

А. С. Катасёв, А. В. Каляшина, Ю. Н. Смирнов

КЛАССИФИКАЦИЯ ТИПА СТЕКЛА НА ОСНОВЕ НЕЙРОНЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ

Ключевые слова: нечеткая нейронная сеть, нейронечеткая модель, моделирование, нечеткая база знаний, тип стекла, нейронечеткая классификация.

Данная статья посвящена решению задачи построения нейронечеткой модели для классификации типа стекла. Решение этой задачи актуально в криминологических расследованиях, в медицине, оконной промышленности, автомобилестроении и других предметных областях. Для ее решения обоснована целесообразность построения и использования нейронечеткой модели. Для построения модели потребовался выбор и подготовка набора данных, характеризующих различные типы стекол, а также выбор и применение инструментальной среды нейронечеткого моделирования. Для решения поставленной задачи произведен поиск наборов данных в репозитории UCI и найден набор «Glass identification», предназначенный для распознавания следующих типов стекла: термополированное стекло зданий, обычное стекло зданий, термополированное стекло автомобилей, стеклянная тара, стекло для посуды, стекло фар автомобиля. Подготовка набора данных к анализу выполнена на базе аналитической платформы Deductor. Для этого разработан сценарий, предусматривающий выполнение следующих этапов: загрузка данных, настройка набора данных, выполнение корреляционного анализа, оценка качества данных, редактирование выбросов и экстремальных значений, экспорт данных. На этапе настройки данных задавались типы (целый или вещественный) и виды (дискретный или непрерывный) данных для соответствующих входных и выходного столбцов. Корреляционный анализ позволил выявить степени влияния каждого входного столбца на выходной и выбрать информативные признаки для анализа. Реализованы также этапы оценки качества данных, редактирования выбросов и экстремальных значений. После выполнения указанных процедур данные были экспортированы в текстовый файл для дальнейшего анализа и построения нейронечеткой модели. Итоговая выборка данных для анализа включала 214 строк, 4 входных столбца (Na, Mg, Al, Ba) и 1 выходной (Type of glass) с 6 классами типа стекла. На основе подготовленных данных произведено обучение нечеткой нейронной сети в программном комплексе «Нейронечеткая система формирования нечетких моделей оценки дискретного состояния объектов». Время построения модели составило 6 минут и 42 секунды. За это время реализовано 6 полных циклов обучения нечеткой нейронной сети. В каждом цикле генетический алгоритм настраивал значения 20-ти параметров функций принадлежности. В ходе обучения удалось достичь точности классификации 93,62% на обучающей выборке данных и 92,21% – на тестовой. Это указывает на адекватность построенной модели и на возможность ее эффективного практического использования.

A. S. Katasev, A. V. Kalyashina, Yu. N. Smirnov

CLASSIFICATION OF GLASS TYPE BASED ON NEURO-FUZZY MODEL

Keywords: fuzzy neural network, neuro-fuzzy model, modeling, fuzzy knowledge base, glass type, neuro-fuzzy classification.

This article is devoted to the solution of the problem of constructing a neuro-fuzzy model for classifying the type of glass. The solution of this problem is relevant in criminological investigations, in medicine, the window industry, the automotive industry and other subject areas. To solve it, the feasibility of constructing and using a neuro-fuzzy model is substantiated. To build the model, it was necessary to select and prepare a data set characterizing various types of glass, as well as select and use the tool environment of neuro-fuzzy modeling. To solve the problem, a search for data sets was performed in the UCI repository and the "Glass identification" set was found, designed to recognize the following types of glass: heat-polished glass of buildings, ordinary glass of buildings, heat-polished glass of cars, glass containers, glass for dishes, glass of car headlights. The data set for analysis was prepared on the basis of the Deductor analytical platform. For this, a scenario was developed that provides for the following steps: loading data, setting up a data set, performing correlation analysis, assessing the quality of data, editing outliers and extreme values, exporting data. At the data setup stage, the data types (integer or real) and types (discrete or continuous) were set for the corresponding input and output columns. Correlation analysis allowed us to identify the degrees of influence of each input column on the output column and select informative features for analysis. The data quality assessment stages, editing of outliers and extreme values were also implemented. After completing the specified procedures, the data were exported to a text file for further analysis and building a neuro-fuzzy model. The final data sample for analysis included 214 rows, 4 input columns (Na, Mg, Al, Ba) and 1 output (Type of glass) with 6 classes of glass type. Based on the prepared data, the fuzzy neural network was trained in the Neuro-Fuzzy System for Forming Fuzzy Models for Assessing the Discrete State of Objects software package. The model construction time was 6 minutes and 42 seconds. During this time, 6 full cycles of fuzzy neural network training were implemented. In each cycle, the genetic algorithm adjusted the values of 20 parameters of the membership functions. During training, it was possible to achieve classification accuracy of 93.62% on the training data sample and 92.21% on the test sample. This indicates the adequacy of the constructed model and the possibility of its effective practical use.

Введение

В настоящее время изделия из стекла применяются в различных сферах человеческой деятельности [1-3]. В зависимости от области применения стекло может иметь различный химический состав

[4]. По химическому составу можно идентифицировать стекло и определить его источник. Это актуально, например, для криминологических расследований: оставшееся на месте преступления стекло

может быть использовано как доказательство, если оно правильно классифицировано.

Другими сферами, где важна классификация типа стекла, является медицина, оконная промышленность, бытовые изделия и др. Так, например, в медицине активно применяются разные типы стекол: химически и термически стойкие, нейтральные, светозащитные, щелочные. Необходимость классификации медицинского стекла связана с тем, что из разного типа стекол изготавливают разные изделия: шприцы, ампулы, пробирки, детали для медицинских приборов, предметы ухода за больными. Также стекла активно применяются в автомобильной промышленности: лобовые стекла, боковые стекла, фары и т.д. Здесь также важна их правильная классификация. Следовательно, задача классификации типа стекла является актуальной [5, 6].

Актуализация классификации типа стекла на основе нейронечеткой модели

Развитие технологий способствует разработке интеллектуальных систем [7, 8]. Такие системы применяются во многих областях [9, 10]. Например, в криминалистике они могут определять тип стекла, помогая в процессе раскрытия преступлений [11].

Для построения таких систем часто используются методы, основанные на нечетких правилах [12-14], а также нечеткие [15-17] и нейронечеткие модели [18-20], позволяющие описывать неопределенную информацию по элементам стекла, найденным на месте преступления [21]. Помимо нечетких и нейронечетких моделей, при создании интеллектуальных систем для криминалистов-химиков также применяются нейронные сети [22-24], метод ближайших соседей [25], генетические алгоритмы [26-28]. Однако их использование не позволяет объяснять сформированные решения.

Криминологические исследования основываются в большей степени на обработке неопределенностей [29]. Применение нейронечеткой модели при определении типа стекла позволит обеспечивать более гибкий и адаптивный подход к принятию решений в этой области, улучшая точность и надежность результатов классификации.

Для построения нейронечеткой модели требуется выбор и подготовка набора данных, характеризующих различные типы стекол, а также выбор и применение инструментальной среды моделирования. Рассмотрим реализацию этих этапов.

Выбор и подготовка данных для построения нейронечеткой модели

Существует множество источников данных для анализа, одним из которых является репозиторий UCI [30]. Для решения поставленной задачи произведен поиск наборов данных в этом репозитории и найден набор «Glass identification», предназначенный для распознавания типов стекла. Объем набора данных составляет 214 строк. Идентификаторы входных столбцов: показатель преломления стекла, натрий, магний, алюминий, кремний, калий, кальций, барий, железо. Химические элементы в наборе данных представлены в виде весового процента в

соответствующем оксиде. Для распознавания использованы следующие типы стекла (значения выходного столбца):

- 1 (термополированное стекло зданий);
- 2 (обычное стекло зданий);
- 3 (термополированное стекло автомобилей);
- 4 (стеклянная тара, контейнеры);
- 5 (стекло для посуды);
- 6 (стекло фар автомобиля).

Используя программу Deductor [31], произведена подготовка данных к анализу (см. рис. 1).

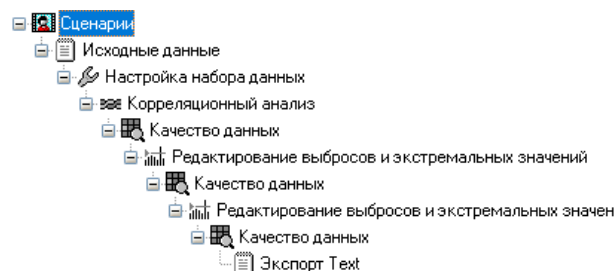


Рис. 1 – Сценарий в Deductor для подготовки набора данных к анализу

Fig. 1 – Script in Deductor to prepare a dataset for analysis

На рисунке выше представлена последовательность этапов для подготовки данных к анализу.

На рисунке 2 представлен фрагмент загруженных данных в аналитическое приложение.

```
Id number,RI,Na,Mg,Al,Si,K,Ca,Ba,Fe,Type of glass
1,1.52101,13.64,4.49,1.10,71.78,0.06,8.75,0.00,0.00,1
2,1.51761,13.89,3.60,1.36,72.73,0.48,7.83,0.00,0.00,1
3,1.51618,13.53,3.55,1.54,72.99,0.39,7.78,0.00,0.00,1
4,1.51766,13.21,3.69,1.29,72.61,0.57,8.22,0.00,0.00,1
5,1.51742,13.27,3.62,1.24,73.08,0.55,8.07,0.00,0.00,1
6,1.51596,12.79,3.61,1.62,72.97,0.64,8.07,0.00,0.26,1
7,1.51743,13.30,3.60,1.14,73.09,0.58,8.17,0.00,0.00,1
8,1.51756,13.15,3.61,1.05,73.24,0.57,8.24,0.00,0.00,1
9,1.51918,14.04,3.58,1.37,72.08,0.56,8.30,0.00,0.00,1
10,1.51755,13.00,3.60,1.36,72.99,0.57,8.40,0.00,0.11,1
11,1.51571,12.72,3.46,1.56,73.20,0.67,8.09,0.00,0.24,1
12,1.51763,12.80,3.66,1.27,73.01,0.60,8.56,0.00,0.00,1
13,1.51589,12.88,3.43,1.40,73.28,0.69,8.05,0.00,0.24,1
14,1.51748,12.86,3.56,1.27,73.21,0.54,8.38,0.00,0.17,1
15,1.51763,12.61,3.59,1.31,73.29,0.58,8.50,0.00,0.00,1
16,1.51761,12.81,3.54,1.23,73.24,0.58,8.39,0.00,0.00,1
17,1.51784,12.68,3.67,1.16,73.11,0.61,8.70,0.00,0.00,1
```

Рис. 2 – Фрагмент исходных данных для анализа

Fig. 2 – A fragment of the initial data for analysis

На этапе настройки задавались типы и виды данных. Также из набора данных исключен столбец «Id number», поскольку он является информационным и не влияет на результаты анализа и моделирования.

Далее в Deductor был проведен корреляционный анализ для отбора информативных признаков [32, 33]. В качестве метода анализа использована корреляция Пирсона. Порог значимости коэффициента корреляции выбран равным 0,25. Результаты корреляционного анализа представлены на рисунке 3.

Корреляционный анализ позволил выявить входные поля, которые в дальнейшем были включены в таблицу данных для анализа.

Кроме того, проведена оценка качества данных, а также их редактирование [34]. После выполнения указанных процедур данные были экспортированы в текстовый файл (с разделителями полей «табуляция») для дальнейшего анализа и построения нейро-

нечеткой модели. Итоговая выборка данных включала 214 строк, 4 входных столбца и 1 выходной с 6 классами решений.

Входные поля	Корреляция с выходными полями	
	Type of glass	
☐ RI		-0,164
☒ Na		0,520
☒ Mg		-0,721
☒ Al		0,563
☐ Si		0,150
☐ K		-0,015
☐ Ca		-0,012
☒ Ba		0,569
☐ Fe		-0,210

Рис. 3 – Результаты корреляционного анализа

Fig. 3 – Results of correlation analysis

Построение нейронечеткой модели

На основе подготовленных данных построена нейронечеткая модель [35] в программном комплексе «Нейронечеткая система формирования нечетких моделей оценки дискретного состояния объектов» [36]. Эта программа строит нечеткие модели [37-39] с использованием реализованного в ней генетического алгоритма [40]. Алгоритм позволяет итерационно настраивать значения параметров треугольных функций принадлежности в структуре нечеткой нейронной сети.

На рисунке 4 представлен график ее обучения.

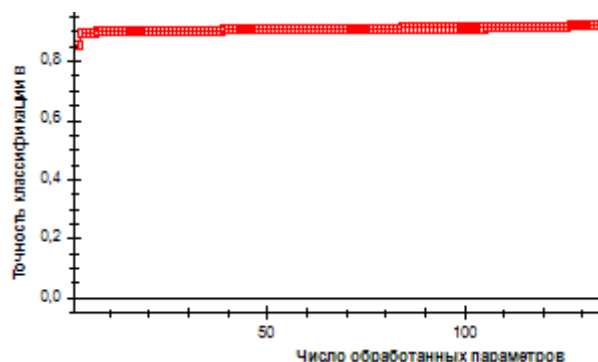


Рис. 4 – График построения нейронечеткой модели

Fig. 4 – Graph of construction of neuro-fuzzy model

По оси ординат показана точность классификации, а по оси абсцисс – число обработанных параметров, соответствующих числу итерации алгоритма обучения. График характеризует динамику изменения точности классификации данных из обучающей выборки.

Время построения модели составило 6 минут и 42 секунды. За это время реализовано 6 полных циклов обучения нечеткой нейронной сети. Точность классификации обучающих данных составила 93,62%, а тестовых – 92,21%, что является хорошим показателем обобщающей способности нейронечеткой модели.

Заключение

Таким образом, построенная нейронечеткая модель позволяет производить классификацию типа стекла с высокой степенью точности. Для ее построения подготовлены соответствующие данные. В ходе их подготовки выявлены значимые параметры, значения которых являются важными для моделирования. Также из данных исключены шумы и экстремальные значения. Все это позволило достичь цели исследования, связанной с анализом возможности применения нейронечетких моделей в данной предметной области.

Литература

1. А.В. Гречаников, А.С. Ковчур, П.И. Манак, И.А. Тимонов, *Вестник Витебского государственного технологического университета*, 3, 85-96 (2024).
2. Ю.Г. Борисенко, Р.М. Азан, Д.П. Швачёв, Д.А. Воробьев, *Строительные материалы*, 5, 51-56 (2019).
3. З.М. Гизатуллин, Р.М. Гизатуллин, М.Г. Нуриев, Ф.Р. Назметдинов, *Вестник Казанского государственного энергетического университета*, 3 (35), 46-57 (2017).
4. О.С. Румянцева, *Материалы по археологии, истории и этнографии Таврии*, 27, 72-116 (2022).
5. Ю.Ю. Чайковская, *Экономика и бизнес: теория и практика*, 12-3 (82), 167-170 (2021).
6. Т.А. Захаренко, Н.С. Печенко, *Ученые записки Санкт-Петербургского имени В.Б. Бобкова филиала Российской таможенной академии*, 1 (65), 19-22 (2018).
7. А.В. Каляшина, Т.Р. Сатдаров, *Фундаментальные исследования*, 12-4, 730-735 (2016).
8. А.З. Асанов, И.Ю. Мышкина, *Проблемы управления*, 1, 31-39 (2017).
9. Ю.А. Тунакова, С.В. Новикова, Р.А. Шагидуллина, *Вестник Казанского государственного технического университета им. А.Н. Туполева*, 4-1, 271-277 (2012).
10. Т.В. Лаптева, Н.Н. Зиятдинов, Д.Д. Первухин, *Вестник Казанского технологического университета*, 15, 11, 268-271 (2012).
11. В.В. Зайцев, *Проблемы уголовного процесса, криминалистики и судебной экспертизы*, 1(7), 74-78 (2016).
12. S.V. Pavlov, V.A. Dokuchaev, S.S. Mytenkov, *T-Comm*, 14, 9, 43-47 (2020).
13. М.В. Дагаева, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, А.П. Кирпичников, *Вестник Технологического университета*, 21, 2, 148-154 (2018).
14. А.С. Катасёв, А.Р. Абдулхаков, *Вестник Казанского государственного технического университета им. А.Н. Туполева*, 3, 110-115 (2012).
15. А.А. Сибгатуллин, А.С. Катасёв, *Вестник Технологического университета*, 25, 12, 139-143 (2022).
16. Б.И. Яцало, С.В. Грицюк, А.В. Радаев, А.В. Коробов, *Программные продукты и системы*, 2, 171-183 (2022).
17. М.И. Дли, М.В. Черновалова, А.М. Соколов, Э.В. Моргунова, *Прикладная информатика*, 18, 5 (107), 59-76 (2023).
18. А.И. Баринов, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, *Вестник Технологического университета*, 23, 10, 64-67 (2020).
19. С.В. Новикова, Ю.А. Тунакова, Э.Ш. Кремлева, *Вестник Казанского технологического университета*, 16, 17, 262-264 (2013).
20. Д.В. Катасёва, А.И. Баринов, *Вестник Технологического университета*, 25, 1, 69-72 (2022).
21. А.В. Галямичев, В.А. Кирикова, *Светопрозрачные конструкции*, 6 (116), 31-38 (2017).
22. А.Д. Фатыхов, И.Ю. Мышкина, Л.Ю. Грудцына, Л.З. Гумерова, Г.Н. Аглямзянова, *Научно-технический вестник Поволжья*, 3, 138-140 (2023).
23. Э.Ш. Кремлёва, А.П. Кирпичников, С.В. Новикова, Н.Л. Валитова, *Вестник Технологического университета*, 21, 8, 109-115 (2018).
24. М.В. Дагаева, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, *Информация и безопасность*, 21, 3, 366-371 (2018).
25. S. Rahman, *Modern Innovations, Systems and Technologies*, 4, 2, 201-211 (2024).
26. А.Р. Абдулхаков, А.С. Катасёв, *Фундаментальные исследования*, 5-3, 471-475 (2015).

27. T. Butko, V. Prokhorov, D. Chekhunov, *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, **1**, 3 (85), 55-61 (2017).
28. V.I. Pimenov, I.V. Pimenov, *Information and Control Systems*, **6** (109), 12-20 (2020).
29. А.С. Ильницкий, *Алтайский юридический вестник*, **4** (48), 145-151 (2024).
30. О.П. Солдатова, И.А. Лёзин, И.В. Лёзина, *Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки*, **1** (65), 86-100 (2023).
31. Е.В. Фешина, А.П. Овчаров, В.Р. Лабинцева, *Colloquium-Journal*, **12-6** (23), 49-51 (2018).
32. О.А. Пырнова, Р.С. Зарипова, *Информационные технологии в строительных, социальных и экономических системах*, **2** (20), 101-102 (2020).
33. С.Д. Ерохин, Б.Б. Борисенко, И.Д. Мартишин, А.С. Фадеев, *Системы синхронизации, формирования и обработки сигналов*, **13**, 6, 4-16 (2022).
34. С. Ван, А.И. Сморгачёв, Е.А. Мельникова, П.А. Мороз, В.С. Осипович, *Big Data and Advanced Analytics*, **4**, 257-262 (2018).
35. Д.В. Катасёва, Д.Д. Лосева, *Вестник Технологического университета*, **25**, 1, 77-80 (2022).
36. А.С. Катасёв, М.В. Дагаева, М.Ф. Хасбиуллин, *Научно-технический вестник Поволжья*, **7**, 60-63 (2023).
37. А.С. Катасёв, *Кибернетика и программирование*, **6**, 110-122 (2018).
38. А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, Ю.Н. Смирнов, Л.Н. Кунафина, *Вестник Технологического университета*, **27**, 10, 101-105 (2024).
39. Л.Ю. Емалетдинова, С.В. Новикова, *Программные системы и вычислительные методы*, **2**, 151-159 (2013).
40. I. Rakhmonov, B. Kholikhmatov, A. Ilyasov, *Universum: технические науки*, **11-12**, 49-51 (2024).
12. S.V. Pavlov, V.A. Dokuchaev, S.S. Mytenkov, *T-Comm*, **14**, 9, 43-47 (2020).
13. M.V. Dagaeva, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, A.P. Kirpichnikov, *Herald of Technological University*, **21**, 2, 148-154 (2018).
14. A.S. Katasev, A.R. Abdulhakov, *Bulletin of the Kazan State Technical University named after A.N. Tupolev*, **3**, 110-115 (2012).
15. A.A. Sibgatullin, A.S. Katasev, *Herald of Technological University*, **25**, 12, 139-143 (2022).
16. B.I. Yatsalo, S.V. Griityuk, A.V. Radaev, A.V. Korobov, *Software products and systems*, **2**, 171-183 (2022).
17. M.I. Dli, M.V. Chernovalova, A.M. Sokolov, E.V. Morgunova, *Applied Informatics*, **18**, 5 (107), 59-76 (2023).
18. A.I. Barinov, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, *Bulletin of the Technological University*, **23**, 10, 64-67 (2020).
19. S.V. Novikova, Yu.A. Tunakova, E.Sh. Kremleva, *Herald of Kazan Technological University*, **16**, 17, 262-264 (2013).
20. D.V. Kataseva, A.I. Barinov, *Herald of Technological University*, **25**, 1, 69-72 (2022).
21. A.I. Galyamichyev, V.A. Kirikova, *Translucent structures*, **6** (116), 31-38 (2017).
22. 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).
23. E.Sh. Kremlev, A.P. Kirpichnikov, S.V. Novikova, N.L. Valitova, *Herald of Technological University*, **21**, 8, 109-115 (2018).
24. M.V. Dagaeva, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, *Information and Security*, **21**, 3, 366-371 (2018).
25. S. Rahman, *Modern Innovations, Systems and Technologies*, **4**, 2, 201-211 (2024).
26. A.R. Abdulhakov, A.S. Katasev, *Fundamental Research*, **5-3**, 471-475 (2015).
27. T. Butko, V. Prokhorov, D. Chekhunov, *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, **1**, 3 (85), 55-61 (2017).
28. V.I. Pimenov, I.V. Pimenov, *Information and Control Systems*, **6** (109), 12-20 (2020).
29. А.С. Ильницкий, *Altai Law Bulletin*, **4** (48), 145-151 (2024).
30. О.П. Солдатова, И.А. Лёзин, И.В. Лёзина, *News of Higher Educational Institutions. Volga Region. Technical Sciences*, **1** (65), 86-100 (2023).
31. Е.В. Фешина, А.П. Овчаров, В.Р. Лабинцева, *Colloquium-Journal*, **12-6** (23), 49-51 (2018).
32. О.А. Пырнова, Р.С. Зарипова, *Information technologies in construction, social and economic systems*, **2** (20), 101-102 (2020).
33. С.Д. Ерохин, Б.Б. Борисенко, И.Д. Мартишин, А.С. Фадеев, *Системы синхронизации, формирования и обработки сигналов*, **13**, 6, 4-16 (2022).
34. S. Wang, A.I. Smorshchyok, E.A. Melnikova, P.A. Moroz, V.S. Osipovich, *Big Data and Advanced Analytics*, **4**, 257-262 (2018).
35. D.V. Kataseva, D.D. Loseva, *Herald of Technological University*, **25**, 1, 77-80 (2022).
36. A.S. Katasev, M.V. Dagaeva, M.F. Khasbiullin, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, **7**, 60-63 (2023).
37. A.S. Katasev, *Cybernetics and programming*, **6**, 110-122 (2018).
38. A.S. Katasev, D.V. Kataseva, Yu.N. Smirnov, L.N. Kunafina, *Herald of Technological University*, **27**, 10, 101-105 (2024).
39. L.Yu. Emaletdinova, S.V. Novikova, *Software systems and computational methods*, **2**, 151-159 (2013).
40. I. Rakhmonov, B. Kholikhmatov, A. Ilyasov, *Universum: technical sciences*, **11-12**, 49-51 (2024).

References

1. A.V. Grechannikov, A.S. Kovchur, P.I. Manak, I.A. Timonov, *Bulletin of the Vitebsk State Technological University*, **3**, 85-96 (2024).
2. Yu.G. Borisenko, R.M. Azan, D.P. Shvachev, D.A. Vorobiev, *Construction Materials*, **5**, 51-56 (2019).
3. Z.M. Gizatullin, R.M. Gizatullin, M.G. Nuriev, F.R. Nazmetdinov, *Bulletin of the Kazan State Energy University*, **3** (35), 46-57 (2017).
4. O.S. Rumyantseva, *Materials on the archeology, history and ethnography of Taurida*, **27**, 72-116 (2022).
5. Yu.Yu. Tchaikovskaya, *Economics and Business: Theory and Practice*, **12-3** (82), 167-170 (2021).
6. T.A. Zakharenko, N.S. Pechenko, *Scientific Notes of the V.B. Bobkov St. Petersburg Branch of the Russian Customs Academy*, **1** (65), 19-22 (2018).
7. A.V. Kalyashina, T.R. Satdarov, *Fundamental Research*, **12-4**, 730-735 (2016).
8. A.Z. Asanov, I.Yu. Myshkina, *Problems of Management*, **1**, 31-39 (2017).
9. Yu.A. Tunakova, S.V. Novikova, R.A. Shagidullina, *Bulletin of the Kazan State Technical University named after A.N. Tupolev*, **4-1**, 271-277 (2012).
10. T.V. Lapteva, N.N. Ziyatdinov, D.D. Pervukhin, *Herald of Kazan Technological University*, **15**, 11, 268-271 (2012).
11. V.V. Zaitsev, *Problems of criminal procedure, forensic science and forensic examination*, **1(7)**, 74-78 (2016).

© А. С. Катасёв – д-р техн. наук, профессор кафедры Цифровых систем и моделей (ЦСМ), Казанским государственный энергетический университет (КГЭУ), Казань, Россия, Kat_726@mail.ru; А. В. Каляшина – канд. техн. наук, доцент кафедры ЦСМ, КГЭУ, Anna_vik@mail.ru; Ю. Н. Смирнов – канд. физ.-мат. наук, заведующий кафедрой ЦСМ, КГЭУ, Smirnov.yn@kgeu.ru.

© A. S. Katasev – Doctor of Sciences (Technical Sci.), Professor of the department of Digital Systems and Models (DSM), Kazan State Power Engineering University (KSPEU), Kazan, REussia, Kat_726@mail.ru; A. V. Kalyashina – PhD (Technical Sci.), Associate Professor of the DSM department, KSPEU, Anna_vik@mail.ru; Yu. N. Smirnov – PhD (Physical and Mathematical Sci.), Head of the DSM department, KSPEU, Smirnov.yn@kgeu.ru.

Дата поступления рукописи в редакцию – 30.03.25.

Дата принятия рукописи в печать – 05.04.25.