

ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

УДК 004.93

DOI 10.55421/3034-4689_2026_29_6_89

А. С. Катасёв, Д. П. Никоноров, К. Г. Осанов

СВЕРТОЧНЫЕ НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ ОПРЕДЕЛЕНИЯ
СОСТОЯНИЯ УТОМЛЕНИЯ ЧЕЛОВЕКА ПРИ АНАЛИЗЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПУПИЛЛОГРАММ*Ключевые слова:* сверточная нейронная сеть, сверточная нейросетевая модель, предобученная модель, пупиллограмма, классификация изображений, определение состояния утомления.

В статье рассмотрена задача определения состояния утомления человека на основе анализа графических изображений пупиллограмм с использованием сверточных нейронных сетей. Актуальность исследования обусловлена необходимостью разработки автоматизированных систем мониторинга функционального состояния человека, поскольку состояние утомления может приводить к снижению концентрации внимания, ухудшению работоспособности и повышению вероятности возникновения опасных ситуаций. В качестве исходных данных для анализа использовался собственный экспериментальный набор изображений пупиллограмм объемом 831, разделенных на два класса: Normal (369 изображений) и Deviation (462 изображения). Все изображения получены с помощью программного комплекса определения функционального состояния человека по зрачковой реакции на световое воздействие. Представлены примеры изображений пупиллограмм, соответствующих каждому из классов. В работе проведен сравнительный анализ различных архитектур предобученных сверточных нейронных сетей: ResNet50, InceptionV3, EfficientNetV2 и ConvNeXt. Кроме того, для решения поставленной задачи использована одномерная сверточная нейронная сеть (1D CNN). Произведено ее сравнение с предобученными моделями. Все указанные модели обучались в одинаковых условиях с использованием единых гиперпараметров и методов предобработки данных, что обеспечило корректность получения и сравнения результатов. Оценка качества моделей выполнялась на основе метрик Accuracy, F1-score, а также анализа матрицы ошибок классификации. Особое внимание уделялось ошибкам типа False Negative, поскольку пропуск состояния утомления является критически значимым в задачах мониторинга состояния человека. По результатам исследования установлено, что наиболее эффективной моделью является EfficientNetV2, продемонстрировавшая лучшие показатели качества классификации и отсутствие ошибок типа False Negative. Также было выявлено, что современные архитектуры сверточных нейронных сетей обеспечивают более высокую эффективность по сравнению с более ранними моделями. Использование одномерной сверточной нейронной сети (1D CNN) с преобразованием изображений в одномерные последовательности показало менее высокие результаты, что подтверждает важность сохранения пространственной структуры изображений пупиллограмм при решении задачи классификации. В целом полученные результаты исследования подтвердили целесообразность использования современных сверточных нейронных сетей для решения задачи определения состояния утомления человека на основе анализа изображений пупиллограмм.

A. S. Katasev, D. P. Nikonorov, K. G. Osanov

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODELS FOR DETERMINING
HUMAN FATIGUE BY ANALYZING IMAGES OF PUPILLOGRAMS*Keywords:* convolutional neural network, convolutional neural network model, pretrained model, pupillogram, image classification, fatigue detection.

The article considers the problem of determining the state of human fatigue based on the analysis of graphical images of pupillograms using convolutional neural networks. The relevance of the study is determined by the need to develop automated systems for monitoring the functional state of a person, since the state of fatigue can lead to a decrease in concentration, a deterioration in performance and an increase in the likelihood of dangerous situations. The initial data for the analysis was our own experimental dataset of pupillogram images, consisting of 831 images, divided into two classes: Normal (369 images) and Deviation (462 images). All images were obtained using a software package for determining the functional state of a person based on the pupillary reaction to light exposure. Examples of pupillogram images corresponding to each of the classes are presented. The paper provides a comparative analysis of various architectures of pre-trained convolutional neural networks: ResNet50, InceptionV3, EfficientNetV2 and ConvNeXt. In addition, a one-dimensional convolutional neural network (1D CNN) was used to solve the problem. It was compared with pre-trained models. All of the models were trained under identical conditions using the same hyperparameters and data preprocessing methods, ensuring the accuracy and comparison of results. Model quality was assessed using the Accuracy and F1-score metrics, as well as an analysis of the classification error matrix. Particular attention was paid to False Negative errors, as missing fatigue is critical in human condition monitoring tasks. The study found that EfficientNetV2 was the most effective model, demonstrating the best classification performance and the absence of False Negative errors. It was also found that modern convolutional neural network architectures provide higher efficiency compared to earlier models. Using a one-dimensional convolutional neural network (1D CNN) with image transformation into one-dimensional sequences yielded lower results, confirming the importance of preserving the spatial structure of pupillogram images when solving the classification problem. Overall, the

obtained results of the study confirmed the feasibility of using modern convolutional neural networks for solving the problem of determining human fatigue based on pupillogram image analysis.

Введение

В современных условиях стремительного развития цифровых технологий и методов искусственного интеллекта особую актуальность приобретает задача автоматизированного анализа физиологических состояний человека. Одним из таких состояний является утомление, которое оказывает существенное влияние на работоспособность, внимание и безопасность деятельности, особенно в таких областях, как транспорт, медицина, промышленность [1, 2].

Одним из перспективных подходов к оценке уровня утомления является анализ изображений пупиллограмм – временных рядов, представленных в виде графика, отражающих динамику изменения диаметра зрачка во времени [3]. Известно, что характеристики реакции зрачка связаны с состоянием центральной нервной системы, что позволяет использовать их в качестве информативного биомаркера утомления [4].

Современные методы обработки изображений [5-7] позволяют переходить от ручного анализа пупиллограмм к автоматизированной классификации. Наиболее эффективными инструментами в этой области являются сверточные нейронные сети [8-10], которые способны извлекать значимые признаки изображений без явного задания признакового пространства. Особенно перспективным является использование предобученных моделей, обученных на больших выборках изображений, с последующей адаптацией к конкретной задаче. При этом важным аспектом является выбор нейросетевой архитектуры, обеспечивающей наилучшее качество распознавания при работе с ограниченными и специализированными данными [11, 12].

Таким образом, актуальная задача заключается в сравнительном анализе предобученных сверточных нейронных сетей и выборе модели, обеспечивающей наилучшее качество классификации изображений пупиллограмм по признаку утомления человека.

Архитектура сверточных нейронных сетей

Сверточные нейронные сети являются одним из наиболее эффективных инструментов анализа изображений в задачах компьютерного зрения [13, 14]. Их широкое применение обусловлено способностью автоматически извлекать информативные признаки из исходных данных без необходимости ручного конструирования входного признакового пространства. В отличие от классических методов обработки изображений, сверточные нейронные сети учитывают пространственную структуру входных данных, что особенно важно при анализе сложных визуальных объектов [15].

В рамках настоящего исследования использование сверточных моделей обусловлено необходимостью обработки изображений пупиллограмм, содержащих характерные визуальные паттерны, связанные с состоянием утомления человека. В связи с этим целесообразно рассмотреть принципы постро-

ения и функционирования сверточных сетей, а также их основные архитектурные компоненты [16].

Архитектура сверточной сети включает входной слой, сверточный слой, слой подвыборки и полносвязный слой [17]. На основе этого представления модель принимает решение о принадлежности входного изображения к одному из классов. Полносвязный слой играет ключевую роль в формировании результата классификации.

Описание исходных данных и выбор сверточных нейросетевых моделей

В качестве исходных данных для анализа использован собственный экспериментальный набор изображений пупиллограмм. Все изображения получены с помощью программного комплекса определения функционального состояния человека по зрачковой реакции на световое воздействие [18]. Набор состоит из 831 изображения, которые в свою очередь разделены на классы Normal и Deviation. К классу Normal отнесены пупиллограммы с нормальной реакцией зрачка человека, а к классу Deviation – пупиллограммы с реакцией зрачка, не являющейся нормой, то есть реакция зрачка утомленного человека. Размеры классов следующие: Normal – 369 изображений, Deviation – 462. Примеры пупиллограмм двух типов представлены на рисунках 1 и 2.

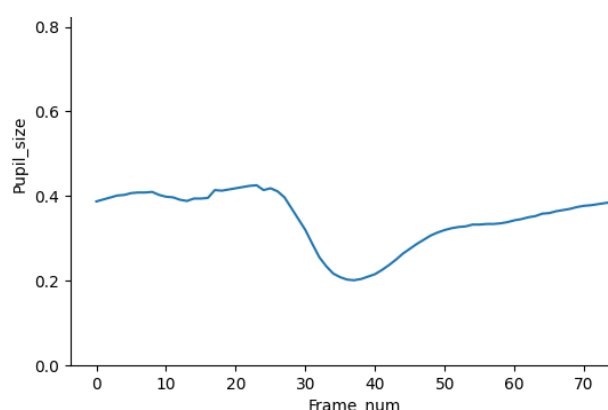


Рис. 1 – Пупиллограмма, соответствующая состоянию бодрствования человека

Fig. 1 – Pupillogram corresponding to the human waking state

После получения набора данных следующим этапом исследования стал выбор и анализ моделей, применяемых для решения задачи классификации. В условиях ограниченного объема специализированных данных эффективным подходом является использование предобученных сверточных нейронных сетей, обученных на крупных наборах изображений. Такие модели позволяют использовать уже сформированные на ранних слоях универсальные признаки и адаптировать их к конкретной задаче посредством дообучения [19].

В рамках исследования рассмотрено несколько предобученных архитектур, отличающихся глубиной, структурой и количеством параметров, для по-

следующего сравнения их эффективности при классификации изображений пупиллограмм [20]. В качестве базовых моделей выбраны широко применяемые предобученные нейронные сети [21-24]: ResNet50, InceptionV3, EfficientNetV2 и ConvNeXt. Кроме того, в исследовании использована одномерная сверточная сеть 1D CNN [25] для сравнения ее эффективности с предобученными моделями.

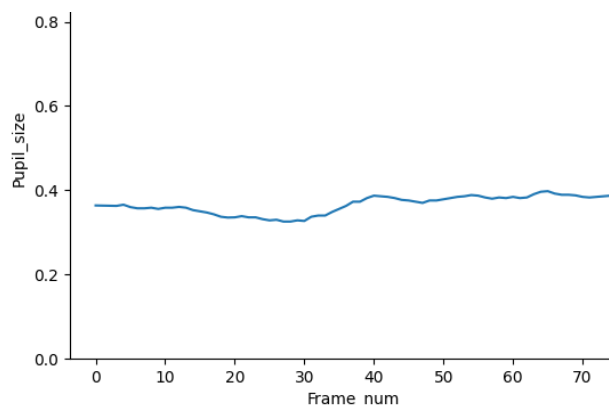


Рис. 2 – Пупиллограмма, соответствующая состоянию утомления человека

Fig. 2 – Pupillogram corresponding to a person's state of fatigue

Сравнительный анализ эффективности моделей

Для оценки эффективности выбранных моделей использован ряд метрик, позволяющих количественно сравнить качество их работы [26-28]. Выбор метрик обусловлен необходимостью комплексной оценки результатов, так как одной только точности классификации может быть недостаточно.

Для каждой модели построена матрица ошибок представляет собой таблицу, в которой строки соответствуют реальным классам объектов, а столбцы – определенным моделью классам. В рамках задачи бинарной классификации выделяют четыре основных типа результатов: True Positive (TP) – истинно положительный, True Negative (TN) – истинно отрицательный, False Positive (FP) – ложно положительный и False Negative (FN) – ложно отрицательный. На основе этих значений рассчитаны основные метрики качества классификации [29, 30].

В работе для оценки эффективности сверточных нейросетевых моделей использована метрика Accuracy [31] и метрика F1-Score [32] на тестовой выборке данных, а также особое внимание уделено матрице ошибок, а именно значениям показателя FN. Пупиллограммы – это медицинские данные. Ошибки FN соответствуют случаям, когда состояние утомления не распознается моделью и классифицируется как нормальное. Это может приводить к недооценке состояния человека и повышению риска возникновения неблагоприятных последствий.

Все модели обучались на исходном наборе данных, который был разделен на обучающую (70%), валидационную (15%) и тестовую (15%) выборки. Для обеспечения корректного сравнения все модели обучались в одинаковых условиях: использовались

одинаковые гиперпараметры обучения, включая использование оптимизатора Adam [33], скорость обучения 0.0001, размер пакетов 32, количество эпох обучения 10. Размер входных изображений был приведен к единому формату: для большинства моделей использовались изображения размером 224×224 пикселя, тогда как для модели InceptionV3 в соответствии с ее архитектурными особенностями [34] применялся размер 299×299 пикселей. Для одномерной сверточной нейронной сети изображения пупиллограмм дополнительно преобразовывались в одномерные последовательности, отражающие динамику изменения сигнала во времени. Результаты сравнения моделей представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнение качества обучения сверточных нейросетевых моделей

Table 1 – Comparison of the training quality of convolutional neural network models

Модель	Accuracy	Матрица ошибок	F1-score
ResNet50	0,976	[[68 2] [1 55]]	0,98
InceptionV3	0,929	[[67 3] [6 50]]	0,93
EfficientNetV2	0,984	[[68 2] [0 56]]	0,99
ConvNeXt	0,96	[[69 1] [4 52]]	0,96
1D CNN	0,952	[[69 1] [5 51]]	0,95

Модель ResNet50 имеет хорошие показатели метрик классификации, а также высокую точность. При этом FN в матрице ошибок имеет значение 1. В InceptionV3 наблюдается значительное ухудшение метрик классификации по сравнению с ResNet50, а также имеет худший показатель точности среди всех моделей. EfficientNetV2 имеет лучшие метрики классификации и точность классификации на тестовой выборке. При этом значение FN в матрице ошибок равно нулю, что имеет важное значение в контексте решаемой задачи. ConvNeXt и 1D CNN показывают средние значения метрик классификации, но обладает лучшей точностью, чем 1D CNN.

Таким образом, самой эффективной моделью для определения состояния утомления человека по анализу изображений пупиллограмм является предобученная модель EfficientNetV2 [35].

Заключение

В рамках выполненного исследования решена задача определения состояния утомления человека на основе анализа изображений пупиллограмм с использованием сверточных нейронных сетей. В ходе исследования рассмотрены теоретические основы сверточных архитектур, а также проведен сравнительный анализ различных моделей.

В качестве объектов исследования выбраны модели ResNet50, InceptionV3, EfficientNetV2, ConvNeXt, а также одномерная сверточная нейрон-

ная сеть (1D CNN), представляющая альтернативный подход к обработке данных.

Наилучшие показатели качества показала модель EfficientNetV2, обеспечивающая высокую точность классификации и отсутствие ошибок типа FN, что является критически важным в контексте рассматриваемой задачи. При этом использование одномерной сверточной нейронной сети не позволило достичь сопоставимых результатов по качеству классификации. Таким образом, полученные результаты подтверждают целесообразность использования современных сверточных нейронных сетей [36–40] для определения состояния утомления человека.

Литература

1. А.О. Булыгин, А.М. Кашевник, *Системы анализа и обработки данных*, 3 (83), 19-36 (2021).
2. А.А. Сибгатуллин, А.С. Катасёв, *Вестник Технологического университета*, 25, 12, 139-143 (2022).
3. О.Л. Исаева, М.П. Бороненко, *Современные наукоемкие технологии*, 3, 54-58 (2020).
4. О.Л. Исаева, М.П. Бороненко, *Вестник Югорского государственного университета*, 3, 59-67 (2021).
5. B.V. Kostrov, S.N. Baranova, A.A. Vyugina, Y.A. Trushina, I.S. Panina, *International Research Journal*, 8, 1-7 (2024).
6. Р.Н. Минниханов, Т.Р. Баторшин, Р.М. Габбазов, Р.И. Фахразиев, А.С. Катасёв, *Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии*, 3, 110-122 (2025).
7. П.И. Владимиров, Е.Ю. Зыков, В.В. Кугуракова, *Электронные библиотеки*, 23, 6, 1121-1141 (2020).
8. Р.Н. Минниханов, А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, В. Скибин, *Вестник Технологического университета*, 27, 11, 199-205 (2024).
9. Д.А. Набиуллин, В.В. Кононова, С.В. Новикова, *Вестник Технологического университета*, 24, 6, 103-107 (2021).
10. К.А. Матвеева, Р.Н. Минниханов, А.С. Катасёв, *Вестник Технологического университета*, 27, 1, 76-80 (2024).
11. А.А. Воевода, В.И. Шипагин, *Системы анализа и обработки данных*, 4 (88), 7-30 (2022).
12. Д.В. Катасёва, Д.Д. Лосева, *Вестник Технологического университета*, 25, 1, 77-80 (2022).
13. Т.Ю. Гайнутдинова, С.В. Новикова, В.Г. Гайнутдинов, Н.В. Левшонков, *Известия высших учебных заведений. Авиационная техника*, 4, 54-61 (2023).
14. Д.В. Катасёва, Е.А. Бакалдина, *Вестник Технологического университета*, 29, 1, 113-119 (2026).
15. О.А. Пырнова, *Научно-технический вестник Поволжья*, 11, 254-256 (2023).
16. С.А. Ярушев, А.Н. Лукьянов, Д.А. Воробьев, А.А. Поляков, *Мягкие измерения и вычисления*, 86, 1, 34-41 (2025).
17. И.Н. Барская, К. Иманбеков, Г.Л. Кушнир, *Оригинальные исследования*, 15, 4, 190-195 (2025).
18. Д.Г. Петросянц, А.С. Катасёв, Л.Ю. Емалетдинова, *Научно-технический вестник Поволжья*, 6, 85-87 (2023).
19. К.Э. Чертилин, В.Д. Ивченко, *Приборы*, 7 (265), 37-47 (2022).
20. Д.П. Никоноров, А.С. Катасёв, *Вестник Технологического университета*, 28, 6, 110-114 (2025).
21. M.T. Roseno, S. Oktarina, Yu. Nearti, N. Syaputra, N. Jayanti, *Journal of Information Systems and Informatics*, 6, 3, 2099-2109 (2024).
22. S. Gupta, A.B.A. Hamid, T.E. Nyamasvisva, V. Jain, N. Tyagi, Ng.Kh. Mun, D. Ather, *International Journal of Engineering, Science and Information Technology*, 5, 3, 588-594 (2025).
23. R.K. Futri, M. Tarigan, *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 9, 3, 4135-4143 (2025).
24. Le. Zhang, W. Song, T. Zhu, Ya. Liu, W. Chen, Ya. Cao, *Briefings in Bioinformatics*, 25, 3 (2024).
25. Ch. Kondaiah, A.R. Pais, R.S. Rao, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 20, 12188-12198 (2025).
26. Д.В. Катасёва, А.А. Алексеева, *Вестник Технологического университета*, 29, 3, 130-135 (2026).
27. Ф.Ю. Копылов, О.А. Пырнова, *Мягкие измерения и вычисления*, 98, 1-2, 5-14 (2026).
28. В.А. Архипов, *Вестник Алтайской академии экономики и права*, 9-2, 12-15 (2019).
29. А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, Ю.Н. Смирнов, А.А. Сибгатуллин, *Вестник Технологического университета*, 27, 7, 126-130 (2024).
30. В.А. Буланов, О.Е. Фомичева, *Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика*, 2, 40-47 (2020).
31. Д.В. Гордиенко, А.О. Кравченко, *Digital Diagnostics*, 5, S1, 109-111 (2024).
32. А.Н. Матвеев, *Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям*, 1, 166-168 (2023).
33. А.Н. Апарнев, О.В. Бартевьев, *Вестник Московского энергетического института*, 2, 90-105 (2020).
34. Y. Zhao, K. Xie, Z. Zou, J.-B. He, *IEEE Access*, 8, 144205-144217 (2020).
35. F.M. Shiri, E. Ahmadi, M. Rezaee, T. Perumal, *Journal on Artificial Intelligence*, 6, 1, 85-103 (2024).
36. М.Е. Колобаев, Д.А. Прыгтыка, Д.О. Михайлова, Е.И. Воеводина, А.В. Юрченко, *Мягкие измерения и вычисления*, 69, 8, 69-78 (2023).
37. А.С. Прокопеня, И.С. Азаров, *Big Data and Advanced Analytics*, 6-1, 271-280 (2020).
38. Н.Р. Кашапов, А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, *Информация и безопасность*, 19, 4, 555-558 (2016).
39. А.С. Катасёв, Т.И. Тухбатуллин, *Вестник Технологического университета*, 26, 4, 53-57 (2023).
40. В.В. Ерохин, *Мягкие измерения и вычисления*, 48, 11, 66-83 (2021).

References

1. A.O. Bulygin, A.M. Kashevnik, *Data Analysis and Processing Systems*, 3 (83), 19-36 (2021).
2. A.A. Sibgatullin, A.S. Katasev, *Bulletin of the Technological University*, 25, 12, 139-143 (2022).
3. O.L. Isaeva, M.P. Boronenko, *Modern science-intensive technologies*, 3, 54-58 (2020).
4. O.L. Isaeva, M.P. Boronenko, *Bulletin of the Yugra State University*, 3, 59-67 (2021).
5. B.V. Kostrov, S.N. Baranova, A.A. Vyugina, Y.A. Trushina, I.S. Panina, *International Research Journal*, 8, 1-7 (2024).
6. R.N. Minnikhanov, T.R. Batorshin, R.M. Gabbazov, R.I. Fakhriziev, A.S. Katasev, *Bulletin of Voronezh State University. Series: Systems Analysis and Information Technology*, 3, 110-122 (2025).
7. P.I. Vladimirov, E.Yu. Zykov, V.V. Kugurakova, *Electronic libraries*, 23, 6, 1121-1141 (2020).
8. R.N. Minnikhanov, A.S. Katasev, D.V. Kataseva, V. Skibin, *Bulletin of the Technological University*, 27, 11, 199-205 (2024).
9. D.A. Nabiullin, V.V. Kononova, S.V. Novikova, *Bulletin of the Technological University*, 24, 6, 103-107 (2021).
10. K.A. Matveeva, R.N. Minnikhanov, A.S. Katasev, *Bulletin of the Technological University*, 27, 1, 76-80 (2024).
11. A.A. Voevoda, V.I. Shipagin, *Data Analysis and Processing Systems*, 4 (88), 7-30 (2022).

12. D.V. Kataseva, D.D. Loseva, *Bulletin of the Technological University*, **25**, 1, 77-80 (2022).
13. T.Yu. Gainutdinova, S.V. Novikova, V.G. Gainutdinov, N.V. Levshonkov, *News of higher educational institutions. Aviation technology*, **4**, 54-61 (2023).
14. D.V. Kataseva, E.A. Bakaldina, *Bulletin of the Technological University*, **29**, 1, 113-119 (2026).
15. O.A. Pymova, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, **11**, 254-256 (2023).
16. S.A. Yarushev, A.N. Lukyanov, D.A. Vorobyov, A.A. Polyakov, *Soft Measurements and Computing*, **86**, 1, 34-41 (2025).
17. I.N. Barskaya, K. Imanbekov, G.L. Kushnir, *Original research*, **15**, 4, 190-195 (2025).
18. D.G. Petrosyants, A.S. Katasev, L.Yu. Emaletdinova, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, **6**, 85-87 (2023).
19. K.E. Chertilin, V.D. Ivchenko, *Devices*, **7** (265), 37-47 (2022).
20. D.P. Nikonorov, A.S. Katasev, *Bulletin of the Technological University*, **28**, 6, 110-114 (2025).
21. M.T. Roseno, S. Oktarina, Yu. Nearti, H. Syaputra, N. Jayanti, *Journal of Information Systems and Informatics*, **6**, 3, 2099-2109 (2024).
22. S. Gupta, A.B.A. Hamid, T.E. Nyamasvisva, V. Jain, N. Tyagi, Ng.Kh. Mun, D. Ather, *International Journal of Engineering, Science and Information Technology*, **5**, 3, 588-594 (2025).
23. R.K. Futri, M. Tarigan, *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, **9**, 3, 4135-4143 (2025).
24. Le. Zhang, W. Song, T. Zhu, Ya. Liu, W. Chen, Ya. Cao, *Briefings in Bioinformatics*, **25**, 3 (2024).
25. Ch. Kondaiah, A.R. Pais, R.S. Rao, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, **20**, 12188-12198 (2025).
26. D.V. Kataseva, A.A. Alekseeva, *Bulletin of the Technological University*, **29**, 3, 130-135 (2026).
27. F.Yu. Kopylov, O.A. Pymova, *Soft measurements and calculations*, **98**, 1-2, 5-14 (2026).
28. V.A. Arkhipov, *Bulletin of the Altai Academy of Economics and Law*, 9-2, 12-15 (2019).
29. A.S. Katasev, D.V. Kataseva, Yu.N. Smirnov, A.A. Sibgatullin, *Bulletin of the Technological University*, **27**, 7, 126-130 (2024).
30. V.A. Bulanov, O.E. Fomicheva, *Devices and systems. Management, control, diagnostics*, **2**, 40-47 (2020).
31. D.V. Gordienko, A.O. Kravchenko, *Digital Diagnostics*, **5**, S1, 109-111 (2024).
32. A.N. Matveev, *International Conference on Soft Computing and Measurements*, **1**, 166-168 (2023).
33. A.N. Aparnev, O.V. Bartenyev, *Bulletin of the Moscow Power Engineering Institute*, **2**, 90-105 (2020).
34. Y. Zhao, K. Xie, Z. Zou, J.-B. He, *IEEE Access*, **8**, 144205-144217 (2020).
35. F.M. Shiri, E. Ahmadi, M. Rezaee, T. Perumal, *Journal on Artificial Intelligence*, **6**, 1, 85-103 (2024).
36. M.E. Kolobaev, D.A. Prytyka, D.O. Mikhailova, E.I. Voevodina, A.V. Yurchenko, *Soft Measurements and Computing*, **69**, 8, 69-78 (2023).
37. A.S. Prokopenya, I.S. Azarov, *Big Data and Advanced Analytics*, 6-1, 271-280 (2020).
38. N.R. Kashapov, A.S. Katasev, D.V. Kataseva, *Information and Security*, **19**, 4, 555-558 (2016).
39. A.S. Katasev, T.I. Tukhbatullin, *Bulletin of the Technological University*, **26**, 4, 53-57 (2023).
40. V.V. Erokhin, *Soft Measurements and Computing*, **48**, 11, 66-83 (2021).

© **А. С. Катасёв** – д-р техн. наук, профессор кафедры систем информационной безопасности КНИТУ-КАИ, профессор Академии наук Республики Татарстан, e-mail: ASKatasev@kai.ru; **Д. П. Никонов** – аспирант кафедры систем информационной безопасности КНИТУ-КАИ, e-mail: nikonorov_work@mail.ru; **К. Г. Осанов** – магистрант кафедры систем информационной безопасности КНИТУ-КАИ, e-mail: kirillosanov@yandex.ru.

© **A. S. Katasev** – Dr. Tech. Sc., Professor of Information Security Systems Department of KNRTU named after A.N. Tupolev, Professor of Tatarstan Academy of Sciences, e-mail: ASKatasev@kai.ru; **D. P. Nikonorov** – Postgraduate Student of Information Security Systems Department, KNRTU named after A.N. Tupolev, e-mail: nikonorov_work@mail.ru; **K. G. Osanov** – Master Student of Information Security Systems Department, KNRTU named after A.N. Tupolev, e-mail: kirillosanov@yandex.ru.

Дата поступления рукописи в редакцию – 06.06.26.

Дата принятия рукописи в печать – 18.06.26.