44-50 (2023).
24. Yu.N. Vorobyeva, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, A.P. Kirpichnikov, *Herald of Technological University*, 21, 2, 94-98 (2018).
25. A.S. Katasev, B. Kurbanov, *Herald of Technological University*, 26, 3, 67-71 (2023).
26. A.A. Valcke, D.G. Lobov, *Dynamics of systems, mechanisms and machines*, 6, 4, 164-168 (2018).
27. E.S. Popova, V.G. Spitsyn, Yu.A. Bolotova, *Proceedings of the International Conference on Computer Graphics and Vision "Graphicon"*, 28, 230-233 (2018).
28. A.N. Ivanov, K.O. Belevitin, *Scientific Notes of TNU*, 10, 1, 346-356 (2019).
29. E.S. Mayorova, R.S. Zaripova, *Engineering Herald of the Don*, 2 (110), 75-86 (2024).
30. A.D. Fatykhov, I.Yu. Myshkina, L.Yu. Grudtsyna, L.Z. Gumerova, G.N. Aglyamzyanova, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 3, 138-140 (2023).
31. R. Vaila, J. Chiasson, V. Saxena, *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 6, 1, 124-135 (2022).
32. A.E. Karpova, *Bulletin of the Magistracy*, 12-4 (87), 48-49 (2018).
33. I.A. Utkin, D.S. Nagorny, *Izvestiya SPbGETU LETI*, 17, 6, 65-77 (2024).
34. S.V. Ibragimova, K.N. Perevalov, *Bulletin of the Almaty University of Power Engineering and Communications*, 1 (60), 56-67 (2023).
35. I.Yu. Galkin, A.M. Litvinenko, M.A. Chursin, *Bulletin of the Voronezh State Technical University*, 16, 2, 18-25 (2020).
36. B.V. Severnov, V.V. Severnov, *Automation. Modern technologies*, 74, 10, 458-462 (2020).
37. A.B. Kupriyanov, Sh. Xu, *Mathematical methods in engineering and technology - MMTT*, 12-3, 54-57 (2020).
38. E.Yu. Shchetinin, *Soft measurements and calculations*, 71, 10-1, 32-39 (2023).
39. D.V. Pavlovsky, N.G. Kudinov, *Original research*, 13, 12, 206-210 (2023).
40. M.Yu. Mikheev, S. Hilal, L.N. Pepel, *Transactions of the International Symposium on Reliability and Quality*, 1, 401-403 (2024).
41. N.D. Maltsev, *Neophilology*, 10, 2, 452-464 (2024).
42. D.G. Petrosyants, A.S. Katasev, *Mathematical methods in technologies and engineering*, 9, 56-59 (2024).
43. Yu.V. Nevalennaya, *Automation, communications, information technology*, 8, 39-41 (2020).
44. A.A. Sirota, A.V. Akimov, R.R. Otyrba, *Informatics and automation*, 23, 2, 407-435 (2024).

© **А. А. Алексеева** – магистрант кафедры Систем информационной безопасности (СИБ), Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева (КНИТУ им. А.Н. Туполева), Казань, Россия, angelina_alekseeva_2019@mail.ru; **Д. В. Катасёва** – канд. техн. наук, доцент кафедры СИБ, КНИТУ им. А.Н. Туполева, dvkataseva@kai.ru.

© **A. A. Alekseeva** – Master-Student of Information Security Systems (ISS) Department, Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev (KNRTU named after A.N. Tupolev), Kazan, Russia, angelina_alekseeva_2019@mail.ru; **D. V. Kataseva** – PhD (Technical Sci.), Associate Professor of the ISS department, KNRTU named after A.N. Tupolev, dvkataseva@kai.ru.

Дата поступления рукописи в редакцию – 31.03.25.

Дата принятия рукописи в печать – 05.04.25.