

ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

УДК 004.93

DOI 10.55421/3034-4689_2026_29_1_102

Д. В. Катасёва, А. Т. Ахметова

ФОРМИРОВАНИЕ И ИССЛЕДОВАНИЕ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ ОПРЕДЕЛЕНИЯ УРОВНЯ ТРЕВОЖНОСТИ ЧЕЛОВЕКА

Ключевые слова: психическое состояние человека, уровень тревожности, нейронечеткая модель, нечеткая нейронная сеть, набор данных, база знаний, нечеткие производственные правила.

Статья посвящена решению задачи определения уровня тревожности человека на основе формирования и исследования нечетких моделей. Повышенный уровень тревожности оказывает негативное влияние на когнитивные функции, сон, работоспособность, эмоциональное состояние, социальные отношения и соматическое здоровье человека. Поэтому регулярное самонаблюдение и диагностика уровня тревожности позволяют своевременно выявлять изменения в психоэмоциональном фоне и предпринимать необходимые меры по его стабилизации. Предложен подход к формированию нечетких моделей анализа психического состояния человека. В качестве целевого показателя для анализа выбран уровень тревожности. Для формирования нечетких моделей использована нейронечеткая система. Ее использование потребовало получения и подготовки данных для анализа, задания числа нечетких градаций входных нейронов в нечеткой нейронной сети, ее обучения, а также формирования и оценки нечеткой модели. Для обучения нечеткой нейронной сети и формирования нечеткой модели выбран общедоступный набор данных «Social Anxiety Dataset», размещенный на платформе Kaggle. Набор объемом более 11000 записей включает 18 входных и 1 выходной признак (уровень тревожности, выраженный числом от 1 до 9). Из 18 входных признаков на основе корреляционного анализа выбрано 6 как наиболее значимых. Далее проведен поиск и устранение выбросов в наборе данных. Подготовленные данные использованы для формирования и исследования нечетких моделей определения уровня тревожности человека. На первом этапе исследований определено оптимальное число из трех выходных классов (низкий, средний и высокий уровень тревожности). Далее проведены эксперименты для определения влияния числа градаций входных переменных на точность классификации. Наилучшие результаты классификации достигнуты при использовании пяти нечетких градаций. На заключительном этапе исследований проведены эксперименты по оценке точности построенной нечеткой модели при работе с зашумленными данными. Полученные результаты подтвердили устойчивость модели к шумам и вариативности входных данных, а также ее применимость в реальных условиях, где входные значения могут быть неточными. В результате проведенных исследований построена нечеткая модель с точностью классификации на тестовой выборке данных 83,99%. Модель показала высокий уровень готовности к практическому использованию для предварительной самоdiagностики психоэмоционального состояния человека.

D. V. Kataseva, A. T. Achmetova

FORMATION AND STUDY OF FUZZY MODELS FOR DETERMINING THE LEVEL OF HUMAN ANXIETY

Keywords: human mental state, anxiety level, neuro-fuzzy model, fuzzy neural network, data set, knowledge base, fuzzy production rules.

This article addresses the problem of determining a person's anxiety level based on the development and analysis of fuzzy models. Elevated anxiety negatively impacts cognitive functions, sleep, performance, emotional state, social relationships, and physical health. Therefore, regular self-monitoring and anxiety assessment allow for the timely detection of changes in the psycho-emotional state and the necessary measures to stabilize it. An approach to developing fuzzy models for analyzing a person's mental state is proposed. Anxiety level is chosen as the target indicator for analysis. A neuro-fuzzy system is used to develop fuzzy models. Its use required obtaining and preparing data for analysis, specifying the number of fuzzy gradations of input neurons in the fuzzy neural network, training it, and developing and evaluating the fuzzy model. The publicly available "Social Anxiety Dataset," hosted on the Kaggle platform, was selected for training the fuzzy neural network and developing the fuzzy model. A dataset of over 11,000 records includes 18 input features and 1 output feature (anxiety level, expressed as a number from 1 to 9). Of the 18 input features, 6 were selected as the most significant based on correlation analysis. Outliers in the dataset were then identified and eliminated. The resulting data was used to develop and test fuzzy models for determining human anxiety levels. In the first stage of the study, the optimal number of three output classes (low, medium, and high anxiety) was determined. Experiments were then conducted to determine the effect of the number of input variable gradations on classification accuracy. The best classification results were achieved using five fuzzy gradations. In the final stage of the study, experiments were conducted to evaluate the accuracy of the constructed fuzzy model when working with noisy data. The results confirmed the model's robustness to noise and input data variability, as well as its applicability in real-world conditions where input values may be inaccurate. As a result of the research, a fuzzy model with a classification accuracy of 83.99% on the test data set was constructed. The model demonstrated a high level of readiness for practical use for preliminary self-diagnosis of a person's psycho-emotional state.

Введение

В настоящее время интенсивный ритм жизни, высокий уровень информационной нагрузки, социальные и экономические факторы оказывают значительное влияние на психическое состояние человека. Под психическим состоянием понимается времененная характеристика психической деятельности, отражающая общий фон эмоционального и когнитивного функционирования личности [1]. Одним из ключевых показателей психического состояния является уровень тревожности [2, 3], отражающий внутреннее напряжение, неуверенность и восприимчивость к стрессам. Согласно статистике Всемирной организации здравоохранения, более 300 миллионов человек во мире испытывают тревожные состояния [4]. По данным Министерства здравоохранения России, каждый шестой россиянин сталкивается с проявлениями тревожности в повседневной жизни. При этом тревожность может быть не только симптомом психических расстройств, но и естественной реакцией на внешние обстоятельства.

Повышенный уровень тревожности оказывает негативное влияние на когнитивные функции, сон, работоспособность, эмоциональное состояние, социальные отношения и соматическое здоровье человека. Без надлежащей диагностики и поддержки тревожные состояния могут прогрессировать и перерастать в более тяжелые психические расстройства, такие как депрессия, панические атаки и психосоматические заболевания [5]. Регулярное самонаблюдение и диагностика уровня тревожности позволяют своевременно выявлять изменения в психоэмоциональном фоне и предпринимать необходимые меры по его стабилизации [6, 7].

Традиционные методы оценки эмоционального состояния человека [8-10], как правило, требуют участия специалиста и личного посещения, что не всегда удобно или возможно. В таких условиях интеллектуальные системы [11-14] на основе опросов становятся доступной и быстрой альтернативой. Они позволяют человеку самостоятельно отслеживать свое состояние, получать первичную оценку и при необходимости обращаться за профессиональной помощью. Такие системы могут быть полезны как в индивидуальном применении, так и в образовательных учреждениях, центрах психологической помощи и медицинских организациях.

В настоящем исследовании рассмотрен подход к формированию нечетких моделей анализа психического состояния человека [15-17]. В качестве целевого показателя для анализа выбран уровень тревожности, поскольку он является информативным индикатором общего психического фона человека. Для формирования нечетких моделей использована нейронечеткая система [18], потребовавшая выполнения следующих этапов:

- 1) получение и подготовка данных для анализа;
- 2) задание числа нечетких градаций входных нейронов в нечеткой нейронной сети;
- 3) обучение нечеткой нейронной сети;
- 4) формирование и оценка нечеткой модели.

Рассмотрим особенности их выполнения.

Получение и подготовка данных для обучения нечеткой нейронной сети

Для обучения нечеткой нейронной сети [19, 20] и формирования нечеткой модели выбран общедоступный набор данных «Social Anxiety Dataset» [21], размещенный на платформе Kaggle [22]. Набор содержит более 11000 записей, представляющих индивидуальные наблюдения людей с различной степенью выраженности социальной тревожности.

В исходном наборе данных представлены следующие входные признаки:

- возраст (Age) – количество полных лет;
- пол (Gender);
- профессия (Occupation);
- часы сна (Sleep Hours);
- физическая активность (Physical Activity);
- потребление кофеина (Caffeine Intake);
- употребление алкоголя (Alcohol Consumption);
- курение (Smoking);
- наследственность (Family History of Anxiety);
- уровень стресса (Stress Level);
- частота пульса (Heart Rate);
- частота дыхания (Breathing Rate);
- потоотделение (Sweating Level);
- головокружения (Dizziness);
- прием медикаментов (Medication);
- сеансы терапии (Therapy Sessions);
- критические события (Recent Major Life Event);
- качество питания (Diet Quality).

Выходной признак – уровень социальной тревожности, выраженный числом от 1 до 9, где 1 соответствует минимальному проявлению, а 9 – максимально выраженной тревожности.

Для выявления значимых признаков выполнен корреляционный анализ [23, 24]. Значимыми входными признаками с точки зрения их коррелированности с выходным являются следующие (в скобках указаны значения коэффициентов корреляции):

- Sleep Hours (-0,49);
- Physical Activity (-0,24);
- Caffeine Intake (0,35);
- Stress Level (0,67);
- Therapy Sessions (0,52);
- Diet Quality (-0,22).

Эти признаки были отобраны для дальнейшего анализа и формирования нечетких моделей [25-27].

Следующим этапом стал поиск и устранение выбросов в данных [28], что позволило снизить их влияние на качество моделей и повысить достоверность полученных результатов. Для каждого из признаков были построены диаграммы разброса, визуализирующие границы нормального распределения и наличие потенциальных выбросов. Анализ показал наличие выбросов в следующих признаках: Sleep Hours, Physical Activity и Therapy Sessions.

Для обработки выбросов была применена методика их замены на соответствующие пороговые значения, определенные по следующей формуле [29]:

$$IQR = Q_3 - Q_1,$$

где IQR – межквартильный размах, Q_1 – первый квартиль, содержащий значение, меньше которого будет 25% наблюдений, Q_3 – третий квартиль, содержащий менее 75% наблюдений.

Для определения границ выбросов использовались формулы:

$$\text{Нижняя граница} = Q_1 - 1,5 \times IQR;$$

$$\text{Верхняя граница} = Q_3 + 1,5 \times IQR.$$

Значения, выходящие за границы, были заменены на соответствующие пороговые значения (нижнюю или верхнюю границу). Такой подход позволил сохранить данные в выборке, одновременно устранив влияние выбросов и сохранив распределение признаков в пределах допустимых границ.

Формирование и исследование нечетких моделей

В качестве программы для исследований выбрана «Нейронечеткая система формирования нечетких моделей оценки дискретного состояния объектов» [18]. Целью первого этапа исследований было определение оптимального количества выходных классов для оценки состояния объектов [30, 31]. Для проведения эксперимента были использованы предварительно подготовленные данные, включающие четыре ключевых признака: Sleep Hours, Caffeine Intake, Stress Level и Therapy Sessions.

Эксперимент состоял из трех тестов, отличающихся числом классов выходной переменной: 9 (все уровни тревожности), 3 класса (низкий, средний, высокий уровни тревожности), 2 класса (низкий и высокий уровни тревожности). Результаты эксперимента представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты эксперимента по определению количества выходных классов

Table 1 – Results of the experiment to determine the number of output classes

Количество выходных классов	9	3	2
Время обучения модели	10 ч	8 ч 13 мин	5 ч 35 мин
Accuracy	0,8514	0,8552	0,9175
Precision	0,2904	0,8077	0,8812
Recall	0,3438	0,8042	0,7968
F1-Score	0,2931	0,8059	0,8307

Несмотря на рост значений метрик в третьем teste, было выявлено, что оптимальным решением является использование 3-х выходных классов. Это обусловлено балансом между временем обучения, стабильностью модели и точностью классификации.

Далее проведены эксперименты по определению влияния числа входных градаций на качество классификации [32, 33]. Исследование проводилось при фиксированном числе классов, равном 3.

В качестве входных признаков использовались Sleep Hours, Stress Level и Therapy Sessions. Тесты различались числом градаций входных признаков. Это позволило оценить, как представление данных влияет на способность модели различать классы. В первом teste у признака Sleep Hours выделено 7 градаций, у Stress Leve – 3, у Therapy Sessions – 5. Во втором teste число градаций соответственно составило 5, 5 и 5. В третьем teste – 7, 7 и 7.

Результаты представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Результаты экспериментов по влиянию числа градаций на точность моделей

Table 2 – Results of experiments on the influence of the number of gradations on the accuracy of models

Номер теста	1	2	3
Время обучения модели	16 мин 50 с	19 мин 29 с	1 ч 30 мин
Accuracy	0,7537	0,7833	0,7756
Precision	0,6957	0,7124	0,6722
Recall	0,6311	0,6737	0,6652
F1-Score	0,6249	0,6709	0,6575

Анализ результатов показал, что наибольшее значение метрик было достигнуто во втором teste. При этом время обучения осталось умеренным. Максимальная детализация признаков (3-й тест) не привела к заметному улучшению качества классификации по сравнению со 2-м тестом, но существенно увеличила время обучения модели (с 19,5 минут до 1,5 часов). Это свидетельствует о том, что избыточное количество градаций привело к усложнению модели без прироста точности. Наименее успешным оказался 1-й тест, в котором присутствовала несбалансированность градаций входных признаков [34].

На заключительном этапе проведены эксперименты по оценке работы модели с зашумленными данными. Для этого к исходной выборке добавлено 5% шумовых данных. Новые данные сгенерированы на основе дублирования случайно выбранных строк из основной выборки с последующим внесением случайных отклонений в значения входных признаков. Для добавления шумов использовалась функция Excel «СЛУЧМЕЖДУ» для генерации случайных отклонений в допустимых пределах. Смоделированы сценарии с разным количеством градаций входных переменных, включая базовый вариант (по 5 градаций для каждой входной переменной) и вариант с повышенной детализацией отдельных признаков до 7 градаций. Это позволило проанализировать, насколько точность модели зависит от дискретизации входных данных, а также определить баланс между детализацией и устойчивостью модели.

В первом сценарии у признаков Sleep Hours, Physical Activity, Caffeine Intake, Stress Level и Therapy Sessions выделено по 5 градаций. Во втором сценарии у первых трех признаков выделено по 5 градаций, а у остальных – по 7. Количество выходных классов в обоих сценариях задано равным трем.

Результаты представлены в таблице 3.

Таблица 3 – Результаты экспериментов с зашумленными данными

Table 3 – Results of experiments with noisy data

Номер сценария	1	2
Время обучения модели	8ч 30 мин	>24ч
Accuracy	0,8399	0,835
Precision	0,7629	0,7852
Recall	0,7576	0,7534
F1-Score	0,7584	0,7554

Проведенный эксперимент показал, что при существенном увеличении градаций основные метрики качества изменились незначительно. Однако, такое изменение привело к трехкратному увеличению времени обучения модели (с 8,5 часов до более чем 24 часов), что свидетельствует о нелинейном росте вычислительной сложности алгоритма обучения. Оптимальной показала себя конфигурация с 5 градациями всех признаков, обеспечивающая сбалансированные показатели F1-Score на уровне 0,7584 при разумных временных затратах. Полученные результаты подтвердили устойчивость модели к шумам и вариативности входных данных, а также ее применимость в реальных условиях, где входные значения могут быть неточными.

Заключение

Таким образом, в ходе экспериментальных исследований было установлено, что классификация уровня тревожности на три класса представляет собой оптимальный вариант, обеспечивающий достаточную детализацию оценки при сохранении высокой точности модели. Система с тремя выходными классами позволила избежать излишнего усложнения модели, характерного для варианта с девятью классами, где наблюдалось значительное падение значений метрик качества и в то же время предоставило более информативную картину по сравнению с бинарной классификацией.

Оптимальное количество градаций для входных признаков составило 5, где каждая градация имела лингвистическую интерпретацию:

- 1 – «очень низкий уровень»;
- 2 – «пониженный уровень»;
- 3 – «средний уровень»;
- 4 – «повышенный уровень»;
- 5 – «очень высокий уровень».

В результате построена нечеткая модель с точностью классификации на тестовой выборке данных 83,99%. Модель показала высокий уровень готовности к практическому использованию для предварительной самодиагностики психоэмоционального состояния как для неспециалистов, так и в рамках вспомогательного инструмента для психологов.

Литература

1. Л.П. Петрищева, Е.Н. Манузина, *Наука и Образование*, 2, 2, 179-188 (2019).
2. С.В. Марихин, Д.К. Виноградова, *Научный аспект*, 3, 2, 333-339 (2024).
3. К.Ю. Пахольчук, *Психология и педагогика в Крыму: пути развития*, 2, 250-261 (2020).
4. who.int: сайт. – URL: <https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/mental-disorders> (дата обращения: 19.11.2025).
5. P.Y. Collins, *World Psychiatry*, 19, 3, 265-266 (2020).
6. А.А. Обетковская, *Мир педагогики и психологии*, 7 (96), 87-91 (2024).
7. Л.М. Костина, *Азимут научных исследований: педагогика и психология*, 4 (13), 124-126 (2015).
8. А.А. Сибгатуллин, А.С. Катасёв, *Вестник Технологического университета*, 25, 12, 139-143 (2022).
9. И.В. Бадыков, И.Ю. Мышкина, Л.Ю. Грудцына, *Научно-технический вестник Поволжья*, 5, 12-14 (2019).

10. Е.С. Лаптева, А.Л. Арьев, О.Г. Хурцилава, *Менеджер здравоохранения*, 9, 32-40 (2025).
11. А.С. Катасёв, Ч.Ф. Ахатова, *Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана*, 12, 34-42 (2012).
12. А.Р. Абдулхаков, А.С. Катасёв, *Фундаментальные исследования*, 5-3, 471-475 (2015).
13. В.М. Вишневский, Р.Н. Минниханов, А.Н. Дудин, В.И. Клименок, А.А. Ларионов, О.В. Семенова, *Информационные технологии и вычислительные системы*, 4, 80-89 (2013).
14. Р.И. Юсупова, Р.С. Зарипова, М.Г. Нуриев, *Казанская наука*, 2, 201-203 (2025).
15. И.Ю. Мышкина, А.З. Асанов, *Качество. Инновации. Образование*, 12 (67), 43-51 (2010).
16. М.Г. Нуриев, *Технологии электромагнитной совместимости*, 1 (68), 41-51 (2019).
17. Д.В. Катасёва, А.И. Баринов, *Вестник Технологического университета*, 25, 1, 69-72 (2022).
18. А.С. Катасёв, М.В. Дагаева, М.Ф. Хасбиуллин, *Научно-технический вестник Поволжья*, 7, 60-63 (2023).
19. В.И. Глова, А.С. Катасёв, Г.С. Корнилов, *Информационные технологии*, 5, 15-19 (2010).
20. С.В. Новикова, Ю.А. Тунакова, Э.Ш. Кремлева, *Вестник Казанского технологического университета*, 16, 17, 262-264 (2013).
21. kaggle.com: сайт. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/natezhang123/social-anxiety-dataset> (дата обращения: 19.11.2025).
22. А.Е. Карпова, *Вестник магистратуры*, 12-4 (87), 48-49 (2018).
23. Ю.А. Тунакова, С.В. Новикова, Р.И. Файзулин, В.С. Валиев, *Российский журнал прикладной экологии*, 4 (8), 29-34 (2016).
24. М.Ю. Никольшин, К.А. Бойков, *Вестник Воронежского государственного технического университета*, 21, 2, 187-194 (2025).
25. Д.В. Катасёва, Д.Д. Лосева, *Вестник Технологического университета*, 25, 1, 77-80 (2022).
26. М.В. Дагаева, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, А.П. Кирпичников, *Вестник Технологического университета*, 21, 2, 148-154 (2018).
27. А.З. Асанов, И.Ю. Мышкина, *Вестник компьютерных и информационных технологий*, 11 (77), 23-32 (2010).
28. С.В. Новикова, Ю.А. Тунакова, А.Р. Шагидуллин, О.Н. Кузнецова, *Вестник Технологического университета*, 23, 9, 96-99 (2020).
29. В.С. Дорофеев, Т.М. Волосатова, *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*, 10, 3 (38), 22-23 (2022).
30. Е.С. Крюкова, И.Б. Парашук, *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*, 1 (49), 121-131 (2020).
31. А.С. Катасёв, *Кибернетика и программирование*, 6, 110-122 (2018).
32. А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, *Вестник Казанского государственного энергетического университета*, 1 (25), 68-78 (2015).
33. А.А. Алексеев, А.С. Катасёв, А.Е. Кириллов, А.П. Кирпичников, *Вестник Технологического университета*, 19, 18, 116-119 (2016).
34. О.А. Пырнова, А.С. Катасёв, *Инженерный вестник Дона*, 4 (112), 578-584 (2024).

References

1. L.P. Petrishcheva, E.N. Manuzina, *Science and Education*, 2, 2, 179-188 (2019).
2. S.V. Marikhin, D.K. Vinogradova, *Scientific aspect*, 3, 2, 333-339 (2024).
3. K. Yu. Pakholchuk, *Psychology and Pedagogy in Crimea: Paths of Development*, 2, 250-261 (2020).

4. who.int: website. – URL: <https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/mental-disorders> (date of access: 19.11.2025).
5. P.Y. Collins, *World Psychiatry*, **19**, 3, 265-266 (2020).
6. A.A. Obetkovskaya, *The World of Pedagogy and Psychology*, 7 (96), 87-91 (2024).
7. L.M. Kostina, *Azimuth of Scientific Research: Pedagogy and Psychology*, 4 (13), 124-126 (2015).
8. A.A. Sibgatullin, A.S. Katasev, *Herald of Technological University*, **25**, 12, 139-143 (2022).
9. I.V. Badykov, I.Yu. Myshkina, L.Yu. Grudtsyna, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 5, 12-14 (2019).
10. E.S. Lapteva, A.L. Ariev, O.G. Khurtsilava, *Healthcare Manager*, 9, 32-40 (2025).
11. A.S. Katasev, Ch.F. Akhatova, *Science and Education: Scientific Publication of the Bauman Moscow State Technical University*, 12, 34-42 (2012).
12. A.R. Abdulhakov, A.S. Katasev, *Fundamental Research*, 5-3, 471-475 (2015).
13. V.M. Vishnevsky, R.N. Minnikhanov, A.N. Dudin, V.I. Klimenok, A.A. Larionov, O.V. Semenov, *Information technology and computing systems*, 4, 80-89 (2013).
14. R.I. Yusupova, R.S. Zaripova, M.G. Nuriev, *Kazan science*, 2, 201-203 (2025).
15. I. Yu. Myshkina, A. Z. Asanov, *Quality. Innovation. Education*, 12 (67), 43-51 (2010).
16. M.G. Nuriyev, *Electromagnetic Compatibility Technologies*, 1 (68), 41-51 (2019).
17. D.V. Kataseva, A.I. Barinov, *Herald of Technological University*, **25**, 1, 69-72 (2022).
18. A.S. Katasev, M.V. Dagaeva, M.F. Khasbiullin, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 7, 60-63 (2023).
19. V.I. Glova, A.S. Katasev, G.S. Kornilov, *Information Technologies*, 5, 15-19 (2010).
20. S.V. Novikova, Yu.A. Tunakova, E.Sh. Kremleva, *Herald of Kazan Technological University*, **16**, 17, 262-264 (2013).
21. kaggle.com: website. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/natezhang123/social-anxiety-dataset> (date of access: 19.11.2025).
22. A.E. Karpova, *Bulletin of the Magistracy*, 12-4 (87), 48-49 (2018).
23. Yu.A. Tunakova, S.V. Novikova, R.I. Faizullin, V.S. Valiev, *Russian Journal of Applied Ecology*, 4 (8), 29-34 (2016).
24. M.Yu. Nikolshin, K.A. Boykov, *Bulletin of the Voronezh State Technical University*, **21**, 2, 187-194 (2025).
25. D.V. Kataseva, D.D. Loseva, *Herald of Technological University*, **25**, 1, 77-80 (2022).
26. M.V. Dagaeva, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, A.P. Kirpichnikov, *Herald of Technological University*, **21**, 2, 148-154 (2018).
27. A.Z. Asanov, I.Yu. Myshkina, *Bulletin of Computer and Information Technologies*, 11 (77), 23-32 (2010).
28. S.V. Novikova, Yu.A. Tunakova, A.R. Shagidullin, O.N. Kuznetsova, *Herald of Technological University*, **23**, 9, 96-99 (2020).
29. V.S. Dorofeev, T.M. Volosatova, *Modeling, Optimization and Information Technologies*, **10**, 3 (38), 22-23 (2022).
30. E.S. Kryukova, I.B. Parashchuk, *Caspian Journal: Management and High Technologies*, 1 (49), 121-131 (2020).
31. A.S. Katasev, *Cybernetics and Programming*, 6, 110-122 (2018).
32. A.S. Katasev, D.V. Katasyova, *Bulletin of Kazan State Power Engineering University*, 1 (25), 68-78 (2015).
33. A.A. Alekseev, A.S. Katasev, A.E. Kirillov, A.P. Kirpichnikov, *Herald of Technological University*, **19**, 18, 116-119 (2016).
34. O.A. Pyrnova, A.S. Katasev, *Engineering Herald of the Don*, 4 (112), 578-584 (2024).

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

© Д. В. Катасёва – PhD (Technical Sci.), Associate Professor of Information Security Systems (ISS) Department, Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev (KNRTU named after A.N. Tupolev), Kazan, Russia, DVKataseva@kai.ru; А. Т. Ахметова – Master-Student of the ISS department, KNRTU named after A.N. Tupolev, alcu_achmetova@mail.ru.

Дата поступления рукописи в редакцию – 19.12.25.

Дата принятия рукописи в печать – 18.01.26.