

## Синтез алгоритма классификации подводных объектов на основе анализа спектров их шумов

Е. А. Сторожок<sup>1</sup>, В. Р. Кристаллинский<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup> ФГКВОУ ВО «Военная академия войсковой противовоздушной обороны Вооруженных Сил Российской Федерации имени Маршала Советского Союза А.М. Василевского» Министерства обороны Российской Федерации, г. Смоленск, Российская Федерация

Адрес: 214027, Российская Федерация, г. Смоленск, ул. Котовского, д. 2

<sup>2</sup> ФГБОУ ВО «Смоленский государственный университет», г. Смоленск, Российская Федерация

Адрес: 214000, Российская Федерация, г. Смоленск, ул. Пржевальского, д. 4

\* kristvr@rambler.ru

### Аннотация

В последнее время возросла угроза безопасности гидротехнических объектов, что требует создания новых и совершенствования существующих систем гидроакустического мониторинга. Необходимость снижения вероятности ложной тревоги в таких системах актуализирует вопросы разработки оптимального алгоритма классификации подводных объектов по их гидроакустическому полю. Известные алгоритмы классификации ориентированы на постобработку гидроакустической информации, обладают высокой вычислительной сложностью и не могут быть реализованы в устройствах с ограниченными вычислительными ресурсами. В работе описывается разработка алгоритма для распознавания и классификации гидроакустических шумов техногенного и биологического происхождения за счет использования значимых спектральных признаков. Решение задачи классификации подводных объектов основано на использовании математического аппарата теории нечётких множеств. В качестве математической модели блока классификации измерительного узла (буя) используется нечёткое отношение, которое описывает ситуацию классификации подводных объектов по спектру их шума. Эффективность алгоритма классификации оценивается при помощи пакета Fuzzy Logic Toolbox, входящего в состав системы MATLAB. В представленном алгоритме классификации в качестве классификационных признаков используются гармонические составляющие спектра шума подводного объекта. Алгоритм имеет невысокую вычислительную сложность и может быть легко реализован в измерительном узле системы гидроакустического мониторинга. Использование в алгоритме математического аппарата теории нечётких множеств делает его не критичным к размерности вектора классификационных признаков. Представленный алгоритм классификации может быть реализован в радиогидроакустическом буе на микроконтроллерах или ПЛИС, что будет способствовать снижению вероятности ложной тревоги, увеличению скрытности и времени работы буя.

**Ключевые слова:** классификация подводных объектов, гармоническая составляющая спектра, нечёткое отношение, функция принадлежности, синтез алгоритма классификации

**Конфликт интересов:** авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Для цитирования:** Сторожок Е. А., Кристаллинский В. Р. Синтез алгоритма классификации подводных объектов на основе анализа спектров их шумов // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2024. Т. 20, № 1. С. 215-223. <https://doi.org/10.25559/SITITO.020.202401.215-223>

© Сторожок Е. А., Кристаллинский В. Р., 2024



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.  
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.



## Synthesis of an Algorithm for Classifying Underwater Objects on Based on the Analysis of their Noise Spectra

E. A. Storozhok<sup>a</sup>, V. R. Kristalinskii<sup>b\*</sup>

<sup>a</sup> Russian Federation Armed Forces Army Air Defence Military Academy named after Marshal of the Soviet Union A.M. Vasilevsky, Smolensk, Russian Federation

Address: 2 Kotovsky St., Smolensk 214027, Russian Federation

<sup>b</sup> Smolensk State University, Smolensk, Russian Federation

Address: 4 Przhevalsky St., Smolensk 214000, Russian Federation

\* kristvr@rambler.ru

### Abstract

Recently, the threat to the safety of hydraulic engineering facilities has increased, which requires the creation of new and improvement of existing hydroacoustic monitoring systems. The need to reduce the probability of false alarms in such systems actualizes the issues of developing an optimal algorithm for classifying underwater objects by their sonar field. The well-known classification algorithms are focused on the post-processing of hydroacoustic information, have high computational complexity and cannot be implemented in devices with limited computing resources. The paper describes the development of an algorithm for the recognition and classification of hydroacoustic noises of technogenic and biological origin through the use of significant spectral features. The solution of the problem of classification of underwater objects is based on the use of the mathematical apparatus of the theory of fuzzy sets. A fuzzy relation is used as a mathematical model of the classification unit of the measuring node (buoy), which describes the situation of classification of underwater objects by their noise spectrum. The effectiveness of the classification algorithm is evaluated using the Fuzzy Logic Toolbox package, which is part of the MATLAB system. In the presented classification algorithm, harmonic components of the noise spectrum of an underwater object are used as classification features. The algorithm has a low computational complexity and can be easily implemented in the measuring node of the hydroacoustic monitoring system. The use of the mathematical apparatus of the theory of fuzzy sets in the algorithm makes it not critical to the dimension of the vector of classification features. The presented classification algorithm can be implemented in a radio hydroacoustic buoy on microcontrollers or FPGAs, which will help reduce the likelihood of a false alarm, increase the stealth and operating time of the buoy.

**Keywords:** classification of underwater objects, harmonic component of the spectrum, fuzzy relation, membership function, synthesis of classification algorithm

**Conflict of interests:** The authors declare no conflict of interest.

**For citation:** Storozhok E.A., Kristalinskii V.R. Synthesis of an Algorithm for Classifying Underwater Objects on Based on the Analysis of their Noise Spectra. *Modern Information Technologies and IT-Education*. 2024;20(1):215-223. <https://doi.org/10.25559/SITITO.020.202401.215-223>



## Введение

Вероятность ложной тревоги в измерительном узле системы гидроакустического мониторинга может быть снижена, если проводить первичную классификацию источника сигнала. Для этого необходимо предусмотреть наличие в составе узла базы данных шумовых портретов целей. Сигналы с выхода предварительного усилителя измерительного узла сравниваются с сигналами, хранящимися в базе данных<sup>1</sup> [1, 2].

В настоящее время известен ряд решений задачи синтеза оптимального алгоритма классификации подводных объектов по их гидроакустическому полю<sup>2</sup> [3-10], [16-19]. Как правило, данные решения ориентированы на постобработку гидроакустической информации и не ориентированы на реализацию в устройствах с ограниченными вычислительными ресурсами таких, как радиогидроакустические буй. Кроме того, предлагаемые алгоритмы критичны к размерности вектора классификационных признаков (КП) и поэтому их использование мало эффективно в случае, когда количество классов шумов более трёх [3].

Одним из подходов к решению задачи классификации является использование технологии нейронных сетей [10]. Данный подход не критичен к размерности вектора КП, но требует для своей реализации существенных вычислительных ресурсов, что затрудняет его реализацию на микроконтроллерах или ПЛИС.

Предлагается для синтеза алгоритма, удовлетворяющего требованиям его реализации в измерительном узле системы гидроакустического мониторинга, использовать математический аппарат теории нечётких множеств. В качестве модели, описывающей ситуацию классификации подводных объектов, предлагается использовать нечёткое бинарное отношение между множеством спектров шумов и множеством классов подводных объектов<sup>3</sup> [11-14]. Технология нечеткого моделирования широко применяется при решении задач в различных предметных областях (см. [20]-[25]). Научная новизна предлагаемого решения заключается в том, что методы нечеткого моделирования ранее не применялись для классификации объектов на основе анализа спектров их шумов.

## Постановка задачи

Пусть имеется набор  $X$  спектров шумов  $m$  классов подводных объектов. Требуется разделить этот набор на группы так, чтобы в каждой оказались спектры шумов только одного класса. Пусть  $\mu_i(x, y)$  – функция принадлежности нечёткого бинарного отношения сходства на заданном наборе спектров шумов,

обладающего естественными свойствами рефлексивности и симметричности. Оно называется одношаговым отношением, в том смысле, что описывает результаты лишь попарного сравнения спектров друг с другом.

В качестве математической модели блока классификации измерительного узла используется нечёткое отношение, которое описывает ситуацию классификации подводных объектов по спектру их шума. В качестве первого универсума рассматривается множество спектров  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , в котором  $x_i = A_i / \sum_{i=1}^n A_i$ , где  $A_i$  – амплитуда  $i$ -той гармоники. В каче-

стве второго универсума рассмотрим множество классов идентифицируемых целей  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_m\}$ . При этом между каждым элементом множества  $X$  и каждым элементом множества  $Y$  существует взаимосвязь, которая наиболее адекватно может быть представлена в виде бинарного нечёткого отношения  $R = \{\langle x_i, y_j \rangle, \mu_R(\langle x_i, y_j \rangle)\}$ , заданного на базис-

ных множествах  $X$  и  $Y$ . В этом случае функция принадлежности  $\mu_R(\langle x_i, y_j \rangle)$  этого бинарного нечёткого отношения количественно описывает степень принадлежности спектра  $x_i$  спектру класса  $y_j$  и вычисляется по формуле:

$$\mu_R(\langle x_i, y_j \rangle) = \left( A_i / \sum_{i=1}^n A_i \right) / \left( A_i^{B_j} / \sum_{i=1}^n A_i^{B_j} \right),$$

где  $A_i^{B_j}$  – амплитуда  $i$ -той гармоники эталонного спектра, соответствующего классу  $y_j$ .

Степень соответствия спектра  $x_i$  спектру класса  $y_j$  может быть вычислена по формуле:

$$\mu_R(\langle x_i, y_j \rangle) = \prod_{i=1}^n \left( A_i / \sum_{i=1}^n A_i \right) / \left( A_i^{B_j} / \sum_{i=1}^n A_i^{B_j} \right).$$

Нечёткое отношение  $R$  может быть записано в форме списка следующим образом:

$$R = \{\langle x_1, y_1 \rangle, \mu_R(\langle x_1, y_1 \rangle)\}, \dots, \{\langle x_n, y_m \rangle, \mu_R(\langle x_n, y_m \rangle)\}$$

Поскольку нечёткое отношение  $R$  бинарное и конечное, оно может быть представлено в форме таблицы (таблица 1).

<sup>1</sup> Патент на полезную модель № 193093 U1 Российская Федерация, МПК В63В 22/00, G01S 15/00. Радиогидроакустический буй на микроконтроллере с базой данных эталонных сигналов : № 2019119928 : заявл. 25.06.2019 : опубл. 14.10.2019 / Е. А. Сторожок ; заявитель ФГКВУ ВО «ТОВВМУ имени С.О. Макарова» Минобороны России (г. Владивосток). EDN: HDQCU1

<sup>2</sup> Машошин А. И., Курышев И. В. Подход к повышению эффективности классификации шумящих целей в условиях интенсивных распределенных и локальных помех // Прикладные технологии гидроакустики и гидрофизики : труды XII Всероссийской конференции. СПб : ООО «Нестор-История», 2014. С. 396-398. EDN: NKMHEB; Малышкин Г. С. Эксперимент по обнаружению и элементам классификации гидроакустических сигналов на основе анализа адаптивно сформированных траекторий источников // Управление в морских системах (УМС-2022) : Материалы конференции. СПб : Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2022. С. 66-69. EDN: IENPAY; Малышкин Г. С. Об одном методе классификации гидроакустических источников излучения на выходе адаптивной пространственной обработки // Прикладные технологии гидроакустики и гидрофизики : труды Всероссийской конференции. СПб : Изд-во «ЛЕМА», 2023. С. 96-100. EDN: MAIRNB

<sup>3</sup> Вятчинин Д. А. Нечеткие методы автоматической классификации. Минск : Технопринт, 2004. 219 с.; Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / А. Н. Аверкин, И. З. Батыршин [и др.]. М.: Наука, 1986. 312 с.



Таблица 1. Нечёткое отношение классификации подводных объектов  
Table 1. Fuzzy relation for underwater objects classification

	$y_1$	$y_2$	...	$y_m$
$x_1$	$\mu_R \langle x_1, y_1 \rangle$	$\mu_R \langle x_1, y_2 \rangle$	...	$\mu_R \langle x_1, y_m \rangle$
$x_2$	$\mu_R \langle x_2, y_1 \rangle$	$\mu_R \langle x_2, y_2 \rangle$	...	$\mu_R \langle x_2, y_m \rangle$
...	...	...	...	...
$x_n$	$\mu_R \langle x_n, y_1 \rangle$	$\mu_R \langle x_n, y_2 \rangle$	...	$\mu_R \langle x_n, y_m \rangle$

Источник: здесь и далее в статье все таблицы и рисунки составлены авторами.  
Source: Hereinafter in this article all tables and figures were made by the authors.

Эта таблица может быть легко преобразована в матрицу  $M_R$  нечёткого отношения:

$$M_R = \begin{bmatrix} \mu_R(\langle x_1, y_1 \rangle) & \mu_R(\langle x_1, y_2 \rangle) & \dots & \mu_R(\langle x_1, y_m \rangle) \\ \mu_R(\langle x_2, y_1 \rangle) & \mu_R(\langle x_2, y_2 \rangle) & \dots & \mu_R(\langle x_2, y_m \rangle) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \mu_R(\langle x_n, y_1 \rangle) & \mu_R(\langle x_n, y_2 \rangle) & \dots & \mu_R(\langle x_n, y_m \rangle) \end{bmatrix}$$

На рис. 1 нечёткое отношение  $R$  представлено в форме нечёткого графа [10]. В качестве вершин графа выступают элементы множеств  $X$  и  $Y$ . Вершины соединены дугами, направленными от вершин, соответствующих элементам множества  $X$ , к вершинам, соответствующим элементам множества  $Y$ . Рядом с каждой из дуг указывается значение функции принадлежности.

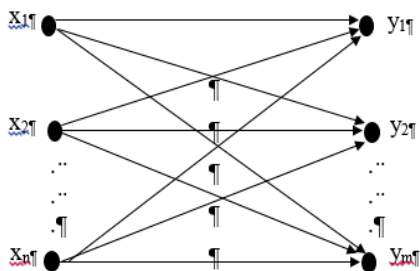


Рис. 1. Нечеткий граф отношения  $R$   
(значения функций принадлежности для удобства не указаны)

Fig. 1. Fuzzy graph of relation  $R$  (membership function values are not indicated for convenience)

### Алгоритм классификации

Для  $\mu_1(x,y)$  вводится  $n$ -шаговое отношение  $\mu_n(x,y)$  следующим образом:

$$\mu_n(x, y) = \sup_{x_1, \dots, x_{n-1} \in X} \min \{ \mu_1(x, x_1), \dots, \mu_1(x_{n-1}, y) \}$$

Это отношение является  $n$ -арной композицией исходного отношения  $\mu_1(x,y)$  и представляет собой его уточнение. Для любых  $x,y \in X$  выполняется цепочка неравенств:

$$0 \leq \mu_1(x, y) \leq \mu_2(x, y) \leq \dots \leq \mu_n(x, y) \leq \dots \leq 1$$

Из этих неравенств следует, в частности, что для любых  $x,y \in X$  последовательность  $\{\mu_k(x,y)\}$  имеет предел при  $k \rightarrow \infty$ . Таким образом, существует предельное отношение сходимости, определяемое равенством:

$$\mu(x, y) = \lim_{k \rightarrow \infty} \mu_k(x, y), \text{ для всех } x,y \in X.$$

Это предельное отношение является конечным результатом обработки результатов нечётких измерений  $\mu_1(x,y)$  и следующим образом используется для классификации подводных объектов.

Для произвольного числа  $\lambda(0 < \lambda < 1)$  вводится обычное (не нечёткое) отношение  $R_\lambda$ :

$$R_\lambda(x, y) \Leftrightarrow \mu(x, y) \geq \lambda$$

Для любого  $\lambda(0 < \lambda < 1)$   $R_\lambda$  есть отношение эквивалентности в  $X$ , т.е. для любых  $x,y \in X$  выполняются обычные аксиомы эквивалентности, в том числе аксиома транзитивности:

$$R_\lambda(x, y) \& R_\lambda(y, z) \Rightarrow R_\lambda(x, z) \tag{1}$$

Заметим, что (1) есть следствие того, что предельное нечёткое отношение  $\mu(x,y)$  обладает свойством нечёткой транзитивности:  $\mu(x, z) \geq \min \{ \mu(x, y), \mu(y, z) \}$  для всех  $x,y,z \in X$ .

Окончательный этап алгоритма классификации подводных объектов – разбиение множества спектров шумов  $X$  на классы эквивалентности по полученному отношению  $R_\lambda$ .

Выбор величины порога  $\lambda$  в этом алгоритме осуществляется, исходя из условий начальной задачи. Например, если имеется набор из 20 спектров шумов подводных объектов представителей 3 классов, тогда величину  $\lambda$  выбирают так, чтобы в результате реализации алгоритма классификации получилось 3 класса эквивалентности по отношению  $R_\lambda$ .

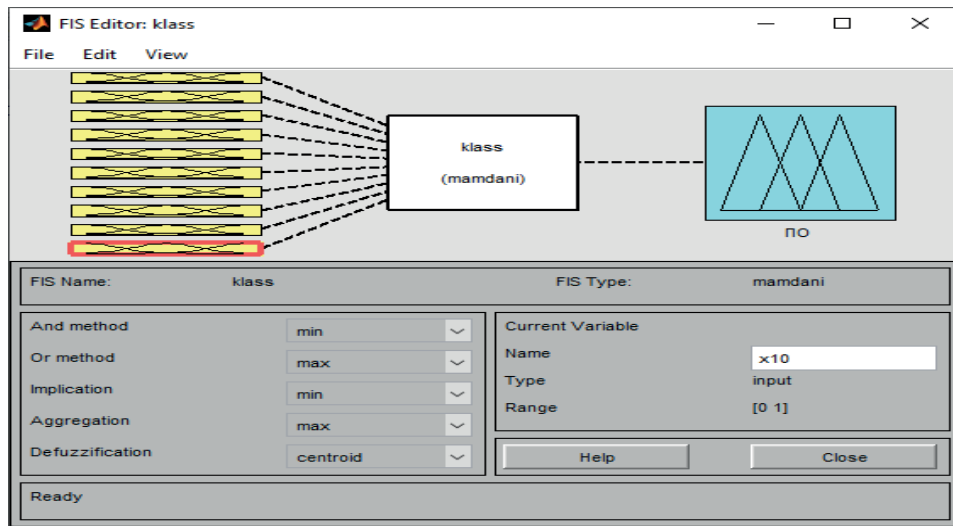
### Результаты моделирования

В таблице 2 приведены частотные диапазоны трёх классов подводных объектов (ПО). Создадим систему нечёткого вывода, которая бы при поступлении на вход гармоник спектра одного из этих классов ПО на выходе формировала номер класса, которому эти гармоники соответствуют. Для создания системы будем использовать пакет Fuzzy Logic Toolbox, входящий в состав системы MATLAB [11].

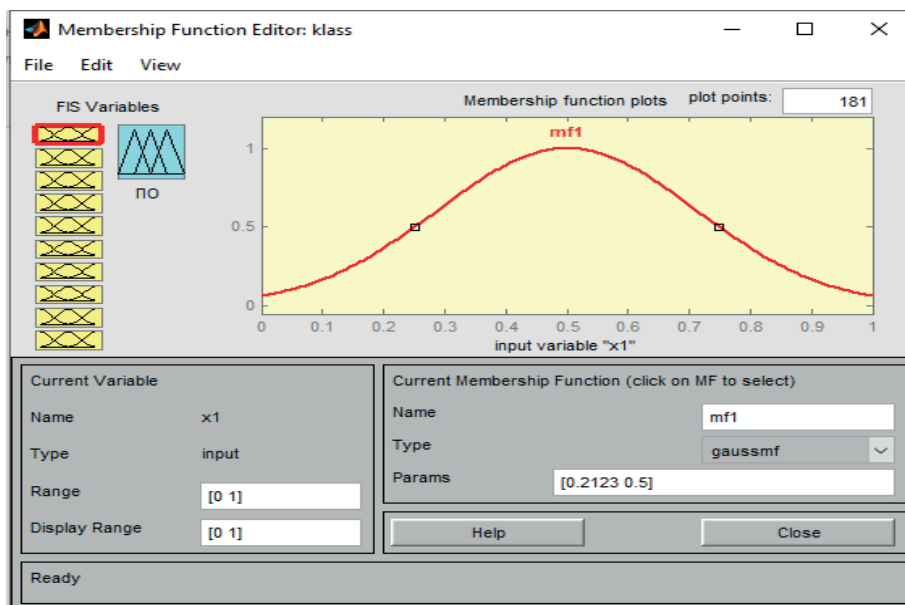
Таблица 2. Частотные диапазоны трёх классов подводных объектов  
Table 2. Frequency ranges of three classes of underwater objects

№ п/п	X	Класс подводных объектов	Частотный диапазон
1	x1, x2, x3	ПО1	1 – 3 Гц
2	x4, x5, x6	ПО2	4 – 6 Гц
3	x7, x8, x9, x10	ПО3	7 – 10 Гц

Рис. 2-5 иллюстрируют последовательность создания системы нечёткого вывода для классификации подводных объектов по спектру их шумов.

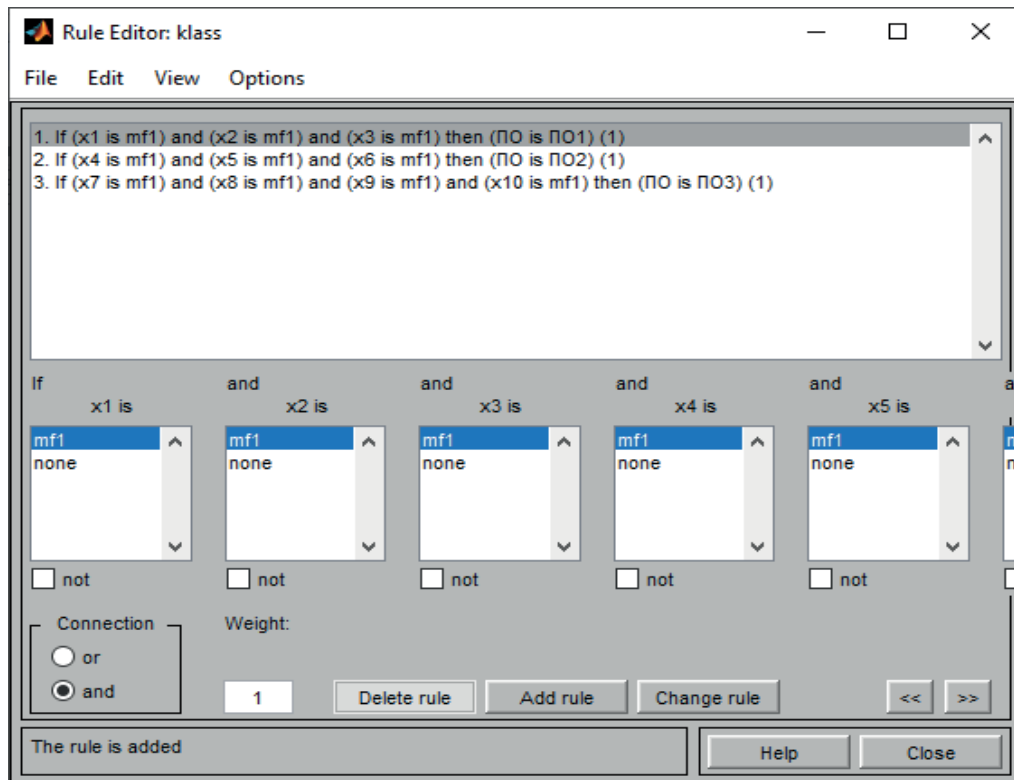


Р и с. 2. Система нечёткого вывода  
F i g. 2. Fuzzy inference system



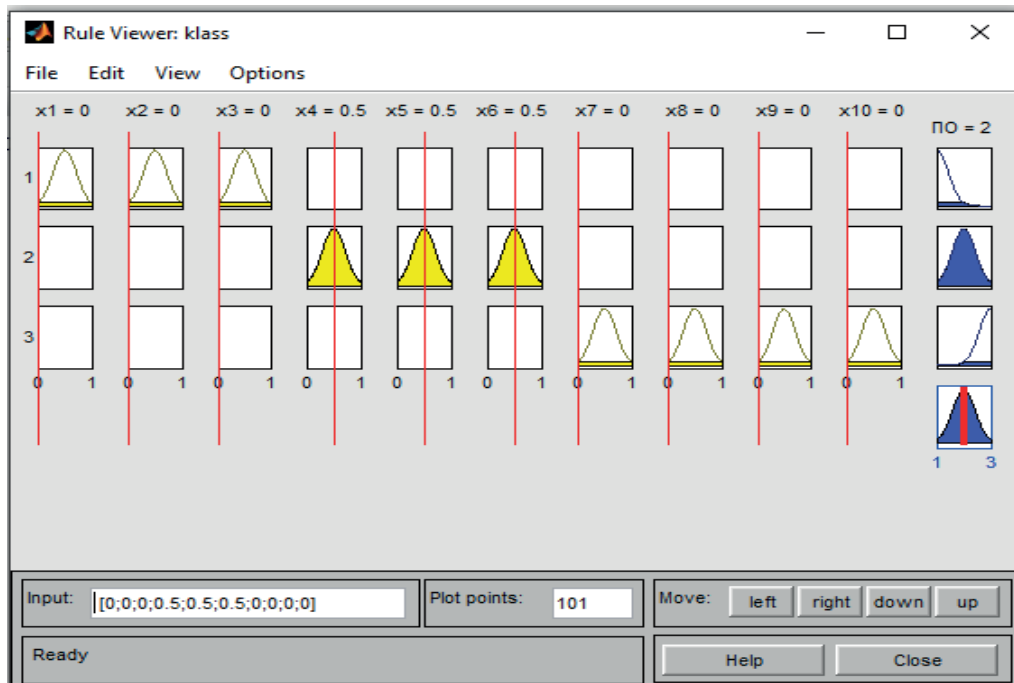
Р и с. 3. Окно редактора функций принадлежности  
F i g. 3. Membership Function Editor Window





Р и с. 4. Окно редактора правил нечёткого вывода

Fig. 4. Fuzzy Inference Rules Editor Window



Р и с. 5. Окно программы просмотра правил нечёткого вывода

Fig. 5. Fuzzy Inference Rules Viewer Window



Следует подчеркнуть, что реализация предлагаемого алгоритма с помощью системы MATLAB не является единственно возможной. Возможно, например, использование для этой цели библиотеки AForge и языка программирования C#, аналогично тому, как это сделано в [15] для задачи прогнозирования результатов обучения.

## Заключение

Осуществлен синтез алгоритма классификации подводных объектов на основе анализа спектра их шумов с применением математического аппарата теории нечётких множеств. Синтезированный алгоритм может применяться как индивидуально, так и в составе комплексного алгоритма, осуществляющего классификацию целей на основе совокупности классификационных признаков.

## Список использованных источников

- [1] Underwater sound classification using learning based methods: A review / M. A. Aslam [et al.] // *Expert Systems with Applications*. 2024. Vol. 255, Part A. Article number: 124498. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124498>
- [2] Стародубцев П. А., Сторожок Е. А., Алифанов Р. Н. Снижение вероятности ложной тревоги в измерительном узле системы гидроакустического мониторинга // *Журнал Сибирского федерального университета. Серия: Техника и технологии*. 2020. Т. 13, № 5. С. 568-577. <https://doi.org/10.17516/1999-494X-0246>
- [3] Машошин А. И. Особенности синтеза алгоритмов классификации подводных объектов по их гидроакустическому полю // *Акустический журнал*. 1996. Т. 42, № 3. С. 396-400. URL: [http://akzh.gpi.ru/pdf/1996\\_3\\_396-400.pdf](http://akzh.gpi.ru/pdf/1996_3_396-400.pdf) (дата обращения: 23.10.2023).
- [4] Ship-Radiated Noise Recognition Based on Swin-Transformer / Y. Liu [et al.] // *2024 7th International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP)*. Zhoushan, China : IEEE Press, 2024. P. 976-980. <https://doi.org/10.1109/ICICSP62589.2024.10809123>
- [5] Машошин А. И., Шафранюк Ю. В. Синтез алгоритма автоматической классификации целей на основе анализа амплитудной модуляции их шумов // *Фундаментальная и прикладная гидрофизика*. 2014. Т. 7, № 4. С. 78-85. EDN: TAQWPR
- [6] Машошин А. И. Оптимизация устройства обнаружения и измерения параметров амплитудной модуляции подводного шумоизлучения морских судов // *Акустический журнал*. 2013. Т. 59, № 3. С. 347-353. <https://doi.org/10.7868/S0320791913030106>
- [7] Underwater Object Prediction Using Sonar Waves / B. Jasmitha [et al.] // *International Research Journal on Advanced Engineering Hub*. 2024. Vol. 2, No. 02. P. 62-65. <https://doi.org/10.47392/IRJAEH.2024.0013>
- [8] Lin L., Chen Y., Wang F. Underwater Passive Target Recognition Based on Self-Supervised Contrastive Learning // *2024 3rd International Conference on Artificial Intelligence, Internet of Things and Cloud Computing Technology (AIoTC)*. Wuhan, China: IEEE Press, 2024. P. 375-380. <https://doi.org/10.1109/AIoTC63215.2024.10748295>
- [9] Кузин Д. А., Стаценко Л. Г. Сравнительный анализ моделей машинного обучения при решении задачи классификации гидроакустических шумов морских судов // *Вестник Инженерной школы Дальневосточного федерального университета*. 2022. № 2(51). С. 62-68. <https://doi.org/10.24866/2227-6858/2022-2/62-68>
- [10] Сторожок Е. А., Дорофеев Г. В., Стародубцев П. А. Классификация сигналов с использованием технологии нейронных сетей // *Журнал Сибирского федерального университета. Серия: Техника и технологии*. 2022. Т. 15, № 3. С. 318-324. <https://doi.org/10.17516/1999-494X-0394>
- [11] Srividhya K., Ramya M. M. Fuzzy-Based Adaptive Denoising of Underwater Images // *International Journal of Fuzzy Systems*. 2017. Vol. 19, issue 4. P. 1132-1143. <https://doi.org/10.1007/s40815-016-0281-y>
- [12] EF-UODA: Underwater Object Detection Based on Enhanced Feature / Y. Zu [et al.] // *Journal of Marine Science and Engineering*. 2024. Vol. 12, issue 5. Article number: 729. <https://doi.org/10.3390/jmse12050729>
- [13] Acoustic Imaging of Underwater Moving Targets Based on Inverse Synthetic Aperture Technique / J. Zhang [et al.] // *2024 International Conference on Cloud and Network Computing (ICNC)*. Jinhua, China : IEEE Press, 2024. P. 1-8. <https://doi.org/10.1109/ICNC63989.2024.00010>
- [14] Automatic Modulation Recognition of Underwater Acoustic Signals Using a Two-Stream Transformer / J. Li [et al.] // *IEEE Internet of Things Journal*. 2024. Vol. 11, No. 10. P. 18839-18851. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3367852>
- [15] Кристалинский В. Р. О прогнозировании результатов обучения на основе нечеткого моделирования // *Современные информационные технологии и ИТ-образование*. 2021. Т. 17, № 2. С. 453-463. <https://doi.org/10.25559/SITITO.17.202102.453-463>
- [16] Brown J. C. Calculation of a constant Q spectral transform // *The Journal of the Acoustical Society of America*. 1991. Vol. 89, No. 1. P. 425-434. <https://doi.org/10.1121/1.400476>
- [17] Convolutional Neural Network With Second-Order Pooling for Underwater Target Classification / X. Cao [et al.] // *IEEE Sensors Journal*. 2018. Vol. 19, No. 8. P. 3058-3066. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2886368>
- [18] Choi J., Choo Y., Lee K. Acoustic classification of surface and underwater vessels in the ocean using supervised machine learning // *Sensors*. 2019. Vol. 19, issue 16. Article number: 3492. <https://doi.org/10.3390/s19163492>
- [19] Preprocessing passive sonar signals for neural classification / W.S. Filho [et al.] // *IET Radar, Sonar & Navigation*. 2011. Vol. 5, issue 6. P. 605-612. <https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2010.0157>



- [20] Saritha S., Thangaraja G. A. Prediction of crop disease using Rank Regressive Learning and Proaftn Fuzzy Classification models // *Soft Computing*. 2023. <https://doi.org/10.1007/s00500-023-08357-9>
- [21] Sati N. U. A Novel Membership Function Definition for Fuzzy Classification // *Yüzüncü Yıl Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*. 2023. Vol. 28, issue 2. P. 423-430. <https://doi.org/10.53433/yyufbed.1239769>
- [22] A New Fuzzy-Based Classification Method for Use in Smart/Precision Medicine / E. Zaitseva [et al.] // *Bioengineering*. 2023. Vol. 10, issue 7. Article number: 838. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10070838>
- [23] A fuzzy classification framework to identify equivalent atoms in complex materials and molecules / K. C. Lai [et al.] // *The Journal of Chemical Physics*. 2023. Vol. 159, issue 2. Article number: 024129. <https://doi.org/10.1063/5.0160369>
- [24] Fuzzy logic-based DDoS attacks and network traffic anomaly detection methods: Classification, overview, and future perspectives / D. Javaheri [et al.] // *Information Sciences*. 2023. Vol. 626. P. 315-338. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.01.067>
- [25] A rule-based deep fuzzy system with nonlinear fuzzy feature transform for data classification / R. Yin [et al.] // *Information Sciences*. 2023. Vol. 633. P. 431-452. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.03.071>

Поступила 23.10.2023; одобрена после рецензирования 07.12.2023; принята к публикации 04.02.2024.

#### Об авторах:

**Сторожок Евгений Алексеевич**, старший преподаватель, ФГКВУ ВО «Военная академия войсковой противовоздушной обороны Вооруженных Сил Российской Федерации имени Маршала Советского Союза А.М. Василевского» Министерства обороны Российской Федерации (214027, Российская Федерация, г. Смоленск, ул. Котовского, д. 2), ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-2902-3789>, storea1955@mail.ru

**Кристаллинский Владимир Романович**, доцент кафедры прикладной математики и информатики физико-математического факультета, ФГБОУ ВО «Смоленский государственный университет» (214000, Российская Федерация, г. Смоленск, ул. Пржевальского, д. 4), кандидат физико-математических наук, доцент, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1205-990X>, kristivr@rambler.ru

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

## References

- [1] Aslam M.A., et al. Underwater sound classification using learning based methods: A review. *Expert Systems with Applications*. 2024;255(A):124498. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124498>
- [2] Starodubtsev P.A., Storozhok E.A., Alifanov R.N. Reduction of false alarm probability in the measuring node of the hydroacoustic monitoring system. *Journal of Siberian Federal University. Engineering & Technologies*. 2020;13(5):568-577. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.17516/1999-494X-0246>
- [3] Mashoshin A.I. Synthesis of Algorithms for the Classification of Underwater Objects from Their Underwater Sound Field. *Akusticheskij zhurnal*. 1996;42(3):396-400. Available at: [http://akzh.gpi.ru/pdf/1996\\_3\\_396-400.pdf](http://akzh.gpi.ru/pdf/1996_3_396-400.pdf) (accessed 23.10.2023). (In Russ., abstract in Eng.)
- [4] Liu Y., He Z., Zhang S., Shi S., Zhang B. Ship-Radiated Noise Recognition Based on Swin-Transformer. In: 2024 7th International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP). Zhoushan, China: IEEE Press; 2024. p. 976-980. <https://doi.org/10.1109/ICICSP62589.2024.10809123>
- [5] Mashoshin A.I., Shafranyuk Y.V. The automatic target recognition algorithm based on the signal modulation analyses. *Fundamental and Applied Hydrophysics*. 2014;7(4):78-85. (In Russ., abstract in Eng.) EDN: TAQWPR
- [6] Mashoshin A.I. Optimization of a device for detecting and measuring parameters of amplitude modulation of underwater noise emission of seagoing vessels. *Acoustical Physics*. 2013;59(3):305-311. <https://doi.org/10.1134/S106377101303010X>
- [7] Jasmitha B., Bharathi M., Nivetha S., Mahmood Farshana S., Veera Anusuya V. Underwater Object Prediction Using Sonar Waves. *International Research Journal on Advanced Engineering Hub*. 2024;2(02):62-65. <https://doi.org/10.47392/IRJAEH.2024.0013>
- [8] Lin L., Chen Y., Wang F. Underwater Passive Target Recognition Based on Self-Supervised Contrastive Learning. In: 2024 3rd International Conference on Artificial Intelligence, Internet of Things and Cloud Computing Technology (AIoTC). Wuhan, China: IEEE Press; 2024. p. 375-380. <https://doi.org/10.1109/AIoTC63215.2024.10748295>
- [9] Kuzin D., Statsenko L. Comparative analysis of machine learning models in classifying hydroacoustic noises of sea vessels. *FEFU: School of Engineering Bulletin*. 2022;(2):62-68. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.24866/2227-6858/2022-2/62-68>
- [10] Storozhok E.A., Dorofeev G.V., Starodubtsev P.A. Classification of signals using neural network technology. *Journal of Siberian Federal University. Engineering & Technologies*. 2022;15(3):318-324. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.17516/1999-494X-0394>
- [11] Srividhya K., Ramya M.M. Fuzzy-Based Adaptive Denoising of Underwater Images. *International Journal of Fuzzy Systems*. 2017;19(4):1132-1143. <https://doi.org/10.1007/s40815-016-0281-y>
- [12] Zu Y., Zhang L., Li S., Fan Y., Liu Q. EF-UODA: Underwater Object Detection Based on Enhanced Feature. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2024;12(5):729. <https://doi.org/10.3390/jmse12050729>





- [13] Zhang J., Qi H., Jiang R., Guo Z. Acoustic Imaging of Underwater Moving Targets Based on Inverse Synthetic Aperture Technique. In: 2024 International Conference on Cloud and Network Computing (ICNC). Jinhua, China: IEEE Press; 2024. p. 1-8. <https://doi.org/10.1109/ICNC63989.2024.00010>
- [14] Li J., et al. Automatic Modulation Recognition of Underwater Acoustic Signals Using a Two-Stream Transformer. *IEEE Internet of Things Journal*. 2024;11(10):18839-18851. <https://doi.org/10.1109/IJOT.2024.3367852>
- [15] Kristalinskii V.R. On Predicting Learning Outcomes Based on Fuzzy Modeling. *Modern Information Technologies and IT-Education*. 2021;17(2):453-463. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.25559/SITITO.17.202102.453-463>
- [16] Brown J.C. Calculation of a constant Q spectral transform. *The Journal of the Acoustical Society of America*. 1991;89(1):425-434. <https://doi.org/10.1121/1.400476>
- [17] Cao X., Togneri R., Zhang X., Yu Y. Convolutional Neural Network With Second-Order Pooling for Underwater Target Classification. *IEEE Sensors Journal*. 2019;19(8):3058-3066. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2886368>
- [18] Choi J., Choo Y., Lee K. Acoustic Classification of Surface and Underwater Vessels in the Ocean Using Supervised Machine Learning. *Sensors*. 2019;19(16):3492. <https://doi.org/10.3390/s19163492>
- [19] Filho W.S., de Seixas J.M., de Moura N.N. Preprocessing passive sonar signals for neural classification. *IET Radar, Sonar & Navigation*. 2011;5(6):605-612. <https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2010.0157>
- [20] Saritha S., Thangaraja G.A. Prediction of crop disease using Rank Regressive Learning and Proaftn Fuzzy Classification models. *Soft Computing*. 2023. <https://doi.org/10.1007/s00500-023-08357-9>
- [21] Sati N.U. A Novel Membership Function Definition for Fuzzy Classification. *Yüzüncü Yıl Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*. 2023;28(2):423-430. <https://doi.org/10.53433/yyufbed.1239769>
- [22] Zaitseva E., et al. A New Fuzzy-Based Classification Method for Use in Smart/Precision Medicine. *Bioengineering*. 2023;10(7):838. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10070838>
- [23] Lai K.C., et al. A fuzzy classification framework to identify equivalent atoms in complex materials and molecules. *The Journal of Chemical Physics*. 2023;159(2):024129. <https://doi.org/10.1063/5.0160369>
- [24] Javaheri D., Gorgin S., Lee J.-A., Masdari M. Fuzzy logic-based DDoS attacks and network traffic anomaly detection methods: Classification, overview, and future perspectives. *Information Sciences*. 2023;626:315-338. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.01.067>
- [25] Yin R., et al. A rule-based deep fuzzy system with nonlinear fuzzy feature transform for data classification. *Information Sciences*. 2023;633:431-452. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.03.071>

Submitted 23.10.2023; approved after reviewing 07.12.2024; accepted for publication 04.02.2024.

#### About the authors:

**Evgeniy A. Storozhok**, Senior Lecturer, Russian Federation Armed Forces Army Air Defence Military Academy named after Marshal of the Soviet Union A.M. Vasilevsky (2 Kotovsky St., Smolensk 214027, Russian Federation), **ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-2902-3789>**, storea1955@mail.ru

**Vladimir R. Kristalinskii**, Associate Professor of the Chair of Applied Mathematics and Computer Science, Faculty of Physics and Mathematics, Smolensk State University (4 Przhevalsky St., Smolensk 214000, Russian Federation), Cand. Sci. (Phys.-Math.), Associate Professor, **ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1205-990X>**, kristvr@rambler.ru

All authors have read and approved the final manuscript.

