

## ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

УДК 004.94

DOI 10.55421/3034-4689\_2025\_28\_12\_111

А. С. Катасёв, О. Е. Щербинина

### ПОСТРОЕНИЕ И ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИ ОЦЕНКИ ЗДОРОВЬЯ СЕРДЦА ЧЕЛОВЕКА НА ОСНОВЕ МЕТОДА К-БЛИЖАЙШИХ СОСЕДЕЙ

**Ключевые слова:** интеллектуальная модель, классификация, оценка здоровья сердца, сердечно-сосудистые заболевания, метод к-ближайших соседей, машинное обучение.

Статья посвящена построению и исследованию интеллектуальной модели оценки здоровья сердца человека. Отмечается, что диагностика состояния сердечно-сосудистой системы человека является одной из актуальных тем в области машинного обучения и искусственного интеллекта. Использование алгоритмов машинного обучения для решения этой задачи позволяет выявлять предвестники заболеваний, оценивать риски и предоставлять персонализированные рекомендации по лечению и образу жизни человека. Рассмотрено понятие здорового сердца, приведена классификация сердечно-сосудистых заболеваний, проанализированы методы и этапы их диагностики, актуализирована целесообразность построения интеллектуальной модели для оценки здоровья сердца человека. Для построения модели выбран метод к-ближайших соседей, используемый для решения задач классификации. Для обучения и тестирования модели выбран набор данных «Heart Disease Dataset (Comprehensive)» из общедоступного источника Kaggle. Набор состоит из 1190 записей с информацией о пациентах с сердечно-сосудистыми заболеваниями. Выходных класса два – «0» (здоров) и 1 (риск наличия заболевания). Соотношение классов в наборе данных составляет 47,14 % («0») и 52,86 % («1»). Для оценки взаимозависимости данных произведен корреляционный анализ. Все данные случайным образом разделены на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80/20. Объем обучающей выборки составил 952 записи, а тестовой – 238. Для построения модели использовались средства библиотеки sklearn на Python, а также средство для работы с блокнотами Kaggle. В качестве ускорителя применялся ускоритель GPU P100, что позволило значительно сократить время построения и оценки модели. При помощи функции classification\_report библиотеки sklearn проведена оценка построенной модели по различным метрикам на тестовой выборке данных. Значения метрик были вычислены для каждого класса. Результаты расчета метрик позволили сделать вывод об адекватности построенной модели. Также проведена оценка построенной модели на тестовой выборке данных при помощи метрики AUC-ROC. Значение метрики составило 0,9747. Кроме того, проведено сравнение точности построенной модели с точностью других методов классификации. Для сравнения были выбраны наиболее популярные решения, представленные на платформе Kaggle. Построенная модель показала более высокие результаты по сравнению с другими известными методами, что указывает на ее эффективность. Таким образом, построенную модель можно эффективно использовать в качестве инструмента для оценки здоровья сердца человека, например, на базе настольного или веб-приложения.

А. С. Катасёв, О. Е. Щербинина

### CONSTRUCTION AND STUDY OF A MODEL FOR ASSESSING HUMAN HEART HEALTH BASED ON THE K-NEAREST NEIGHBOR METHOD

**Keywords:** intelligent model, classification, heart health assessment, cardiovascular diseases, k-nearest neighbors method, machine learning.

This article explores the development and study of an intelligent model for assessing human cardiac health. It is noted that diagnosing the human cardiovascular system is a pressing topic in the field of machine learning and artificial intelligence. Using machine learning algorithms to solve this problem allows for the identification of disease precursors, risk assessment, and the provision of personalized treatment and lifestyle recommendations. The concept of a healthy heart is examined, a classification of cardiovascular diseases is presented, diagnostic methods and stages are analyzed, and the feasibility of developing an intelligent model for assessing human cardiac health is discussed. The k-nearest neighbors method, used for solving classification problems, was selected for building the model. The "Heart Disease Dataset (Comprehensive)" dataset from the publicly available Kaggle resource was selected for training and testing the model. The dataset consists of 1,190 records with information on patients with cardiovascular diseases. There are two output classes: "0" (healthy) and "1" (risk of disease). The class ratio in the dataset is 47.14% ("0") and 52.86% ("1"). A correlation analysis was performed to assess the interdependence of the data. All data was randomly divided into training and test sets in an 80/20 ratio. The training set contained 952 records, and the test set contained 238. The model was built using the sklearn library in Python, as well as a tool for working with Kaggle notebooks. A P100 GPU accelerator was used as an accelerator, which significantly reduced the time for building and evaluating the model. Using the classification\_report function of the sklearn library, the constructed model was evaluated using various metrics on the test data set. Metric values were calculated for each class. The results of metric calculations allowed us to conclude that the constructed model is adequate. The constructed model was also evaluated on the test data set using the AUC-ROC metric. The metric value was 0.9747. Furthermore, the accuracy of the constructed model was compared with that of other classification methods. The most popular solutions presented on the Kaggle

*platform were selected for comparison. The constructed model demonstrated superior results compared to other well-known methods, indicating its effectiveness. Therefore, the constructed model can be effectively used as a tool for assessing human heart health, for example, through a desktop or web application.*

## Введение

В настоящее время диагностика состояния сердечно-сосудистой системы человека является одной из актуальных тем в области машинного обучения и искусственного интеллекта [1]. Это связано с тем, что растет потребность в раннем выявлении и профилактике сердечно-сосудистых заболеваний, которые являются причиной смертности во всем мире. Например, развитие носимых устройств и медицинских сенсоров позволяет собирать данные о физиологических показателях пациента (ЭКГ, давление, пульс) в реальном времени, что открывает возможности для мониторинга здоровья и раннего обнаружения проблем [2]. Использование алгоритмов машинного обучения для анализа этих данных позволяет выявлять предвестники заболеваний, оценивать риски и предоставлять персонализированные рекомендации по лечению и образу жизни [3]. Исследованиям в области оценки здоровья сердца человека посвящено большое количество научных исследований, результаты которых опубликованы во множестве научных работ, например, в [4-8].

Таким образом, оценка состояния здоровья сердца человека является актуальной темой в научных и прикладных исследованиях, которая может привести к разработке новых эффективных систем диагностики. Для автоматизации оценки здоровья сердца человека исследователи часто используют методы машинного обучения [9-11]. Такой подход к обработке данных упрощает и ускоряет процесс принятия решения по определению состояния сердца конкретного человека.

### Понятие здоровья сердца человека

Здоровье сердца человека [12] – состояние, при котором сердце и сосудистая система эффективно функционируют, обеспечивая кровоснабжение всех органов и тканей организма, что позволяет человеку вести полноценную активную жизнь без ограничений, связанных с сердечно-сосудистыми заболеваниями. Это подразумевает, что у человека присутствуют следующие признаки [13]:

- нормальная структура и функция сердца (отсутствие врожденных или приобретенных пороков, а также заболеваний сердечной мышцы – кардиомиопатий);

- здоровые кровеносные сосуды (отсутствие атеросклеротических бляшек, сужений или закупорок в артериях, обеспечивающих нормальный приток крови к сердцу и другим органам);

- нормальный сердечный ритм (регулярное и эффективное сокращение сердца, обеспечивающее оптимальный выброс крови);

- нормальное артериальное давление (поддержание артериального давления в пределах установленной нормы, обычно ниже 120/80 мм рт. ст., что предотвращает перегрузку сердца и повреждение сосудов);

- отсутствие болей в груди, одышки, отеков и других значимых признаков сердечно-сосудистых заболеваний;

- способность к физической активности (возможность выполнять умеренные и интенсивные физические упражнения без появления дискомфорта или ухудшения самочувствия);

- снижение риска сердечно-сосудистых заболеваний (поддержание здорового образа жизни, включающего правильное питание, регулярные физические упражнения, отказ от курения и ограничение употребления алкоголя, что снижает риск развития сердечно-сосудистых заболеваний).

Сердечно-сосудистые заболевания – общее название заболеваний сердца и кровеносных сосудов. К наиболее распространенным сердечно-сосудистым заболеваниям относятся следующие [14]: ишемическая болезнь сердца, инсульт, болезни периферических артерий, ревматическая болезнь сердца, врожденные пороки сердца, сердечная недостаточность, кардиомиопатии, аритмии и артериальная гипертензия (гипертония).

### Методы и этапы диагностики сердечно-сосудистых заболеваний

Основными методами диагностики сердечно-сосудистых заболеваний являются [15]:

- опрос – врач собирает данные непосредственно со слов пациента – жалобы на различные симптомы, локализация боли (при ее наличии), ее характер, длительность болевого синдрома, возможные сопутствующие проявления и пр.;

- физический осмотр – врач проверяет частоту сердечных сокращений, артериальное давление, изучает пациента на предмет наличия внешних признаков, свидетельствующих о риске наличия заболеваний;

- стресс-тест – осмотр во время напряженной деятельности (ходьбы, бега, занятия на велотренажере);

- инструментальные методы исследования (электрокардиограмма, фонокардиография, эхокардиография, сцинтиграфия миокарда, коронароангиография, УЗИ сонных артерий, холтер-монитор, компьютерная томография, магнитно-резонансная терапия сердца);

- лабораторные методы исследования;

- молекулярная диагностика.

Следует отметить, что не существует одного «лучшего» исследования для диагностики заболеваний сердца до проявления симптомов этого заболевания. При обычном диагностировании нарушений кровообращения, врач проводит опрос пациента о его возрасте, питании, изменениях в условиях жизни, наличии вредных привычек или наследственной предрасположенности к сердечно-сосудистым заболеваниям (семейный анамнез). Таким образом выясняются факторы риска.

## Актуализация построения интеллектуальной модели оценки здоровья сердца человека

Интеллектуальные модели получают все более широкое распространение для решения задач, связанных с оценкой чего-либо [16-18], в частности, для решения диагностических задач в медицине [19, 20]. Это значительно облегчает работу специалистов, позволяя сосредоточиться на решении проблем пациента, а не на выяснении его состояния посредством ручного анализа показателей.

В данном исследовании описана модель, построенная при помощи алгоритма машинного обучения. При этом нужно понимать, что интеллектуальные модели могут использоваться только в том случае, если проблема выражена достаточным количеством наблюдаемых примеров. Эти наблюдения используются для обучения модели.

При обучении модели необходимо также обращать внимание на выбранные значения гиперпараметров, так как от них зависит то, насколько хорошо будет обучена модель и насколько хорошо она будет решать поставленную задачу, в данном случае задачу оценки здоровья сердца человека.

Одним из эффективных методов машинного обучения является  $k$ -ближайших соседей [21, 22]. Он широко используется для решения задач классификации [23, 24] и регрессии [25, 26].

Таким образом, для решения задачи оценки здоровья сердца человека, особенно при проведении скрининговых исследований, целесообразно использовать интеллектуальную модель на основе метода  $k$ -ближайших соседей.

### Выбор и описание набора данных для построения интеллектуальной модели

Для построения интеллектуальной модели необходимо выбрать и подготовить данные для ее обучения и тестирования. Для этого выбран набор данных «Heart Disease Dataset (Comprehensive)» [27] из общедоступного источника Kaggle [28, 29].

Набор данных состоит из 1190 записей, содержащих информацию о пациентах с сердечно-сосудистыми заболеваниями. Выходных класса два – 0 и 1. Нулевой класс означает нормальное состояние пациента (здоров), единичный – риск наличия заболевания сердца. Соотношение классов в наборе данных составляет 47,14 % («0») и 52,86 % («1»).

Набор данных содержит следующие поля:

- *age* – возраст пациента, лет (числовое поле со значениями от 28 до 77);
- *sex* – пол (бинарное поле, 0 – женский, 1 – мужской);
- *chest pain type* – тип боли в груди (категориальное поле, 1 – типичная стенокардия, 2 – атипичная стенокардия, 3 – неангинозная боль, 4 – бессимптомно);
- *resting bp s* – частота сердечных сокращений в покое, уд./мин (числовое поле со значениями от 94 до 200);
- *cholesterol (chol)* – холестерин, мг/дл (числовое поле со значениями от 126 до 564);
- *fasting blood sugar* – глюкоза натощак более 120 мг/дл (бинарное поле, 0 – нет, 1 – да);

- *resting ecg* – ЭКГ в покое (категориальное поле, 0 – норма, 1 – аномалия ST-T, 2 – гипертрофия левого желудочка);

- *max heart rate* – максимальная частота сердечных сокращений, уд./мин (числовое поле со значениями от 71 до 202);

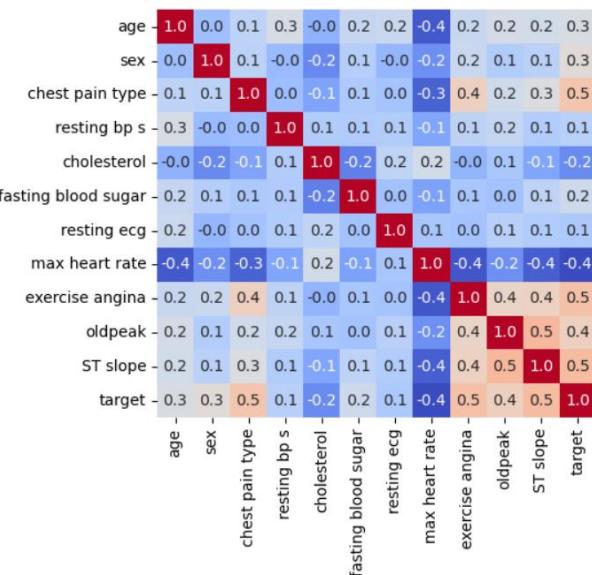
- *exercise induced angina* – стенокардия при нагрузке (бинарное поле, 0 – нет, 1 – есть);

- *oldpeak* – ST после нагрузки (числовое поле со значениями от 0 до 6,2);

- *ST slope* – наклон сегмента ST (категориальное поле, 1 – восходящий, 2 – плоский, 3 – нисходящий);

- *target* – целевое значение класса «наличие риска сердечно-сосудистых заболеваний» (бинарное поле, 0 – нет, 1 – да).

Для оценки взаимозависимости данных произведен корреляционный анализ [30]. Его результат представлен на рисунке 1.



**Рис. 1 – Матрица корреляций**

**Fig. 1 – Correlation matrix**

Видно, что корреляция выходных параметров с выходным не поднимается выше 0,5. В основном наблюдается слабая связь, однако есть поля, коэффициент корреляции между которыми позволяет говорить о средней связи между ними.

Для формирования обучающей и тестовой выборок применялись функции библиотеки *sklearn* на *Python*. Соотношение было выбрано 80 % к 20 %. В итоге сформированы выборки для обучения и тестирования интеллектуальной модели, в результате которого обучающая выборка из набора данных содержала 952 значений, а тестовая – 238. Формирование выборок обеспечило возможность перехода к построению интеллектуальной модели оценки здоровья сердца человека.

### Построение модели оценки здоровья сердца человека

Для построения интеллектуальной модели оценки здоровья сердца человека, основанной на методе  $k$ -ближайших соседей, использовались средства библиотеки *sklearn* на *Python*, а также инструмен-

тальное средство для работы с блокнотами *Kaggle*. В качестве ускорителя применялся ускоритель *GPU P100*, что позволило значительно сократить время построения и оценки модели.

При построении модели были выбраны следующие значения гиперпараметров:

- метрика расстояния – Манхэттенское;
- количество ближайших соседей – 15;
- параметр метрики Минковского –  $\rho = 1$ .

Перед построением модели был определен словарь параметров *param\_grid* с помощью *Grid Search* – метода перебора комбинаций параметров для выбора наилучшей конфигурации модели. Словарь включает в себя следующие элементы:

- число соседей (нечетные значения от 1 до 29);
- варианты весов («uniform» – все соседи равны, «distance» – ближние соседи важнее);
- метрика расстояния (Евклидова, манхэттенская, Минковского, Чебышева);
- параметр  $\rho$ , актуальный для метрики Минковского – 1 (манхэттенское расстояние), 2 (Евклидово расстояние), 3 (другая степень).

После создания словаря выполнен подбор оптимальных параметров модели, а затем при нахождении наилучшей комбинации произведено обучение модели с наибольшим значением метрики *F1*.

### Оценка эффективности построенной модели

При помощи функции *classification\_report* библиотеки *sklearn* проведена оценка построенной модели по различным метрикам на тестовой выборке. Результаты оценки представлены на рисунке 2.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.95	0.92	0.93	107
1	0.93	0.96	0.95	131
accuracy			0.94	238
macro avg	0.94	0.94	0.94	238
weighted avg	0.94	0.94	0.94	238

```

Accuracy: 0.9411764705882353
Precision: 0.9414810584427946
Recall: 0.9411764705882353
F1 Score: 0.9410585286746278

```

Рис. 2 – Результаты расчета метрик оценки качества построенной модели

Fig. 2 – Results of calculating the quality assessment metrics for the constructed model

Здесь *precision* – это точность модели. Метрика показывает, какая доля объектов, определенных моделью в заданный класс, действительно являются членами этого класса (доля объектов, действительно принадлежащих данному классу, относительно всех объектов, которые модель отнесла к этому классу). Метрика рассчитывается по следующей формуле:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}},$$

где *TP* – истинно положительные решения, *FP* – ложно положительные решения.

Под *recall* понимается полнота – метрика, показывающая какая доля объектов определена верно. Метрика рассчитывается по следующей формуле:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}},$$

где *TP* – истинно положительные решения, *FN* – ложно отрицательные решения.

Метрика *f1-score* (*F*-мера) – гармоническое среднее точности и полноты, принимает значение от 0 до 1, причем чем ближе к единице находится значение, тем лучше с точки зрения оценивания модели. Метрика рассчитывается по следующей формуле:

$$\text{F1Score} = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}.$$

Под *support* понимается вхождение каждого класса в множество *TP* – записей, классификация которых была проведена успешно.

Значения метрик были вычислены для каждого класса, представленного в исходном наборе данных. Из полученных результатов расчета метрик можно сделать вывод, что модель обладает высокими показателями для практического применения.

Далее проведена оценка построенной модели на тестовой выборке данных при помощи метрики *AUC-ROC*. Значение метрики составило 0,9747.

Метрика *AUC-ROC* [31, 32] полезна, когда классы не сбалансированы [33]. *ROC*-кривая показывает, насколько хорошо модель отделяет положительный класс от отрицательного.

На рисунке 3 представлен график *ROC*-кривой для построенной модели.

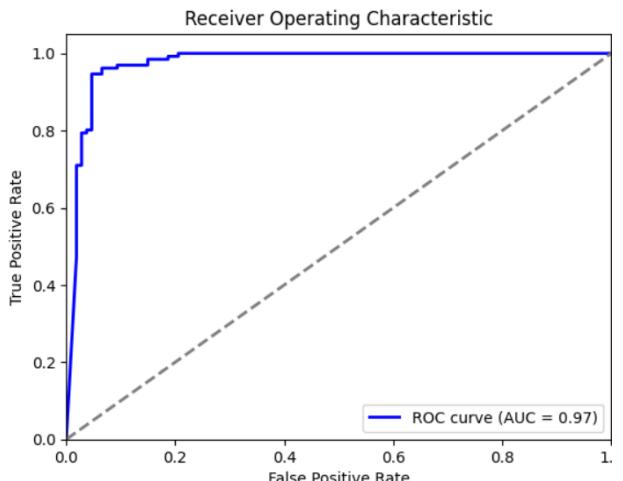


Рис. 3 – График ROC-кривой

Fig. 3 – ROC curve graph

Также проведено сравнение точности построенной модели с точностью других методов классификации. Для сравнения были выбраны самые популярные решения [34-38]. В каждом из решений рассматривалось несколько моделей. Сравнение проводилось только с теми моделями, для которых была представлена оценка по метрике *AUC-ROC*.

Данные по точности классификации оценены по метрике *AUC-ROC* на основании тестовой выборки для каждой модели и представлены в таблице 1.

Из таблицы видно, что построенная интеллектуальная модель, основанная на использовании метода *k*-ближайших соседа, показала более высокие ре-

зультаты по сравнению с другими известными методами, что указывает на ее эффективность.

Для общей оценки адекватности модели построена матрица классификации [39, 40] на тестовой выборке данных (см. табл. 2).

**Таблица 1 – Сравнение моделей по метрике AUC-ROC**

**Table 1 – Comparison of models using the AUC-ROC metric**

Модель	Точность классификации на тестовой выборке по метрике AUC-ROC
<i>Extra Trees Classifier model with 100 estimators</i>	0,95
<i>Stacked Classifier</i>	0,90
<i>Random Forest Classifier</i>	0,94
<i>Extra Tree Classifier</i>	0,96
<i>XGboost</i>	0,91
Построенная модель	0,97

**Таблица 2 – Матрица классификации**

**Table 2 – Classification matrix**

Истинные классы	Предсказанные классы (%)	
	0 (здоров)	1 (риск заболеваний)
0 (здоров)	91,59	8,41
1 (риск заболеваний)	3,82	96,18

Как видно из таблицы, модель с достаточно высокой точностью решает задачу классификации.

### Заключение

В ходе выполнения исследования получены следующие результаты:

- проведен анализ предметной области оценки здоровья сердца человека;
- найдены и подготовлены исходные данные для анализа и построения интеллектуальной модели;
- построена модель оценки здоровья сердца человека и выбраны значения ее гиперпараметров;
- проведена оценка эффективности модели.

Таким образом, построенную модель можно использовать в качестве инструмента для оценки здоровья сердца человека, например, на базе настольного или веб-приложения.

### Литература

1. Д.А. Аникин, И.А. Соловьева, И.В. Демко, А.Н. Наркевич, *Современные проблемы здравоохранения и медицинской статистики*, 2, 1-23 (2023).
2. М.Д. Копылова, В.В. Гетманцева, М.И. Хотеева, *Экологические системы и приборы*, 12, 3-10 (2023).
3. А.А. Кичиева, *Академическая публицистика*, 3-2, 177-180 (2025).
4. О.П. Алексеева, Д.В. Пикулев, *Российский журнал гастроэнтерологии, гепатологии, колопроктологии*, 29, 4, 66-73 (2019).
5. М.А. Подольская, А.С. Катаев, *Казанский медицинский журнал*, 88, 4, 346-351 (2007).
6. Л.Г. Нахамчен, И.Н. Гориков, Д.А. Гассан, О.О. Котова, Т.Е. Тальченкова, *Бюллетень физиологии и патологии дыхания*, 97, 111-117 (2025).
7. Ю.А. Долгушева, К.А. Зыков, И.Е. Чазова, *Практическая пульмонология*, 2, 41-47 (2015).
8. А.С. Катаев, М.А. Подольская, *Неврологический вестник*, 38, 3-4, 85-90 (2006).
9. Р.И. Юсупова, Р.С. Зарипова, М.Г. Нуриев, *Казанская наука*, 2, 201-203 (2025).
10. А.И. Баринов, Д.В. Катаев, А.С. Катаев, *Вестник Технологического университета*, 23, 10, 64-67 (2020).
11. А.З. Асанов, И.Ю. Мышкина, *Проблемы управления*, 1, 31-39 (2017).
12. Ю.С. Малов, А.Н. Кучмин, И.М. Борисов, А.М. Малова, *Вестник Российской Военно-медицинской академии*, 2 (70), 189-194 (2020).
13. Ю.И. Доян, *Современные проблемы науки и образования*, 4, 113-122 (2022).
14. И.В. Лёзина, Д.Ю. Яшин, *Инфокоммуникационные технологии*, 22, 3 (87), 65-72 (2024).
15. Р.Р. Морозов, Ю.С. Данилова, *Системный анализ и управление в биомедицинских системах*, 24, 1, 140-144 (2025).
16. К.И. Зарипова, М.Г. Нуриев, *Russian Journal of Management*, 12, 4, 42-56 (2024).
17. С.В. Новикова, К.Н. Новикова, *Образовательные технологии и общество*, 19, 4, 496-508 (2016).
18. А.С. Катаев, Д.В. Катаев, Ю.Н. Смирнов, Л.Н. Кунафина, *Вестник Технологического университета*, 27, 10, 101-105 (2024).
19. А.А. Лобантsev, Н.Ф. Гусарова, А.С. Ватян, А.А. Карапонов, А.А. Шалыто, *Information and Control Systems*, 5 (108), 70-79 (2020).
20. Д.В. Катаев, А.О. Баринова, *Вестник Технологического университета*, 25, 2, 67-70 (2022).
21. S. Rahman, *Modern Innovations, Systems and Technologies*, 4, 2, 201-211 (2024).
22. В.А. Федоренко, К.О. Сорокина, П.В. Гиверц, *Информационные технологии и вычислительные системы*, 1, 70-82 (2021).
23. О.А. Пырнова, *Научно-технический вестник Поволжья*, 11, 254-256 (2023).
24. А.С. Катаев, Д.В. Катаев, *Вестник Казанского государственного энергетического университета*, 1 (25), 68-78 (2015).
25. Л.Ю. Емалетдинова, Н.Р. Вильданов, А.С. Катаев, *Научно-технический вестник Поволжья*, 6, 62-64 (2023).
26. С.В. Новикова, З.З. Мингалиев, *Современные информационные технологии и ИТ-образование*, 17, 1, 90-98 (2021).
27. A. Tiwari, A. Chugh, A. Sharma, *Computers in Biology and Medicine*, 146, 105624 (2022).
28. А.Е. Карпова, *Вестник магистратуры*, 12-4 (87), 48-49 (2018).
29. X. Li, Yu. Bai, Ya. Kang, *International Journal of Forecasting*, 38, 4, 1507-1518 (2022).
30. Л.В. Больщакова, А.Н. Литвиненко, *Вестник экономической безопасности*, 3, 259-265 (2021).
31. М.В. Галимова, К.В. Золотухин, *Системный анализ и логистика*, 3 (41), 10-16 (2024).
32. А.А. Korshikova, A.G. Trofimov, *Studies in Systems, Decision and Control*, 260, 249-259 (2020).
33. В.А. Частикова, А.Р. Лях, Электронный сетевой политехнический журнал «Научные труды КубГТУ», 4, 79-90 (2021).
34. D. Baby, S.Ju. Devaraj, Ju. Hemanth, *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 29, SI-1, 2742-2757 (2021).
35. R.D. Indrasiri, E. Lee, V. Rupapara, F. Rustam, I. Ashraf, *Computers, Materials and Continua*, 71, 1, 489-515 (2022).

36. B. Yang, J.M. Cao, D.P. Jiang, J.D. Lv, *Multimedia Tools and Applications*, **77**, 16, 20477-20499 (2018).
37. P. Kumar, Sh.N. Singh, S. Dawra, *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, **13**, 2, 892-903 (2022).
38. H. Oukhouya, H. Kadiri, Kh. Elhimdi, R. Guerbaz, *Statistics, Optimization and Information Computing*, **12**, 1, 200-209 (2023).
39. B.B. Старовойтов, Ю.И. Голуб, *Информатика*, **18**, 1, 61-71 (2021).
40. C.X. Ахмед, С.В. Скородумов, *Моделирование и анализ данных*, **10**, 2, 49-61 (2020).

## References

1. D.A. Anikin, I.A. Solovieva, I.V. Demko, A.N. Narkevich, *Modern Problems of Healthcare and Medical Statistics*, 2, 1-23 (2023).
2. M.D. Kopylova, V.V. Getmantseva, M.I. Khoteeva, *Ecological systems and devices*, 12, 3-10 (2023).
3. A.A. Kichieva, *Academic Journalism*, 3-2, 177-180 (2025).
4. O.P. Alekseeva, D.V. Pikulev, *Russian Journal of Gastroenterology, Hepatology, Coloproctology*, **29**, 4, 66-73 (2019).
5. M.A. Podolskaya, A.S. Katasev, *Kazan Medical Journal*, **88**, 4, 346-351 (2007).
6. L.G. Nakhamchen, I.N. Gorikov, D.A. Gassan, O.O. Kotova, T.E. Talchenkova, *Bulletin of Physiology and Pathology of Respiration*, 97, 111-117 (2025).
7. Yu.A. Dolgusheva, K.A. Zykov, I.E. Chazova, *Practical Pulmonology*, 2, 41-47 (2015).
8. A.S. Katasev, M.A. Podolskaya, *Neurological Bulletin*, **38**, 3-4, 85-90 (2006).
9. R.I. Yusupova, R.S. Zaripova, M.G. Nuriev, *Kazan science*, 2, 201-203 (2025).
10. A.I. Barinov, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, *Herald of Technological University*, **23**, 10, 64-67 (2020).
11. A.Z. Asanov, I.Yu. Myshkina, *Problems of Management*, 1, 31-39 (2017).
12. Yu.S. Malov, A.N. Kuchmin, I.M. Borisov, A.M. Malova, *Bulletin of the Russian Military Medical Academy*, 2 (70), 189-194 (2020).
13. Yu.I. Doyan, *Modern Problems of Science and Education*, 4, 113-122 (2022).
14. I.V. Lezina, D.Yu. Yashin, *Infocommunication technologies*, **22**, 3 (87), 65-72 (2024).
15. R.R. Morozov, Yu.S. Danilova, *Systems Analysis and Control in Biomedical Systems*, **24**, 1, 140-144 (2025).
16. K.I. Zaripova, M.G. Nuriev, *Russian Journal of Management*, **12**, 4, 42-56 (2024).
17. S.V. Novikova, K.N. Novikova, *Educational Technologies and Society*, **19**, 4, 496-508 (2016).
18. A.S. Katasev, D.V. Kataseva, Yu.N. Smirnov, L.N. Kunafina, *Herald of Technological University*, **27**, 10, 101-105 (2024).
19. A.A. Lobantsev, N.F. Gusarova, A.S. Vatian, A.A. Kapitonov, A.A. Shalyto, *Information and Control Systems*, 5 (108), 70-79 (2020).
20. D.V. Kataseva, A.O. Barinova, *Herald of Technological University*, **25**, 2, 67-70 (2022).
21. S. Rahman, *Modern Innovations, Systems and Technologies*, **4**, 2, 201-211 (2024).
22. V.A. Fedorenko, K.O. Sorokina, P.V. Giverts, *Information Technologies and Computing Systems*, 1, 70-82 (2021).
23. O.A. Pyrnova, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 11, 254-256 (2023).
24. A.S. Katasev, D.V. Kataseva, *Bulletin of the Kazan State Power Engineering University*, 1 (25), 68-78 (2015).
25. L.Yu. Emaletdinova, N.R. Vildanov, A.S. Katasev, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 6, 62-64 (2023).
26. S.V. Novikova, Z.Z. Mingaliev, *Modern information technologies and IT education*, **17**, 1, 90-98 (2021).
27. A. Tiwari, A. Chugh, A. Sharma, *Computers in Biology and Medicine*, **146**, 105624 (2022).
28. A.E. Karpova, *Bulletin of the Magistracy*, 12-4 (87), 48-49 (2018).
29. X. Li, Yu. Bai, Ya. Kang, *International Journal of Forecasting*, **38**, 4, 1507-1518 (2022).
30. L.V. Bolshakova, A.N. Litvinenko, *Bulletin of Economic Security*, 3, 259-265 (2021).
31. M.V. Galimova, K.V. Zolotukhin, *Systems Analysis and Logistics*, 3 (41), 10-16 (2024).
32. A.A. Korshikova, A.G. Trofimov, *Studies in Systems, Decision and Control*, **260**, 249-259 (2020).
33. V.A. Chastikova, A.R. Lyakh, *Electronic online polythematic journal "Scientific Works of KubSTU"*, 4, 79-90 (2021).
34. D. Baby, S.Ju. Devaraj, Ju. Hemanth, *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, **29**, SI-1, 2742-2757 (2021).
35. R.D. Indrasiri, E. Lee, V. Rupapara, F. Rustam, I. Ashraf, *Computers, Materials and Continua*, **71**, 1, 489-515 (2022).
36. B. Yang, J.M. Cao, D.P. Jiang, J.D. Lv, *Multimedia Tools and Applications*, **77**, 16, 20477-20499 (2018).
37. P. Kumar, Sh.N. Singh, S. Dawra, *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, **13**, 2, 892-903 (2022).
38. H. Oukhouya, H. Kadiri, Kh. Elhimdi, R. Guerbaz, *Statistics, Optimization and Information Computing*, **12**, 1, 200-209 (2023).
39. V.V. Starovoytov, Yu.I. Golub, *Computer Science*, **18**, 1, 61-71 (2021).
40. S.Kh. Akhmed, S.V. Skorodumov, *Modeling and Data Analysis*, **10**, 2, 49-61 (2020).

© А. С. Катасёв – д-р техн. наук, профессор кафедры Систем информационной безопасности (СИБ), Казанский национальный технический университет им. А.Н. Туполева (КНИТУ им. А.Н. Туполева), Казань, Россия, ASKatasev@kai.ru; О. Е. Щербинина – магистрант кафедры СИБ, КНИТУ им. А.Н. Туполева; ведущий специалист проектного сектора ГБУ «Безопасность дорожного движения», Казань, Россия, e-mail: 7th\_miracle@mail.ru.

© А. С. Katasev – Doctor of Sciences (Technical Sci.), Professor of the Department of Information Security Systems (ISS), Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev (KNRTU named after A.N. Tupolev), Kazan, Russia, ASKatasev@kai.ru; О. Е. Шчербинина – Master-Student of the ISS department, KNRTU named after A.N. Tupolev; Leading Specialist of the Design Sector of the SBI "Road Safety", Kazan, Russia, 7th\_miracle@mail.ru.

Дата поступления рукописи в редакцию – 18.11.25.  
Дата принятия рукописи в печать – 05.12.25