



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2025-23-5-58-65>

УДК 621.2.095.1

РАСПОЗНАВАНИЕ ТИПОВ БАЛЛИСТИЧЕСКИХ РАКЕТ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПО ТРАЕКТОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ

Е. Ф. АПОЧКИНА, Т. В. ПРОКОФЬЕВА, В. А. АПОРОВИЧ

ОАО «АГАТ – системы управления» – управляющая компания холдинга «Геоинформационные системы управления» (Минск, Республика Беларусь)

Аннотация. В статье представлены результаты решения задачи распознавания типов баллистических ракет с помощью нейронных сетей по траекторной информации. Для распознавания использовалась траекторная информация от радиолокационных станций, сопровождающих данные баллистические объекты. Рассмотрено распознавание с помощью нейронных сетей по параметрам «высота – энергетическая высота». Моделирование показало, что при примерно одинаковом времени решения задачи вероятность правильного распознавания для нейронных сетей прямого распространения (Feed forward neural network, FFNN) существенно больше, чем для алгоритма с разбиением плоскости на ячейки, использовавшегося для сравнения.

Ключевые слова: баллистические ракеты, распознавание, радиолокационное сопровождение, траекторная информация, энергетическая высота, нейронные сети.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования. Апочкина, Е. Ф. Распознавание типов баллистических ракет с помощью нейронных сетей по траекторной информации / Е. Ф. Апочкина, Т. В. Прокофьева, В. А. Аповорич // Доклады БГУИР. 2025. Т. 23, № 5. С. 58–65. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2025-23-5-58-65>.

RECOGNITION OF BALLISTIC MISSILE TYPES USING NEURAL NETWORKS BASED ON TRAJECTORY INFORMATION

ALENA F. APOCHKINA, TATIANA V. PROKOFIEVA, ULADZIMIR A. APAROVICH

OJSC “AGAT – Control Systems” – Managing Company of “Geoinformation Control Systems” Holding (Minsk, Republic of Belarus)

Abstract. This article presents the results of solving the problem of recognizing ballistic missile types using neural networks based on trajectory information. Trajectory information from radar stations tracking these ballistic objects was used for recognition. Recognition using neural networks based on the “altitude – energy altitude” parameters is considered. Simulations showed that, with approximately equal solution times, the probability of correct recognition for feedforward neural networks (FFNN) is significantly higher than for the plane-cell-based algorithm used for comparison.

Keywords: ballistic missiles, recognition, radar tracking, trajectory information, energy altitude, neural networks.

Conflict of interests. The authors declare no conflict of interests.

For citation. Apochkina A. F., Prokofieva T. V., Aparovich U. A. (2025) Recognition of Ballistic Missile Types Using Neural Networks Based on Trajectory Information. *Doklady BGUIR*. 23 (5), 58–65. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2025-23-5-58-65> (in Russian).

Введение

Задача распознавания типа баллистической ракеты (БР) на основе траекторной информации является частью общей задачи распознавания БР. В статье предлагается алгоритм, использующий нейронные сети (НС) для решения данной задачи на основе траекторной информации о подобном объекте.

Предполагается наличие нескольких заранее известных типов БР; каждому типу присущ свой набор тактико-технических характеристик, определяющих максимальную дальность полета. Будем считать, что алфавит типов в рассматриваемой задаче распознавания представляет собой конечный набор разновидностей БР, имеющих максимальные дальности полета ($D_{\max 1}, D_{\max 2}, \dots, D_{\max N}$); две БР считаются принадлежащими к одному типу, если их максимальные дальности полета совпадают.

Траектории полета БР на максимальную дальность называются оптимальными; величины углов бросания, при которых обеспечивается максимальная дальность полета, называют оптимальными углами бросания. Траектории полета на меньшие дальности с углом бросания меньше оптимального называются настильными, с углом бросания больше оптимального – навесными [1]. В общем случае БР может двигаться по траектории, не являющейся оптимальной, и поэтому не достигать своей конструктивно заложенной максимальной дальности полета.

Предположим, что БР обнаруживаются и сопровождаются с помощью радиолокационных станций (РЛС). РЛС составляют измерительный радиолокационный комплекс, который является составной частью автоматизированной системы управления и наблюдения (АСУ) за воздушной и космической обстановкой [2]. Еще одна важная составная часть АСУ – комплекс вычислительных средств (КВС) обработки радиолокационной информации, который в числе прочих выполняет задачу распознавания БР. РЛС измеряют координаты БР (азимут, дальность, высоту) в точках траектории; по измеренным координатам выполняется калмановская фильтрация с пересчетом в прямоугольную систему координат и оценкой составляющих скорости в этой системе.

В настоящее время для распознавания широко используются критерии принадлежности пары «высота – энергетическая высота (ЭВ) баллистического объекта (БО)» к некоторым областям на плоскости «высота – ЭВ» [3].

Энергетическая высота He – это удельная механическая энергия объекта, т. е. полная механическая энергия E , отнесенная к единице веса объекта P : $He = E/P$. Физический смысл ЭВ состоит в том, что при равенстве нулю возмущающих сил любое тело в гравитационном поле может за счет полного превращения кинетической энергии в потенциальную подняться на высоту He [3, с. 186]. Другими словами, ЭВ – это некоторая фиктивная высота условного объекта, где его потенциальная энергия равна сумме потенциальной и кинетической энергии реального объекта.

Данные, получаемые от РЛС, позволяют осуществлять расчет ЭВ в соответствии с [4] в каждой точке траектории по формуле

$$He = \frac{GM}{\frac{GM}{r} - \frac{v^2}{2}} - Rz, \quad (1)$$

где r – модуль вектора координат объекта в прямоугольной геоцентрической системе координат (ГСК), т. е. расстояние от центра Земли до объекта, м; v – модуль скорости объекта, м/с; G – гравитационная постоянная, $G = 6,67384 \cdot 10^{-11} \text{ м}^3 \cdot \text{кг}^{-1} \cdot \text{с}^{-2}$; M – масса Земли, $M = 5,972 \cdot 10^{24} \text{ кг}$; Rz – средний радиус Земли, $Rz = 6\,371\,000 \text{ м}$.

Преимуществами использования ЭВ в задаче распознавания являются простота расчетов, независимость от массы объекта и неизменяемость практически на всем пассивном участке полета БР.

Алгоритм распознавания с помощью нейронной сети

На вход алгоритма распознавания подается вектор, содержащий информацию о высоте H и ЭВ He в нескольких отметках (далее рассматривается вектор с информацией о пяти отметках). Для решения задачи распознавания был выбран многослойный перцептронный классификатор (рис. 1), который представляет собой НС, состоящую из нескольких слоев, а именно – из входного, двух скрытых и выходного слоев, где каждый слой включает множество ней-

ронов: для входного слоя количество составляет 10 нейронов, для каждого скрытого – по 200, а для выходного – один нейрон. Преимущества многослойного перцептронного классификатора заключаются в выявлении нелинейных зависимостей между входными и выходными данными, это делает его особенно полезным при решении поставленной задачи [5].

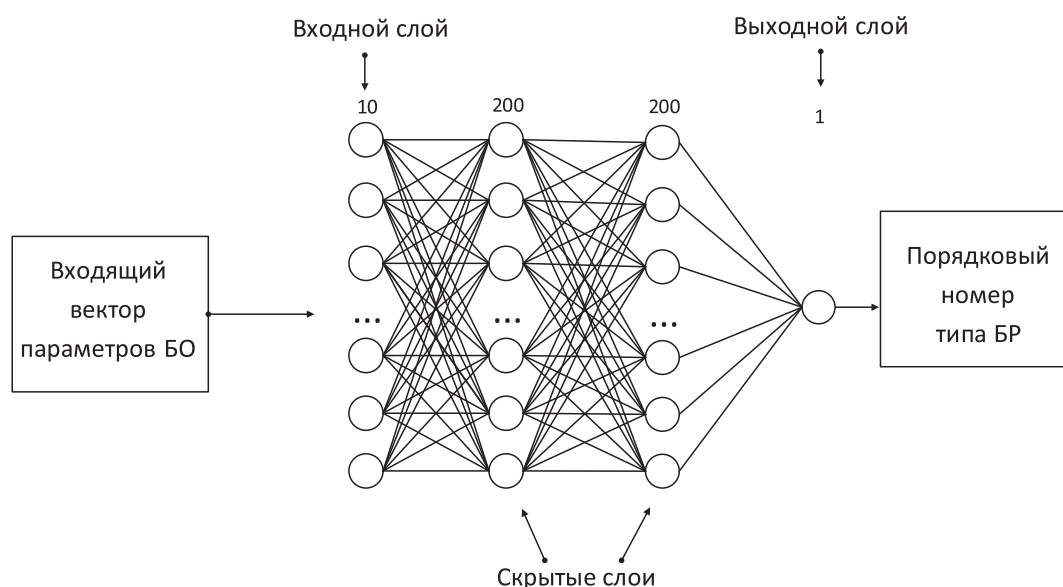


Рис. 1. Многослойный перцептронный классификатор
Fig. 1. Multilayer perceptron classifier

На выходе алгоритма получаем оценку типа БР в виде его порядкового номера в имеющемся наборе типов. Перед тем как приступить к работе с НС, необходимо провести ее обучение. Процесс обучения осуществляется с учителем: НС сравнивает свои результаты с известными заранее правильными ответами и соответственно корректирует собственные внутренние параметры. В результате работы алгоритма на выходе получается тип баллистической ракеты.

В качестве среды разработки был выбран язык программирования Python, что обуславливалось отсутствием ограничений на размеры входных данных. Для реализации НС использовалась модель MLPClassifier (многослойный перцептронный классификатор).

Для обучения НС применялись два набора данных в 20 тыс. и 100 тыс. векторов с разным процентным соотношением для обучения и контроля (80 % – обучение и 20 % – тест, 91 % – обучение и 9 % – тест). Набор данных генерировался с помощью описанной ниже модели.

В ходе исследований алгоритма проводились подборка и настройка параметров для достижения его максимальной эффективности. Для оптимизации гиперпараметров модели использовался метод greedy (жадный подход), который позволил последовательно настраивать параметры НС. В качестве функций активации тестировались ReLU (Rectified Linear Unit), tanh (гиперболического тангенса) и logistic (сигмоидная). На основании проведенного сравнительного анализа показателя точности решения задачи наилучшим вариантом оказалась функция ReLU.

Описание модели и результаты моделирования

Исследование и обучение алгоритма распознавания осуществлялись методом компьютерного моделирования. Принимали, что известны три условных типа БР: М1, М2 и М3. Имитировались:

- траектории БР [6, 7];
- тип и положение РЛС;
- ошибки измерения координат БР на РЛС.

Параметры активных участков (АУ) моделируемых БР приведены в табл. 1.

Ракеты каждого типа запускались по навесным и настильным траекториям на дальность от $D_{\max}/2$ до $D_{\max}$ с шагом по дальности $\Delta D = D_{\max}/80$. Принимали, что обнаружение БР происходит на пассивном участке. Случайным образом на пассивных участках траекторий выбирались радиолокационные отметки начала распознавания; распознавание выполнялось по пяти

следующим друг за другом отметкам траектории от одной РЛС. В состав каждой отметки входила информация о координатах и составляющих скорости БР, по которым рассчитывались значения высоты и ЭВ для передачи на вход задач распознавания.

Таблица 1. Характеристики активных участков моделируемых баллистических ракет
Table 1. Characteristics of active areas of simulated ballistic missiles

Параметр	$D_{\max}$, км, для типов баллистических ракет		
	M1	M2	M3
	2500	2800	3000
Скорость БР на конце АУ (КАУ)			
Для оптимальной траектории, м/с	4180	4600	4740
Для настильной траектории, м/с	4130	4550	4700
Для навесной траектории, м/с	4050	4550	4630
Время			
КАУ, с	136	105	116
Дальность от точки старта и высота в точке КАУ для траектории			
оптимальной			
Дальность, м	137 700	97 700	100 000
Высота, м	181 500	96 000	112 600
настильной			
Дальность, м	180 000	150 000	160 000
Высота, м	180 000	39 000	43 000
навесной			
Дальность, м	57 000	40 000	52 500
Высота, м	190 000	130 000	155 000

Местоположение РЛС разыгрывалось случайным образом относительно пространственного положения отметки, с которой начиналось распознавание (рис. 2). Для этого принимались равномерно распределенные:

- наклонная дальность R от 0 до $R_{\max}$ ($R_{\max}$ – максимальная наклонная дальность РЛС);
- азимут β от 0 до 2π .

Положение РЛС показано на рис. 2.

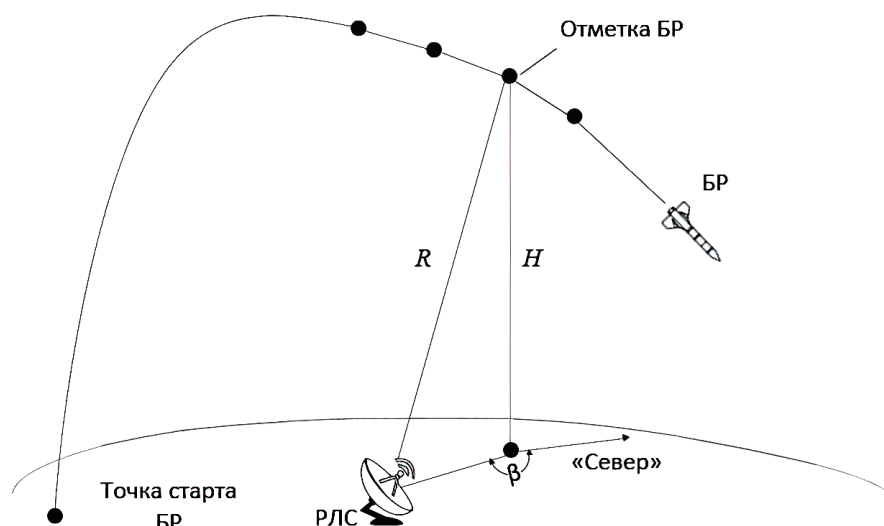


Рис. 2. Положение радиолокационной станции
Fig. 2. Position of the radar

Поскольку КВС обработки радиолокационной информации в составе АСУ в общем случае может принимать данные от РЛС различных типов, для обучения НС также моделировались данные от разнотипных РЛС. В ходе сопровождения БР алгоритмы КВС могут несколько раз вызывать задачу распознавания типа на разных этапах сопровождения, поэтому для обучения НС использовалась случайным образом разыгранная длительность предшествующего наблюдаемого участка.

Моделирование РЛС осуществлялось для РЛС четырех типов (табл. 2). Тип РЛС разыгрывался случайным образом с учетом следующего ограничения: максимальная наклонная дальность РЛС $R_{\max}$ должна превышать высоту отметки H . Период T обзора РЛС принимался равным 1 с.

Таблица 2. Параметры радиолокационной станции
Table 2. Characteristics of radars

Тип РЛС	Среднеквадратическая ошибка измерения			$R_{\max}$, км
	дальности, м	азимута, рад.	угла места, рад.	
1	100	0,0050	0,008	500
2	70	0,0030	0,006	300
3	50	0,0020	0,003	1000
4	20	0,0006	0,001	600

Ошибки координат и составляющих скорости на РЛС моделировались следующим образом:

- разыгрывался номер сглаженной отметки N как случайное целое число, равномерно распределенное на интервале 5–150;
- рассчитывался коэффициент степени сглаживания координат по формуле [2, с. 220, 356]

$$K_c = \sqrt{\frac{2 \cdot (2N + 1)}{N(N + 1)}}; \quad (2)$$

- рассчитывался коэффициент степени сглаживания составляющих скорости по формуле [2] (поскольку для баллистической траектории ускорение детерминировано гравитационными силами, в ходе фильтрации оцениваются только координаты и составляющие скорости, поэтому ошибки сглаженных параметров соответствуют ошибкам при линейном сглаживании [2, с. 236])

$$K_v = \frac{1}{T} \cdot \sqrt{\frac{12}{N(N^2 - 1)}}; \quad (3)$$

- ковариационная матрица ошибок измерения дальности, азимута, угла места пересчитывалась из сферической системы координат в прямоугольную ГСК;

- полученная ковариационная матрица ошибок измерения в ГСК умножалась на K_c^2 для получения ковариационной матрицы вектора сглаженных координат и на K_v^2 для получения ковариационной матрицы вектора сглаженной скорости;

- по полученным ковариационным матрицам ошибок разыгрывались случайные значения координат и составляющих скорости, по которым затем рассчитывались значения высоты и ЭВ для БР. Высота рассчитывалась путем пересчета геоцентрических координат в геодезические в соответствии с [8]; ЭВ вычислялась по (1).

Пример результата моделирования высоты и ЭВ на пассивном участке, как исходных данных для распознавания и обучения, показан на рис. 3. Из рисунка видно, что множества точек для разных траекторий определенных типов БР (М1, М2, М3) сложным образом перекрываются, что существенно затрудняет распознавание.

Для сравнения использовался алгоритм с разбиением плоскости на ячейки (АРП): плоскость «высота БР – энергетическая высота» (H, He) разбивается на квадраты (ячейки) размерами, например, 10×10 км. Каждая ячейка ассоциируется с определенным типом баллистической ракеты: из всех ракет, параметры которых соответствуют данной области, выбирается ракета с наибольшим значением максимальной дальности. Использовалось накопление информации по пяти отметкам: выполнялось распознавание для каждой из пяти следующих друг за другом отметок траектории, а итоговое значение типа БР определялось по критерию «3 вхождения типа из 5».

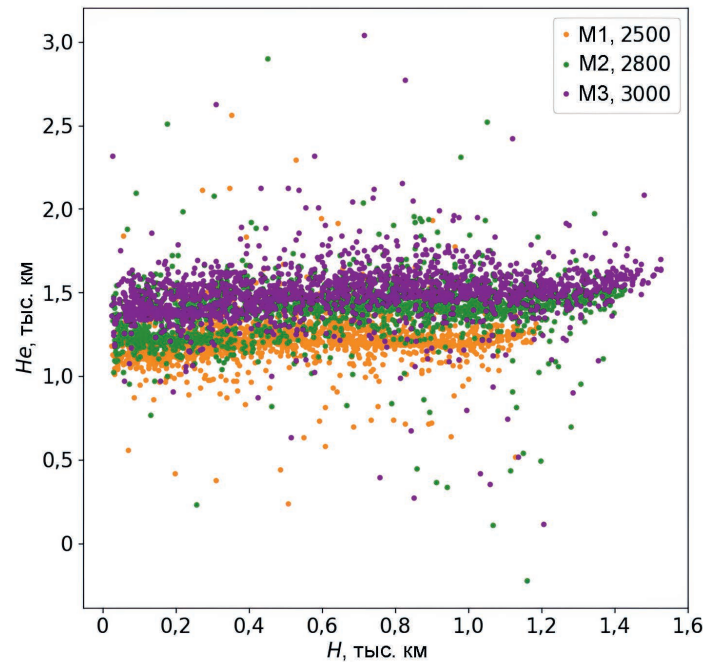


Рис. 3. Результат моделирования высоты и энергетической высоты
Fig. 3. The result of modeling the height and energy height

В распознавании с НС использовалась та же информация: на вход НС подавался вектор, содержащий информацию о пяти следующих друг за другом отметках. Параметры по характерным результатам моделирования приведены в табл. 3.

Таблица 3. Результаты моделирования
Table 3. Simulation results

Размер базы данных, тыс.	Процент проверочной выборки (количество случаев, тыс.)	Вероятность правильного распознавания	
		НС	АРП
20	9 (1,8)	0,747	0,380
	20 (4)	0,741	0,379
100	9 (9)	0,797	0,385
	20 (20)	0,802	0,385

В АСУ, выполняющих сопровождение большого количества объектов, важно обеспечить достаточное для бесперебойной работы системы быстродействие решения всех подзадач. Поэтому для оценки возможности включения какого-либо алгоритма в состав программного обеспечения АСУ необходимо знать среднее и максимальное время его работы. Время, затраченное НС и АРП на распознавание, приведено в табл. 4. Моделирование выполнялось в среде Windows на ПЭВМ с тактовой частотой процессора 3,9 ГГц и объемом ОЗУ 24 ГБ.

Таблица 4. Время распознавания
Table 4. Recognition time

Количество случаев, тыс.	Время, затраченное на распознавание, мс	
	НС	АРП
9	47	62
20	104	32

Приведенные результаты показывают, что вероятность правильного распознавания для НС существенно больше, чем для АРП (табл. 3); при этом время реализации алгоритма распознавания для НС и АРП соизмеримо (табл. 4). Предложенный алгоритм, как более эффективный с точки зрения правильного распознавания, может быть рекомендован для использования в реальных системах.

Заключение

1. Сравнение результатов работы нейронной сети и алгоритма с разбиением плоскости на ячейки с помощью моделирования показало, что распознавание типа баллистической ракеты с использованием нейронных сетей обеспечивает существенно более высокую эффективность. Это может объясняться тем, что многослойный перцептрон способен выявлять сложные зависимости в данных благодаря своей нелинейной природе.

2. Полученные результаты оставляют пространство для дальнейшего улучшения. В качестве перспективных направлений можно выделить оптимизацию архитектуры сети (например, подбор числа слоев и нейронов) и более тщательную предобработку данных. Дополнительно стоит рассмотреть применение других моделей машинного обучения для сравнения качества и устойчивости решений. Также можно использовать дополнительные метрики оценки, чтобы получить более достоверную картину производительности модели.

Список литературы

1. Охоцимский, Д. Е. Основы механики космических аппаратов / Д. Е. Охоцимский, Ю. Г. Сихарулидзе. М.: Наука, 1990.
2. Кузьмин, С. З. Основы теории цифровой обработки радиолокационной информации / С. З. Кузьмин. М.: Сов. радио, 1974.
3. Медников, В. Н. Динамика полета и пилотирование самолетов / В. Н. Медников. Монино: Воен.-возд. акад. им. Ю. А. Гагарина, 1976. <https://libcats.org/book/1238073>.
4. Трофимова, Т. И. Курс физики. Учебное пособие для вузов / Т. И. Трофимова; изд. 9-е, перераб. и доп. М.: Изд. центр «Академия», 2004.
5. Бишоп, К. М. Распознавание образов и машинное обучение / К. М. Бишоп. М.: Изд. дом «Вильямс», 2020.
6. Апорович, В. А. Полиномиальная модель активного участка траектории ракеты-носителя / В. А. Апорович, В. И. Ольшанский, Н. С. Буглак // Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития: 1-й Междунар. радиоэлектрон. форум МРФ–2002. Ч. 1. Харьков, Украина, 2002. С. 31–33.
7. Космические траекторные измерения / Под ред. П. А. Агаджанова [и др.]. М.: Сов. радио, 1969. <https://reallib.org/reader?file=1220987>.
8. Глобальная навигационная спутниковая система. Системы координат. Методы преобразований координат определяемых точек: ГОСТ 32453–2017. Введ. 01.07.2018.

Поступила 14.07.2025

Принята в печать 29.09.2025

References

1. Ohocymsky D. E., Sikharulidze Y. G. (1990) *Fundamentals of Spaceflight Mechanics*. Moscow, Publishing House "Science" (in Russian).
2. Kuzmin S. Z. (1974) *The Basics of the Theory of Digital Processing of Radar Information*. Moscow, Publishing House "Soviet Radio" (in Russian).
3. Mednikov V. N. (1976) *Flight Dynamics and Aircraft Piloting*. Monino, Yuri Gagarin Air Force Academy. <https://libcats.org/book/1238073> (in Russian).
4. Trofimova T. I. (2004) *Physics Course. Textbook for High Schools*. Moscow, Publishing Center "Academy" (in Russian).
5. Bishop C. M. (2020) *Pattern Recognition and Machine Learning*. Moscow, Publishing House "Williams" (in Russian).
6. Aporovich V. A., Olshansky V. I., Buglac N. S (2002) Polynomial Model of the Active Section of the Trajectory of the Carrier Missile. *Applied Radioelectronics. Status and Prospects of Development, 1st International Radioelectronic Forum MYFF–2002. Part 1. Kharkov, Ukraine*. 31–33 (in Russian).
7. Agajanov P. A., Dulevich V. E., Korostelev A. A. (1969) *Space Trajectory Measurements*. Moscow, Publishing House "Soviet Radio". <https://reallib.org/reader?file=1220987> (in Russian).
8. State Standard GOST 32453–2017. *Global Navigation Satellite System. Coordinate Systems. Methods of Transformations for Determinated Points Coordinates*. Introduced 01.07.2018.

Received: 14 July 2025

Accepted: 29 September 2025

Вклад авторов

Апочкина Е. Ф. осуществила выбор типа нейронной сети, ее обучение и исследование работы с получением результатов классификации.

Прокофьева Т. В. разработала средства имитации баллистической ракеты и радиолокационных станций для обучения нейронной сети, а также модель алгоритма с разбиением плоскости на ячейки с получением результатов его работы.

Апорович В. А. осуществил постановку задачи исследования.

Authors' contribution

Apochkina A. F. carried out the selection of a neural network type, its training and research of its operation with obtaining classification results.

Prokofieva T. V. developed tools for simulating a ballistic missile and radar stations for training a neural network, as well as the model of the algorithm with partitioning the plane into cells with the results of its operation.

Aparovich U. A. carried out the formulation of the research problem.

Сведения об авторах

Апочкина Е. Ф., инж.-програм., ОАО «АГАТ – системы управления» – управляющая компания холдинга «Геоинформационные системы управления» (ОАО «АГАТ»)

Прокофьева Т. В., вед. инж.-програм., ОАО «АГАТ»

Апорович В. А., канд. техн. наук, вед. сист. анал., ОАО «АГАТ»

Адрес для корреспонденции

220114, Республика Беларусь,
Минск, просп. Независимости, 117
ОАО «АГАТ – системы управления» –
управляющая компания холдинга
«Геоинформационные системы управления»
Тел.: +375 29 502-64-37
E-mail: prokofieva@agat.by
Прокофьева Татьяна Владимировна

Information about the authors

Apochkina A. F., Engineer-Programmer, OJSC “AGAT – Control Systems” – Managing Company of “Geoinformation Control Systems” Holding (OJSC “AGAT”)

Prokofieva T. V., Leading Engineer-Programmer, OJSC “AGAT”

Aparovich U. A., Cand. Sci. (Tech.), Leading Systems Analyst, OJSC “AGAT”

Address for correspondence

220114, Republic of Belarus,
Minsk, Nezavisimosti Ave., 117
OJSC “AGAT – Control Systems” –
Managing Company
of “Geoinformation Control Systems” Holding
Tel.: +375 29 502-64-37
E-mail: prokofieva@agat.by
Prokofieva Tatiana Vladimirovna