

УДК 621.391
<https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-4-49-58>



НАУЧНАЯ СТАТЬЯ

Многозадачная нейронная сеть в задаче распознавания вида QAM- и PSK-модуляции в условиях параметрической априорной неопределенности

А.А. Парамонов[@], В.М. Нгуен, М.Т. Нгуен

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия

[@] Автор для переписки, e-mail: paramonov@mirea.ru

Резюме

Цели. Автоматическое распознавание видов модуляции неизвестных сигналов является важной задачей для различных областей техники: радиоконтроля и радиомониторинга, идентификации помех и источников радиоизлучения. Основная цель работы – разработка метода распознавания видов модуляции сигналов в условиях параметрической априорной неопределенности, в т.ч. неопределенности значений несущей частоты и начальной фазы сигнала. Дополнительной задачей является оценка значений отстроек от несущей частоты или фазы сигнала на начальном этапе процесса распознавания.

Методы. Использована многозадачная искусственная нейронная сеть, теория кумулянтов случайных величин.

Результаты. Для сигналов со сдвигом несущей частоты и начальной фазы вычислены кумулянты для модуляции QAM-8, APSK-16, QAM-64 и PSK-8. Представлена использующая кумулянтные признаки и алгоритм стандартизации данных многозадачная нейронная сеть. Результаты эксперимента показали, что использование многозадачной нейронной сети обеспечивает высокую точность распознавания модуляции QAM-8 и APSK-16, QAM-64 и PSK-8 в случае небольших отстроек несущей частоты или начальной фазы. Точность определения значений отстройки несущей частоты или начальной фазы сигнала для модуляции QAM-8, APSK-16, QAM-64 и PSK-8 оказывается высокой.

Выводы. Многозадачная нейронная сеть, использующая кумулянты сигналов высокого порядка, позволяет не только распознавать с высокой точностью виды модуляции в условиях априорной неопределенности параметров сигналов, но определять при этом значения отстроек несущей частоты или начальной фазы сигнала от ожидаемых значений.

Ключевые слова: распознавание, нейронная сеть, несущая частота, начальная фаза, кумулянтный признак

• Поступила: 24.03.2023 • Доработана: 11.04.2023 • Принята к опубликованию: 02.05.2023

Для цитирования: Парамонов А.А., Нгуен В.М., Нгуен М.Т. Многозадачная нейронная сеть в задаче распознавания вида QAM- и PSK-модуляции в условиях параметрической априорной неопределенности. *Russ. Technol. J.* 2023;11(4):49–58. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-4-49-58>

Прозрачность финансовой деятельности: Авторы не имеют финансовой заинтересованности в представленных материалах или методах.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

RESEARCH ARTICLE

Multi-task neural network for solving the problem of recognizing the type of QAM and PSK modulation under parametric a priori uncertainty

Aleksei A. Paramonov[@], Van Minh Nguyen, Minh Tuong Nguyen

MIREA – Russian Technological University, Moscow, 119454 Russia

[@] Corresponding author, e-mail: paramonov@mirea.ru

Abstract

Objectives. Automatic modulation recognition of unknown signals is an important task for various fields of technology such as radio control, radio monitoring, and identification of interference and sources of radio emission. The paper aims to develop a method for recognizing the types of signal modulation under conditions of parametric a priori uncertainty, including the uncertainty of carrier frequency- and initial signal phase values. An additional task consists in estimating the offset values of the carrier frequency or signal phase at the initial stage of the recognition process.

Methods. A multi-task learning with artificial neural network and the theory of cumulants of random variables are used.

Results. For signals with a carrier frequency and initial phase shift, cumulant approaches for QAM-8, APSK-16, QAM-64, and PSK-8 modulations are calculated. A multi-task learning with artificial neural network using cumulant features and a data standardization algorithm is presented. The results of the experiment show that using multi-task learning with an artificial neural network provides high accuracy of recognizing QAM-8 and APSK-16, QAM-64 and PSK-8 modulations with small mismatches of the carrier frequency or initial phase. The accuracy of determining the offset values from the carrier frequency or the initial phase for QAM-8, APSK-16, QAM-64, and PSK-8 modulation is high.

Conclusions. The multi-task learning with neural network using high-order signal cumulants makes it possible not only to recognize modulation types with high accuracy under conditions of a priori uncertainty of signal parameters, but also to determine the offset values of carrier frequency or initial signal phase from expected values.

Keywords: recognition, neural network, carrier frequency, initial phase, cumulant feature

• Submitted: 24.03.2023 • Revised: 11.04.2023 • Accepted: 02.05.2023

For citation: Paramonov A.A., Nguyen V.M., Nguyen M.T. Multi-task neural network for solving the problem of recognizing the type of QAM and PSK modulation under parametric a priori uncertainty. *Russ. Technol. J.* 2023;11(4):49–58. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-4-49-58>

Financial disclosure: The authors have no a financial or property interest in any material or method mentioned.

The authors declare no conflicts of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Одним из перспективных направлений развития современных телекоммуникационных систем является внедрение в них интеллектуальных технологий, основная особенность которых заключается в способности к распознаванию и анализу информации, передаваемой через канал связи. Эта способность позволяет интеллектуальным системам обрабатывать данные в режиме

реального времени, делать прогнозы и принимать решения на основе полученных результатов. Одна из подобных задач – распознавание различных видов цифровой модуляции, которые могут быть использованы при передаче данных [1–8]. Знание параметров принимаемых сигналов позволяет идентифицировать передающее устройство, восстановить передаваемую информацию, а также дает возможность введения помеховых воздействий в радиоканалы локации и связи.

Однако в реальных условиях передачи информации часто возникают параметрические неопределенности, которые могут существенно повлиять на точность распознавания.

В настоящее время наиболее эффективным методом автоматического распознавания видов модуляции сигналов является использование многозадачной нейронной сети. В работах [1, 4] представлен алгоритм распознавания видов модуляции с использованием многозадачной нейронной сети в условиях априорной определенности значений несущей частоты и начальной фазы сигналов. В [1] для распознавания десяти видов модуляции (GMSK, 8-QAM, 16-QAM, 64-QAM, 16-APSK, 32-APSK, BPSK, QPSK, 8-PSK и 2-FSK)¹ в качестве информационных признаков использованы кумулянты до 9-го порядка. Результаты компьютерного моделирования показали, что многозадачная нейронная сеть с использованием кумулянтов высокого порядка позволяет выполнить не только распознавание видов модуляции, но и определение значения отношения сигнал/шум (ОСШ) принимаемого сигнала с высокой точностью. При ОСШ = 0 дБ для модуляции GMSK, QAM-8, APSK-16, APSK-32, BPSK и QPSK точность распознавания составляет 0.98, однако для модуляции QAM-16, QAM-64, PSK-8 и FSK-2 эта точность оказывается более низкой. Здесь и далее под точностью распознавания понимается вероятность правильного определения того или иного вида модуляции сигнала среди всех рассматриваемых видов модуляции. Целью настоящей статьи является анализ распознавания четырех видов модуляции QAM-8 и APSK-16, QAM-64 и PSK-8 в условиях параметрической априорной неопределенности и определение отстройки несущей частоты $\Delta\omega$ и начальной фазы $\Delta\varphi_0$ принимаемого сигнала от ожидаемых значений при ОСШ = 3 дБ, которое, согласно результатам моделирования, достаточно для распознавания сигналов с приемлемой точностью. Предполагалось, что принимаемый сигнал подвергнут предварительной

обработке, которая обеспечивает перенос на нулевую частоту, фильтрацию и дискретизацию сигнала с выхода фильтра нижних частот². Получаемый в результате предварительной обработки сигнал описывается следующим выражением:

$$r_k(t) = A(t) \left\{ \cos[\Delta\omega t + \varphi(t) + \Delta\varphi_0] + i \sin[\Delta\omega t + \varphi(t) + \Delta\varphi_0] \right\} = I_k(t) + iQ_k(t),$$

где $A(t)$ и $\varphi(t)$ – огибающая и фаза сигнала, $\Delta\omega$ – отстройка несущей частоты, $\Delta\varphi_0$ – отстройка начальной фазы, $I_k(t)$ и $Q_k(t)$ – синфазная и квадратурная составляющие сигнала.

Полученный комплексный сигнал $r_k(t)$ и комплексно-сопряженный с ним сигнал $\bar{r}_k(t) = I_k(t) - iQ_k(t)$ являются исходными данными для вычисления моментов и кумулянтов. Формулы вычисления моментов и кумулянтов высокого порядка подробно описаны в [1, 9]. В табл. 1 представлены примеры значений кумулянтов до 9-го порядка для модуляции QAM-64 и PSK-8 с различными значениями отстройки несущей частоты $\Delta\omega$ и начальной фазы $\Delta\varphi_0$. Анализ полученных значений кумулянтов позволяет утверждать, что информативность того или иного кумулянта о виде модуляции сигнала существенно зависит от отстроек $\Delta\omega$ и $\Delta\varphi_0$. Так, например, при отсутствии отстроек первый в таблице кумулянт $C_{2,0}$ для обоих различаемых видов модуляции QAM-64 и PSK-8 имеет один и тот же отрицательный знак, при $\Delta\omega = 900$ Гц знаки кумулянтов разные, при $\Delta\varphi_0 = 0.04$ рад знаки кумулянтов положительные.

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Нейросетевые методы распознавания видов модуляции основаны на выборе определенных информационных признаков, которые могут помочь в определении типа модуляции, и на построении базы знаний на основе анализа этих признаков. Каждая нейронная сеть распознавания видов модуляции имеет свой набор используемых информационных признаков и параметров, включая вид функции обработки данных и активации. Эти различия могут влиять на эффективность распознавания и на общую точность работы системы. На рис. 1 представлен процесс обучения нейронной сети.

¹ GMSK – гауссовская частотная модуляция с минимальным сдвигом (Gaussian minimum shift keying).

8-QAM, 16-QAM, 64-QAM – квадратурная амплитудная модуляция (quadrature amplitude modulation) с количеством уровней 8, 16 или 64.

16-APSK, 32-APSK – амплитудно-фазовая модуляция (amplitude and phase-shift keying) с количеством уровней 16 или 32.

BPSK – двоичная фазовая модуляция (binary phase-shift keying).

QPSK – четырехуровневая фазовая модуляция (quaternary phase-shift keying).

8-PSK – восьмиуровневая фазовая модуляция (8-phase-shift keying).

2-FSK – двоичная частотная модуляция (binary frequency-shift keying).

² Караван О.В. *Различение созвездий сигналов с квадратурной амплитудной модуляцией в условиях параметрической априорной неопределенности*: дис. ... канд. физ.-мат. наук. Воронеж; 2010. 120 с. [Caravan O.V. *Distinguishing constellations of signals with quadrature amplitude modulation under parametric a priori uncertainty*. Cand. Sci. Thesis (Phys.-Math.). Voronezh; 2010. 120 p. (in Russ.).]

Таблица 1. Значения кумулянтов различных порядков для модуляции QAM-64 и PSK-8

Кумулянт \ Модуляция	$\Delta\omega = 0$ и $\Delta\varphi_0 = 0$		$\Delta\omega = 900$ Гц		$\Delta\varphi_0 = 0.04$ рад	
	QAM-64	PSK-8	QAM-64	PSK-8	QAM-64	PSK-8
$C_{2,0}$	-0.00913	-0.0063	0.01209	-0.01225	1.08181	1.12291
$C_{3,0}$	-0.03605	0.04699	-0.04641	0.04051	-0.01704	0.00593
$C_{2,1}$	-0.00800	0.00439	0.01381	0.01362	-0.01714	0.00621
$C_{4,0}$	-0.56435	-0.01765	3.12438	3.20105	-0.36449	-0.27393
$C_{2,2}$	-0.61285	-0.97795	0.92006	0.85290	-0.36504	-0.27938
$C_{5,0}$	-0.20728	0.092786	0.04405	0.05804	-0.20601	0.20011
$C_{3,2}$	-0.00930	-0.00627	-0.05664	0.01384	-0.21641	0.19121
$C_{6,0}$	0.05008	-0.06516	0.97633	1.33265	1.17776	1.29652
$C_{3,3}$	1.62832	3.84222	-0.99868	-0.566	1.14810	1.33444
$C_{7,0}$	-1.56151	-0.47311	-1.01121	0.51321	1.33945	-0.51879
$C_{6,1}$	0.59933	-0.50570	-1.20013	-1.02734	1.40554	-0.47957
$C_{4,3}$	-0.12922	0.01030	-0.33111	-0.76300	3.20184	-1.62158
$C_{8,0}$	-12.8750	-1.42191	-191.842	-201.990	-4.24775	-11.0519
$C_{6,2}$	-11.6686	0.01107	-28.2597	-22.6214	-4.12208	-11.3511
$C_{4,4}$	1356.218	1413.430	1412.013	1359.459	1041.279	1197.02
$C_{9,0}$	-8.11293	4.10262	-28.8307	-15.8577	-37.4355	2.39996
$C_{8,1}$	6.42682	5.20209	27.0642	-7.68852	-244.414	108.016
$C_{6,3}$	-121.649	114.854	534.622	368.480	3453.083	4508.33
$C_{5,4}$	2467.71	2217.473	5219.517	4876.258	6296.198	8169.887

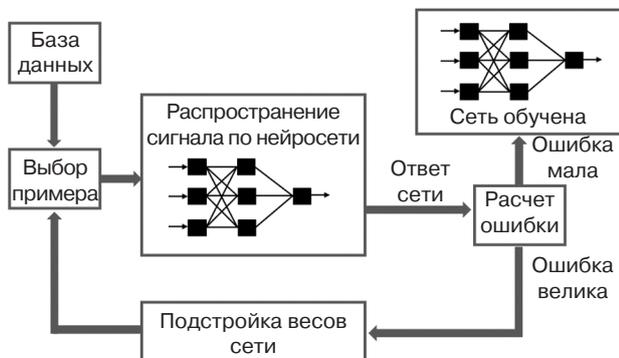


Рис. 1. Процесс обучения нейронной сети

Сама нейронная сеть представляет собой систему из множества нейронов, которая получает информацию, производит над ней простые вычисления и передает ее дальше. На каждый вход нейрона подается взвешенная сумма входных сигналов $net^{(j,1)}$, затем нейрон пропускает эту величину активации $o^{(j,1)}$ через передаточную функцию, таким образом получаются выходные значения [10–15]:

$$net^{(j,1)} = \mathbf{w}^{(j,1)} \mathbf{x}^T = w_0^{(j,1)} + \sum_{i=1}^n w_i^{(j,1)} x_i,$$

$$o^{(j,1)} = f\left(net^{(j,1)}\right),$$

где $\mathbf{w}^{(j,1)} = \left(w_0^{(j,1)}, w_1^{(j,1)}, \dots, w_n^{(j,1)}\right)$, $j = \overline{1, N_1}$ – вектор-строка синаптических связей на входе j -го нейрона, \mathbf{x}_i – вектор-строка i -го входа, N_1 – количество нейронов в первом скрытом слое.

Функция активации $f(net^{(j,1)})$ в нейронной сети играет важную роль в определении выходного сигнала каждого нейрона на основе его входного сигнала. Эта функция позволяет нейрону принимать решения о том, активироваться ли и передавать информацию дальше или оставаться неактивным. Существует множество различных функций активации, которые можно использовать в нейронных сетях, каждая со своими преимуществами и ограничениями. В данной работе использована функция активации ReLU (Rectified Linear Unit), которая представляет собой простую нелинейную функцию, преобразующую входной сигнал, обнуляя все отрицательные значения и сохраняя положительные значения без изменений. Формально функция ReLU определяется следующим образом:

$$o^{(j,1)} = \text{ReLU}(x_j) = \max(0, x_j).$$

Обучение этой нейронной сети заключается в минимизации функции ошибки $E(\bar{\mathbf{w}})$, которая определяется следующим выражением:

$$E(\bar{w}) = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^{N_{\text{вых}}} (u_l - o_l)^2,$$

где u_l и o_l – желаемое и фактическое состояния выходов нейронной сети l -го нейрона выходного слоя, $N_{\text{вых}}$ – количество нейронов в выходном слое.

В настоящее время существует несколько методов минимизации функции ошибки [2, 12, 13], но наибольшая эффективность метода обнаруживается при использовании функции стандартизации базы данных. Метод стандартизации (StandardScaler) является одним из способов предобработки данных в машинном обучении. Он используется для приведения всех исходных значений набора данных к набору значений из распределения с нулевым средним и стандартным отклонением, равным 1. Процесс стандартизации состоит из двух шагов. На первом шаге вычисляется среднее значение и стандартное отклонение каждого признака в наборе данных. На втором шаге каждое значение признака преобразуется по формуле [14, 15]:

$$x_i = \frac{z_i - \bar{Z}}{\sigma_z},$$

где z_i – исходное значение данных, \bar{Z} и σ_z – среднее значение и стандартное отклонение признака.

В результате применения метода стандартизации формируется стандартизированная шкала, которая определяет место каждого значения в наборе данных, измеряя его отклонение от среднего в единицах стандартного отклонения. Это позволяет сделать данные сравнимыми и использовать их для машинного обучения. В качестве примера полученные в результате стандартизации значения кумулянтов для модуляции QAM-64 и PSK-8 и определенных расстроек частоты и начальной фазы сигнала представлены в табл. 2.

РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Моделирование многозадачной нейронной сети проводилось в среде Python с помощью блокнота Google Colab [14]. Для распознавания двух групп модуляции QAM-8 и APSK-16, QAM-64 и PSK-8 сформированы четыре базы данных. Из них первые две базы сформированы для распознавания этих видов модуляции в условиях отстройки несущей частоты, каждая база состоит из 12800 сигналов (800 сигналов по каждому значению отстройки от несущей частоты). В условиях отстройки начальной фазы сформированы также две базы данных, каждая база состоит из 16000 сигналов (800 сигналов по каждому значению отстройки начальной фазы). Результаты моделирования распознавания вида модуляции

Таблица 2. Полученные в результате стандартизации значения кумулянтов

Модуляция Кумулянт	$\Delta\omega = 0$ и $\Delta\phi_0 = 0$		$\Delta\omega = 900$ Гц		$\Delta\phi_0 = 0.04$ рад	
	QAM-64	PSK-8	QAM-64	PSK-8	QAM-64	PSK-8
$C_{2,0}$	-0.04020	-0.03519	0.09287	-0.07583	-0.51078	-0.50800
$C_{3,0}$	0.001785	-0.04103	-0.03306	0.03589	-0.00352	0.000098
$C_{2,1}$	0.02363	0.00961	0.01718	0.01703	-0.00368	-0.000024
$C_{4,0}$	-0.43586	-0.43379	-0.42396	-0.42372	-0.00605	0.00768
$C_{2,2}$	-0.43481	-0.43849	-0.42072	-0.42135	0.00736	0.00891
$C_{5,0}$	-0.00613	-0.00639	-0.00661	-0.00655	0.005990	0.006273
$C_{3,2}$	-0.00892	-0.00816	-0.00861	-0.00798	0.005992	0.006272
$C_{6,0}$	-0.00173	-0.00179	-0.00152	-0.00143	0.03657	0.036584
$C_{3,3}$	0.03518	0.03641	0.03381	0.03404	0.03717	0.03718
$C_{7,0}$	-0.00901	-0.00902	-0.00903	-0.009	-0.00052	-0.000533
$C_{6,1}$	-0.01062	-0.01063	-0.01065	-0.01065	-0.00049	-0.0005
$C_{4,3}$	-0.00693	-0.00696	-0.00698	-0.007	0.00054	0.000528
$C_{8,0}$	0.37488	0.37488	0.37485	0.37485	-0.03074	-0.03074
$C_{6,2}$	0.32239	0.32241	0.32237	0.32238	-0.03235	-0.03236
$C_{4,4}$	-0.38226	-0.38227	-0.38226	-0.38226	-0.34224	-0.34224
$C_{9,0}$	-0.00205	-0.00205	-0.00205	-0.00205	-0.00450	-0.004506
$C_{8,1}$	-0.00829	-0.00829	-0.00828	-0.00829	-0.00401	-0.00401
$C_{6,3}$	-0.02267	-0.02226	-0.02226	-0.02226	-0.33499	-0.33499
$C_{5,4}$	-0.37783	-0.37783	-0.37783	-0.37783	-0.33517	-0.33517

в условиях отстройки несущей частоты представлены на рис. 2 и 3. Рисунки имеют вид таблиц, строки и столбцы которых соответствуют виду модуляции сигнала и отстройке несущей частоты. В ячейках приведены результаты распознавания вида модуляции. Например, для рис. 2: при распознавании сигналов QAM-8 с нулевым сдвигом частоты (на рисунке первая строка – QAM-8 0) все 80 сигналов, участвовавших в компьютерном эксперименте, распознаны верно. При распознавании сигнала QAM-8 со сдвигом частоты 1800 Гц (QAM-8 1800) распознаны верно 75 сигналов, а для 5 сигналов принято ошибочное решение, что это APSK-16 1800.

Из рисунков хорошо видно, что использование многозадачной нейронной сети позволяет выполнить не только распознавание видов модуляции, но и определение значений отстройки несущей частоты. Выше под точностью распознавания некоторого вида модуляции понималась вероятность правильного определения этого вида модуляции сигнала среди всех рассматриваемых видов модуляции. При моделировании эта вероятность оценивалась как выборочное среднее, т.е. отношение количества правильно распознанных сигналов с данным видом модуляции к общему числу участвовавших

в компьютерном эксперименте реализаций разных сигналов. Точность распознавания модуляции QAM-8 и APSK-16 с различными значениями $\Delta\omega$ составляет 0.96. На рис. 4 и 5 представлены результаты распознавания в условиях отстройки начальной фазы.

Из рис. 3 и 5 можно заметить, что при больших расстройках как частоты, так и фазы, точность распознавания модуляции QAM-64 и PSK-8 падает. Причина этого заключается в том, что значения нескольких кумулянтов при больших расстройках имеют нестабильное поведение для разных реализаций сигналов, а сами значения этих нескольких кумулянтов для указанных видов модуляции различаются незначительно. Но для оценки значений $\Delta\omega$ и $\Delta\varphi_0$ использование многозадачной нейронной сети обеспечивает высокую точность.

На рис. 6 представлены результаты эксперимента по распознаванию принимаемого сигнала с неизвестным значением $\Delta\omega$. Результат эксперимента показал, что точность распознавания составляет 0.53 для модуляции QAM-64 и 0.47 для модуляции PSK-8. Значение отстройки от несущей частоты $\Delta\omega$, равное 600 Гц, определяется с высокой достоверностью.

QAM-8 0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
QAM-8 300	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
QAM-8 600	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
QAM-8 900	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
QAM-8 1200	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
QAM-8 1500	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
QAM-8 1800	0	0	0	0	0	0	75	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0
QAM-8 2000	0	1	0	0	0	0	0	48	0	0	0	0	0	0	0	0	31
APSK-16 0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0
APSK-16 300	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0
APSK-16 600	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0
APSK-16 900	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0
APSK-16 1200	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0
APSK-16 1500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0
APSK-16 1800	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	0
APSK-16 2000	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	1	49
	QAM-8 0	QAM-8 300	QAM-8 600	QAM-8 900	QAM-8 1200	QAM-8 1500	QAM-8 1800	QAM-8 2000	APSK-16 0	APSK-16 300	APSK-16 600	APSK-16 900	APSK-16 1200	APSK-16 1500	APSK-16 1800	APSK-16 2000	

Рис. 2. Результаты распознавания модуляции QAM-8 и APSK-16 при разных значениях $\Delta\omega$

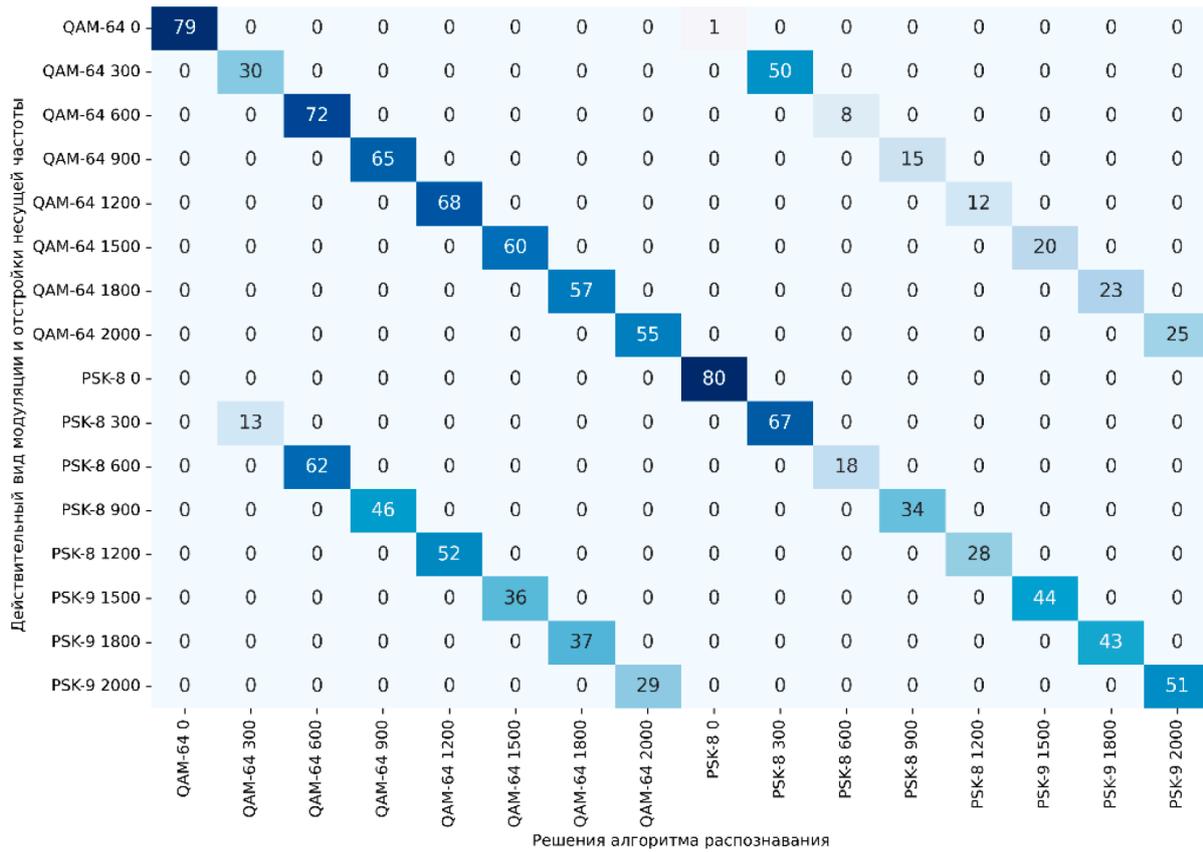


Рис. 3. Результаты распознавания модуляции QAM-64 и PSK-8 при разных значениях $\Delta\omega$

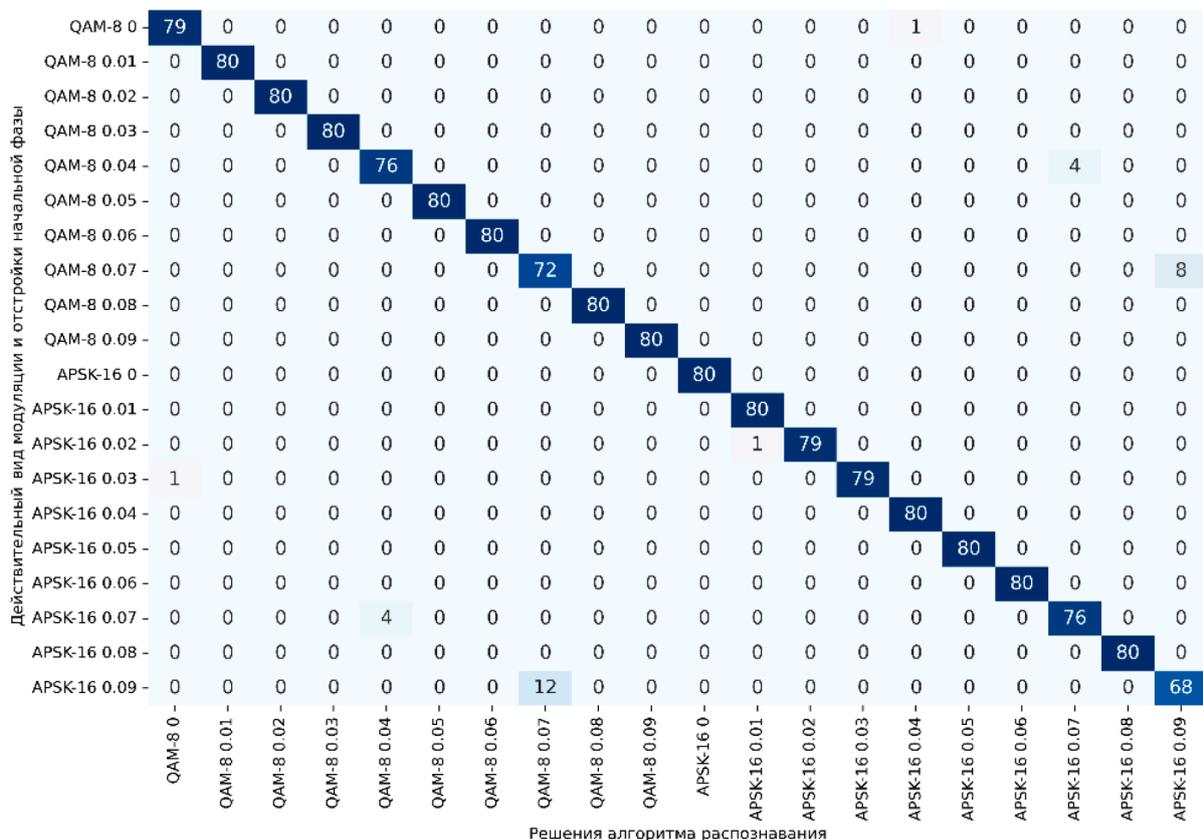


Рис. 4. Результаты распознавания модуляции QAM-8 и APSK-16 при разных значениях $\Delta\varphi_0$

Действительный вид модуляции и отстройки начальной фазы	Решения алгоритма распознавания																			
	QAM-64 0	QAM-64 0.01	QAM-64 0.02	QAM-64 0.03	QAM-64 0.04	QAM-64 0.05	QAM-64 0.06	QAM-64 0.07	QAM-64 0.08	QAM-64 0.09	PSK-8 0	PSK-8 0.01	PSK-8 0.02	PSK-8 0.03	PSK-8 0.04	PSK-8 0.05	PSK-8 0.06	PSK-8 0.07	PSK-8 0.08	PSK-8 0.09
QAM-64 0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
QAM-64 0.01	0	78	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
QAM-64 0.02	0	0	78	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
QAM-64 0.03	0	0	0	55	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0	0
QAM-64 0.04	0	0	0	0	56	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0
QAM-64 0.05	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0
QAM-64 0.06	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	76	0	0	0	0
QAM-64 0.07	0	0	0	0	0	0	0	55	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0	0
QAM-64 0.08	0	0	0	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0
QAM-64 0.09	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29
PSK-8 0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK-8 0.01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0
PSK-8 0.02	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	72	0	0	0	0	0	0	0
PSK-8 0.03	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	73	0	0	0	0	0	0
PSK-8 0.04	0	0	0	0	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	0	0
PSK-8 0.05	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	69	0	0	0	0
PSK-8 0.06	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	76	0	0	0
PSK-8 0.07	0	0	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0
PSK-8 0.08	0	0	0	0	0	0	0	0	69	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0
PSK-8 0.09	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20

Рис. 5. Результаты распознавания модуляции QAM-64 и PSK-8 при разных значениях Δf_0

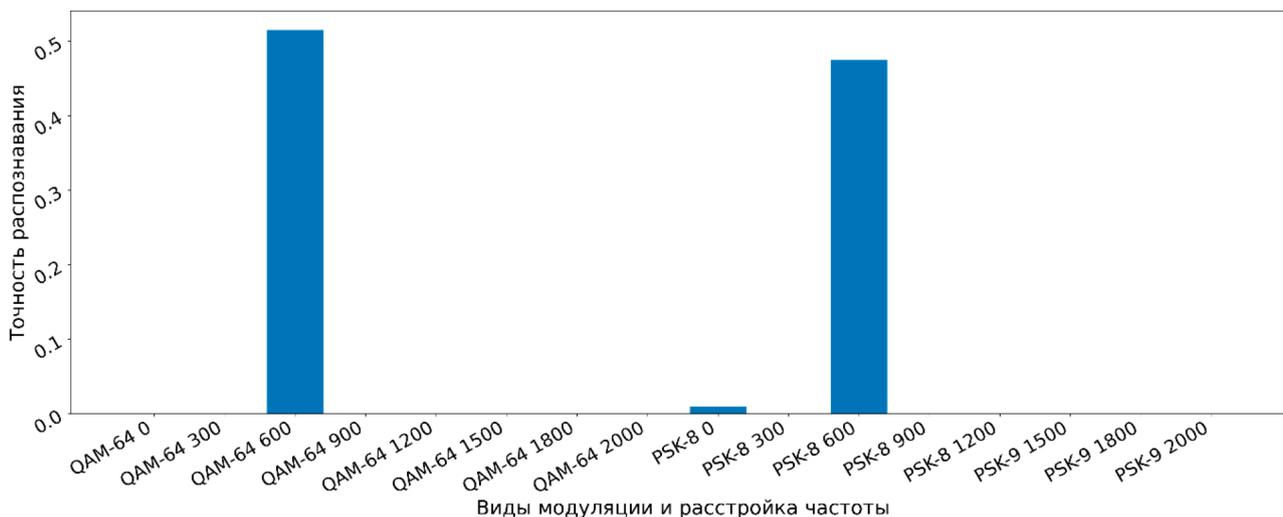


Рис. 6. Результат эксперимента по распознаванию вида модуляции принимаемого сигнала

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрен метод распознавания видов цифровой модуляции (QAM-8, APSK-8, QAM-64 и PSK-8) в случае неточного знания параметров сигнала, в т.ч. несущей частоты и начальной фазы. Построена многозадачная нейронная сеть с помощью алгоритма

стандартизации (StandardScaler) данных. Результаты моделирования позволяют утверждать, что многозадачная нейронная сеть с использованием кумулянтов в качестве информационного признака позволяет выполнить не только распознавание видов цифровой модуляции с высокой достоверностью в случае неточного определения значений несущей частоты и начальной

фазы, но и оценивать эти значения. В дальнейшем предполагается рассмотреть распознавание видов модуляции при одновременной неопределенности значений несущей частоты и начальной фазы.

Вклад авторов. Все авторы в равной степени внесли свой вклад в исследовательскую работу.

Authors' contribution. All authors equally contributed to the research work.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Парамонов А.А., Нгуен М.В. Распознавание видов цифровой модуляции радиосигналов с использованием многозадачной нейронной сети. *Вестник воздушно-космической обороны*. 2022;4(36):91–97. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=49815162>
2. Парамонов А.А., Тихонова О.В., Нгуен В.М. Распознавание видов цифровой модуляции радиосигналов с использованием многослойной нейронной сети по кумулянтным признакам. *Системы компьютерной математики и их приложения: Материалы XXIII международной научной конференции*. Смоленск: Изд-во СмолГУ; 2022. Вып. 23. С. 23–28.
3. Набилков В.Д., Приоров А.Л., Дубов М.А. Использование сверточной нейронной сети CLDNN в задаче распознавания видов модуляции радиосигналов. *Цифровая обработка сигналов и ее применение (ЦОС – 2021): доклады XXIII Международной конференции*. М.: Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова; 2021. С. 228–231. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=45841831>
4. Нгуен М.В., Милорадов Г.А., Парамонов А.А. Сверточная нейронная сеть в задаче распознавания цифровой модуляции радиосигналов. *Актуальные проблемы и перспективы развития радиотехнических и инфокоммуникационных систем (Радиоинфоком – 2022): сборник научных статей по материалам VI Международной научно-практической конференции*. М.: МИРЭА – Российский технологический университет; 2022. С. 181–185. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=49447332&pf=1>
5. Аведьян Э.Д., Дам В.Н. К выбору кумулянтных признаков в задаче распознавания видов цифровой модуляции радиосигналов. *Информатизация и связь*. 2015;4:11–15. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=24853422>
6. Аджемов С.С., Кленов Н.В., Терешонок М.В., Чиров Д.С. Методы распознавания видов цифровой модуляций сигналов в когнитивных радиосистемах. *Вестник Московского Университета. Серия 3. Физика. Астрономия*. 2015;6:19–27. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=25580690>
7. Гришин П.С., Шабанов А.В., Чеглов А.В. Распознавание цифровых модуляций радиосигналов с использованием многозадачной сверточной нейронной сети. *Интеллектуальные информационные системы: Теория и практика: сборник научных статей по материалам I Всероссийской конференции*. Часть 1. Курск: Курский государственный университет; 2020. С. 22–31. URL: <https://elibrary.ru/KADKBX>
8. Архипенков Д.В. Анализ параметров радиосигналов для идентификации источника излучения. *Доклады Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники*. 2020;18(1):52–58. <https://doi.org/10.35596/1729-7648-2020-18-1-52-58>

REFERENCES

1. Paramonov A.A., Nguyen M.V. Recognition of types of digital modulation of radio signals with multi-task neural network. *Vestnik vozduшно-kosmicheskoi oborony = Aerospace Defense Herald*. 2022;4(36):91–97 (in Russ.). Available from URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=49815162>
2. Paramonov A.A., Tikhonova O.V., Nguyen V.M. Recognition of digital modulation of radio signals using a multilayer neural network based on cumulative features. In: *Systems of computer mathematics and their applications: Proceedings of the 23rd International Scientific Conference*. Smolensk: SmolGU; 2022. Issue 23. P. 23–28 (in Russ.).
3. Nabilkov V.D., Priorov A.L., Dubov M.A. Using of the convolutional neural network CLDNN for classification of modulation types. In: *Digital Signal Processing and its Application (DSPA 2021): Reports 23rd International Conference*. Moscow: A.S. Popov Russian Scientific and Technical Society of Radio Engineering, Electronics and Communications; 2021. P. 228–231 (in Russ.). Available from URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=45841831>
4. Nguyen M.V., Miloradov G.A., Paramonov A.A. Convolutional neural network in the problem of recognizing digital modulation of radio signals. In: *Actual Problems and Prospects for the Development of Radio Engineering and Infocommunication Systems (Radioinfocom 2022): Collection of Scientific Articles based on the Materials of the 6th International Scientific and Practical Conference*. Moscow: MIREA – Russian Technological University; 2022. P. 181–185 (in Russ.). Available from URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=49447332&pf=1>
5. Avedyan E.D., Nchich D.V. To the selection of the best cumulants features in the recognition task of the digital modulation kind of the radio signals. *Informatizatsiya i svyaz' = Informatization and Communication*. 2015;4:11–15 (in Russ.). Available from URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=24853422>
6. Adjemov S.S., Klenov N.V., Tereshonok M.V., Chirov D.S. Methods for the automatic recognition of digital modulation of signals in cognitive radio systems. *Moscow Univ. Phys. Bull.* 2015;70(6):448–456. <https://doi.org/10.3103/S0027134915060028> [Original Russian Text: Adjemov S.S., Klenov N.V., Tereshonok M.V., Chirov D.S. Methods for the automatic recognition of digital modulation of signals in cognitive radio systems. *Vestnik Moskovskogo Universiteta. Ser. 3. Fizika. Astronomiya*. 2015;6:19–27 (in Russ.). Available from URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=25580690>]
7. Grishin P.S., Shabanov A.V., Shcheglov A.V. Recognition of digital radio signal modulations using a multitasking convolutional neural network. In: *Intelligent Information Systems: Theory and Practice: A collection of scientific articles based on the materials of the First All-Russian Conference. Part 1*. Kursk: Kursk State University; 2020. P. 22–31 (in Russ.). Available from URL: <https://elibrary.ru/KADKBX>

9. Кендалл М., Стьюарт А. *Теория распределений*: пер. с англ. М.: Наука; 1966. 588 с.
10. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс*: пер. с англ. М.: Вильямс; 2006. 1104 с.
11. Elgandy M. *Deep Learning for Vision Systems*. Manning Publications Co; 2020. 480 p. ISBN 978-1-6172-9619-2
12. Geron A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. O'Reilly Media, Inc.; 2019. 856 p. ISBN 978-1-4920-3264-9
13. Finlay S. *Artificial Intelligence and Machine Learning for Business: A No-Nonsense Guide to Data Driven Technologies*. Relativistic; 2017. 150 p.
14. Raschka S., Mirjalili V. *Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2*. Packt Publishing; 2019. 770 p. ISBN 978-1-7899-5575-0
15. Воронина В.В., Михеев А.В., Ярушкина Н.Г., Святков К.В. *Теория и практика машинного обучения*. Ульяновск: УЛГТУ; 2017. 290 с. ISBN 978-5-9795-1712-4
8. Arkhipenkov D.V. Analysis of radio signal parameters for emission source identification. *Doklady Belorusskogo Gosudarstvennogo Universiteta Informatiki i Radioelektroniki (Doklady BGUIR)*. 2020;18(1):52–58 (in Russ.). <https://doi.org/10.35596/1729-7648-2020-18-1-52-58>
9. Kendall M., Stuart A. *Teoriya raspredelenii (Distribution Theory)*: transl. from Engl. Moscow: Nauka; 1966. 588 p. (in Russ.). [Kendall M.G., Stuart A. *The Advanced Theory of Statistics. V. I. Distribution Theory*. London; 1963. 433 p.]
10. Haykin S. *Neironnye seti: polnyi kurs (Neural networks: a complete course)*: transl. from Engl. Moscow: Vil'yams; 2006. 1104 p. (in Russ.). [Haykin S. *Neural Networks*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall; 1999. 842 p.]
11. Elgandy M. *Deep Learning for Vision Systems*. Manning Publications Co; 2020. 480 p. ISBN 978-1-6172-9619-2
12. Geron A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. O'Reilly Media, Inc.; 2019. 856 p. ISBN 978-1-4920-3264-9
13. Finlay S. *Artificial Intelligence and Machine Learning for Business: A No-Nonsense Guide to Data Driven Technologies*. Relativistic; 2017. 150 p.
14. Raschka S., Mirjalili V. *Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2*. Packt Publishing; 2019. 770 p. ISBN 978-1-7899-5575-0
15. Voronina V.V., Mikheev A.V., Yarushkina N.G., Svyatov K.V. *Teoriya i praktika mashinnogo obucheniya (Theory and Practice of Machine Learning)*. Ul'yanovsk: UISTU; 2017. 290 p. (in Russ.). ISBN 978-5-9795-1712-4

Об авторах

Парамонов Алексей Анатольевич, д.т.н., профессор, кафедра радиоэлектронных систем и комплексов Института радиоэлектроники и информатики ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: paramonov@mirea.ru. Scopus Author ID 57208923552, <http://orcid.org/0000-0002-4537-4626>

Нгуен Ван Минь, аспирант, кафедра радиоэлектронных систем и комплексов Института радиоэлектроники и информатики ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: nguyennminhhvkq1009@gmail.com. <https://orcid.org/0009-0001-5062-7093>

Нгуен Минь Тьонг, к.т.н., доцент, кафедра информатики Института кибербезопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: nguen_m@mirea.ru. <https://orcid.org/0009-0002-7267-1121>

About the authors

Aleksii A. Paramonov, Dr. Sci. (Eng.), Professor, Department of Radio Electronic Systems and Complexes, Institute of Radio Electronics and Informatics, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: paramonov@mirea.ru. Scopus Author ID 57208923552, <http://orcid.org/0000-0002-4537-4626>

Van Minh Nguyen, Postgraduate Student, Department of Radio Electronic Systems and Complexes, Institute of Radio Electronics and Informatics, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: nguyennminhhvkq1009@gmail.com. <https://orcid.org/0009-0001-5062-7093>

Minh Tuong Nguyen, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Department of Informatics, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: nguen_m@mirea.ru. <https://orcid.org/0009-0002-7267-1121>