

## МОДЕЛИРОВАНИЕ СИСТЕМЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЧАСТОТЫ СИНУСОИДАЛЬНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СТРУКТУРЫ\*

Д.Л. ПИОТРОВСКИЙ<sup>1</sup>, А.А. КУКОЛЕВ<sup>2</sup>, С.А. ПОДГОРНЫЙ<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 109004, РФ, г. Москва, ул. Земляной Вал, 73, Московский государственный университет технологий и управления имени К.Г. Разумовского, доктор технических наук, профессор. E-mail: piotrovsky2005@yandex.ru

<sup>1</sup> 9900, Турецкая Республика Северного Кипра, Никосия, ул. Сержанта Юсуфа Эчвемта, 79, Средиземноморский университет Карпасии, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой пилотирования. E-mail: piotrovsky2005@yandex.ru

<sup>2</sup> 350072, РФ, г. Краснодар, ул. Московская, 2, Кубанский государственный технологический университет, аспирант кафедры автоматизации производственных процессов. E-mail: sashanius@yandex.ru

<sup>3</sup> 350072, РФ, г. Краснодар, ул. Московская, 2, Кубанский государственный технологический университет, доктор технических наук, профессор кафедры автоматизации производственных процессов. E-mail: saptich@rambler.ru

Синусоидальная составляющая лежит во множестве повседневных периодических процессов, окружающих человека, – от природных до узкоспециализированных рукотворных: социальных, экономических, технических, биологических. Интерес к этому вопросу проявлялся постоянно, что стало тенденцией к развитию определенных теорий, основанных на методах наименьших квадратов, дискретных преобразованиях Фурье и пр. Техническая сторона вопроса представлена множеством процессов волновой природы – распространением звука, света, волновым движением масс сред. В частности, примером непосредственной необходимости измерения частотных характеристик синусоидального воздействия является морской транспорт, где судовые движительные комплексы неизбежно сталкиваются с изменением воздействий морской среды при изменении погодных условий. Особенно это касается северных широт – в частности, Северного морского пути, где суровость климата сочетается с постоянно растущим интересом государств к увеличению грузооборота, в частности сжиженного природного газа. В этой связи отсутствие алгоритмического обеспечения по оптимизации работы судового главного двигателя может вылиться в значительные материальные издержки, связанные с повышенным расходом топлива, значительными вибрациями и износом основных и вспомогательных узлов двигателя агрегата. Поэтому в связи с возросшей тенденцией к интеграции нейросетевых структур в промышленное производство авторами была предпринята попытка рассмотре-

---

\* Статья получена 15 апреля 2021 г.

ния возможности использования нейронной сети для определения частоты зашумленного низкочастотного синусоидального сигнала. Полученные результаты доказали справедливость утверждения о возможности использования нейросетевых структур в распознавании образов синусоидальных сигналов [1], однако точность измерений оказалась недостаточной ввиду слабой проработанности алгоритма распознавания и малого размера обучающей выборки.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, управление, распознавание, сигнал, обучение, моделирование, синусоида, обратное распространение ошибки

## ВВЕДЕНИЕ

Благодаря определенной ранее возможности использования нейросетевых структур в задаче распознавания образов синусоидальных сигналов [1] поставлен вопрос о снижении среднеквадратичной ошибки работы интеллектуальной системы, так как в практических целях зачастую необходима высокая точность измерений входного сигнала. Работа существующей системы в динамике определила некоторые сложности и недоработки ввиду необходимости постоянной подачи на вход структуры непрерывного синусоидального сигнала. Актуальным стал вопрос дискретизации и формирования массива значений, поступающих на вход входного слоя структуры. В то же время первостепенным остался вопрос повышения точности системы в переходных процессах. Целесообразность использования нейросетевой структуры обусловлена гибкостью и возможностью обучения в процессе эксплуатации, что может быть актуально в условиях работы вдали от завода-изготовителя или в условиях недостатка или отсутствия информационной и технической поддержки [2–10]. Явным преимуществом, кроме того, является возможность адаптации к изменяющимся характеристикам внешних воздействий, появлению шумов измерений, что, в свою очередь, ведет не только к расширению диапазонов измерений, но и к поддержанию требуемых критериев точности.

## 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Очевидна целесообразность дальнейшей модернизации существующего алгоритма распознавания синусоидального сигнала с целью увеличения точности измерений и снижения влияния шумов. Для достижения этой цели была поставлена задача разработать модифицированную нейросетевую структуру, способную в динамике измерять частоту поданного на вход синусоидального сигнала, провести анализ динамики изменения среднеквадратичной ошибки при изменении частоты входного сигнала с 0,07 до 0,13 Гц. Поставленную задачу разумно решать в три этапа. На первом этапе имеет смысл определение структуры искусственной нейронной сети (ИНС), размеров и структуры массивов

данных обучающей выборки. На втором этапе целесообразно разработать структуру модели системы распознавания образа синусоидального сигнала, а также алгоритм дискретизации входного непрерывного сигнала. На третьем этапе предлагается провести моделирование работы системы распознавания, сформировать заключение о целесообразности дальнейшей модификации или доработки актуального алгоритма.

## 2. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Так как процесс обучения текущей конфигурации системы построен на подаче на вход ИНС массива числовых значений, не зависящих от времени, то работа подобной системы распознавания образа синусоидального сигнала в динамике также будет характеризоваться необходимостью постоянной подачи на вход ИНС массива данных непрерывного входного сигнала. В связи с этим актуальной становится задача дискретизации входного сигнала (рис. 1).

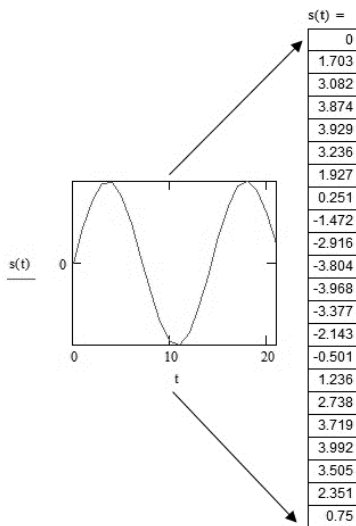


Рис. 1. Распределение значений непрерывного сигнала по вектор-столбцу обучающей выборки

Fig. 1. Continuous control value signal assignment as a training sample column vector

Однако процесс обучения ИНС в этом случае также должен претерпеть ряд изменений. В частности, поступающие на вход ИНС вектор-столбцы числовых значений синусоидального сигнала при работе в динамике в момент времени  $T = nt$  (где  $n$  – число итераций входного сигнала,  $t$  – шаг дискретизации входного сигнала) должны сдвигаться на одну итерацию вверх, сохраняя значения синусоидального сигнала на временном промежутке  $T - t$ .

В связи с этим обучающая выборка, состоящая при статическом расчете в непосредственной подаче на вход ИНС всех временных значений синусоидального сигнала с шагом времени  $t$ , для ИНС, работающей в динамике, должна быть заменена на выборку расширенного объема, содержащую в каждой своей строке или столбце последовательность значений синусоидального сигнала на участках времени  $t_1 = nt$ ,  $t_2 = nt + t$ ,  $t_3 = nt + 2t$  и т. д. Таким образом, конфигурация всего массива обучающих данных для 21 итерации сигнала вида  $s_{\sin} = A \sin(2\pi f \cdot t)$  с частотой  $f = 0,07$  Гц будет иметь вид

$$S_{0,07} = \begin{bmatrix} s(t_0) & \dots & s(t_{20}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s(t_{19}) & \dots & s(t_{19}) \end{bmatrix}. \quad (1)$$

В соответствие входному массиву обучающей выборки ставится вектор-столбец целевых значений частоты. Для частоты 0,07 Гц он будет полностью заполнен значением 0,07 Гц:

$$F_{0,07} = \begin{bmatrix} 0,07 \\ \vdots \\ 0,07 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

В качестве обучаемой ИНС к рассмотрению предлагается сеть, состоящая из 21 нейрона во входном слое, пяти нейронов в первом скрытом слое, трех нейронов во втором скрытом слое, трех – в третьем и одного – в выходном слое. Как и прежде, процесс обучения сводится к определению весовых коэффициентов, а также активационных функций с целью уменьшения среднеквадратичной ошибки в разнице эталонных и полученных результатов. Задавая максимальное количество эпох обучения равным 100, заданное значение СКО равным  $E = 10e - 5$ , скорость обучения равной 0,05, в программном пакете Matlab для заданной ИНС можно получить следующий результат (рис. 2).

Дискретизация входного непрерывного сигнала в данном случае осуществляется в программном пакете Matlab Simulink при помощи вспомогательного блока *Array builder* (рис. 2), осуществляющего регистрацию значе-

ний синусоидального сигнала на протяжении 21 итерации с интервалом 1 с и подающего данный массив в инвертированном виде на вход ИНС. Регистрация значений синусоиды реализована при помощи блоков задержки *Transport delay*, настроенных на задержку времени в 1 с. Таким образом, каждая итерация времени характеризуется подачей на вход ИНС массива значений синусоидального сигнала с задержкой в 1 с [2].

Общий вид модели для определения частоты входного синусоидального сигнала представлен на рис. 3. В состав модели входят четыре блока: источник входного измеряемого сигнала, блок формирования входной выборки, ИНС, а также блок определения точности измерения. Источник входного сигнала состоит из блоков арифметических вычислений, блока вычисления тригонометрической функции синуса, а также источника изменяющейся частоты.

Вышеупомянутый блок формирования входной выборки состоит из блоков задержки *Transport delay*, а также блока инверсирования входного массива. Блок определения точности состоит из блоков арифметических вычислений СКО в соответствии с формулой [11]

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - P_i)^2. \quad (3)$$

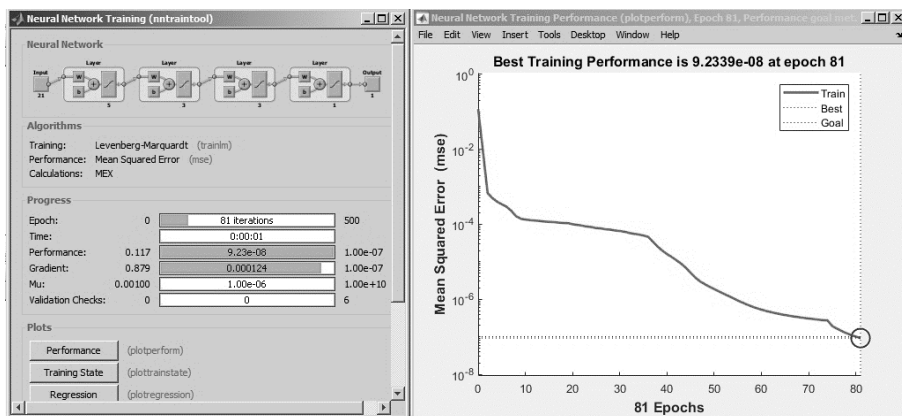


Рис. 2. Результаты обучения моделируемой ИНС по алгоритму Лавенберга–Марквардта

Fig. 2. Neural network training performance in accordance with Lavenberg–Markvardt algorithm

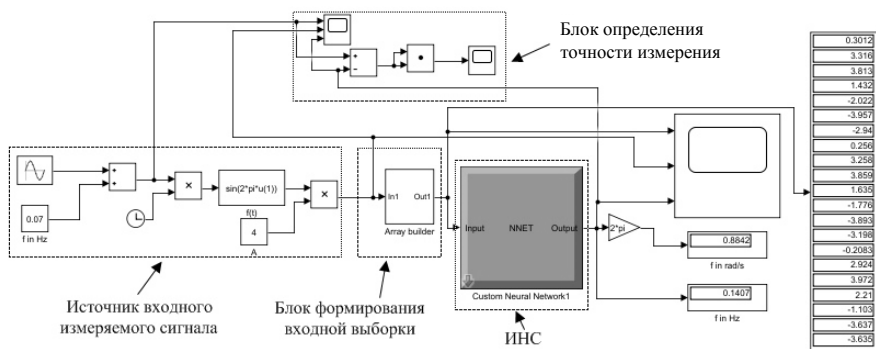


Рис. 3. Общий вид модели для определения частоты входного синусоидального сигнала

Fig. 3. General view of the input sine wave signal frequency definition model

### 3. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Для получения корректных значений процесс моделирования целесообразно задать с фиксированным шагом, равным 1 с [12, 13]. Как было определено выше, работу модели в данном случае необходимо рассмотреть при изменении частоты входящего сигнала с 0,07 до 0,14 Гц. По этой причине источник входного сигнала необходимо настроить на изменение входного сигнала на заданном диапазоне. Время прохождения заданного диапазона зададим равным 300 с. На практике изменение частоты входного сигнала на заданном диапазоне в течение промежутка времени, равного 5 мин, может иметь место при движении масс морской воды и смягчении погодных условий в некотором районе моря или океана. Измерение этих значений может иметь фундаментальное значение для задач оптимизации управления технологическим процессом на морском транспорте [14].

Запуск процесса моделирования и пошаговая обработка полученных значений позволяют судить о справедливости и корректности разработанного алгоритма обучения и работы ИНС (рис. 4).

При изменении частоты входного сигнала с 0,07 до 0,14 Гц (рис. 4, график 1) в пределах 20 с работа ИНС имеет участок неопределенности, в котором она демонстрирует нестабильную работу. Этот участок обусловлен отсутствием в обучающей выборке последовательностей значений синусоиды до момента полного заполнения вектор-столбца входных значений ИНС  $S(t_0) \dots S(t_{19})$ . По мере полного заполнения входного вектор-столбца ИНС

значениями  $S(t)$  ИНС инициирует процесс определения частоты входящего сигнала, при этом демонстрируя определенную динамику изменения средне-квадратичной ошибки  $E = f(t)$  (рис. 5).

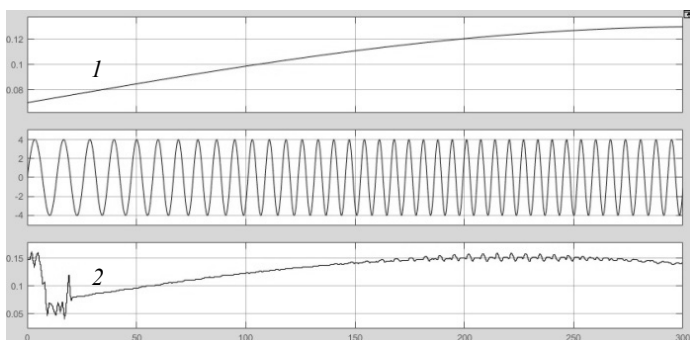


Рис. 4. Полученные графики переходных процессов изменения частоты синусоидального сигнала и сигнала на выходе ИНС

Fig. 4. Artificial neural network input signal processing charts

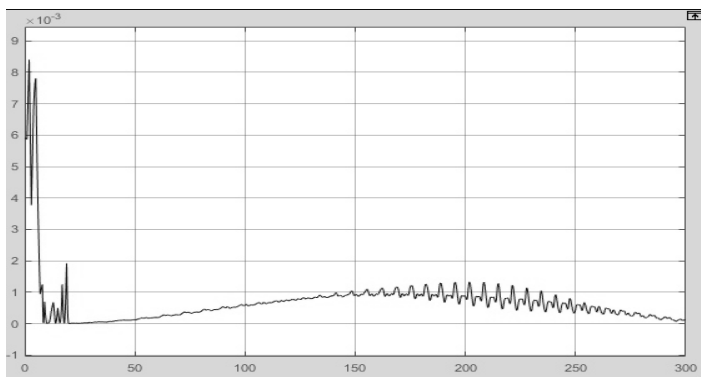


Рис. 5. Динамика изменения среднеквадратичной ошибки ИНС

Fig. 5. Mean squared error processing dynamics

В соответствии с рис. 5 можно сделать вывод о том, что при увеличении частоты входящего сигнала ИНС в конфигурации 21–5–3–3–1 также имеет тенденцию к увеличению ошибки, однако максимальное ее значение состав-

ляет  $E = 1,2 \cdot 10^{-3}$ , что можно считать допустимым значением в высокоинертных процессах [15].

Полученные в процессе моделирования результаты позволяют судить о достижении поставленных в исследовании целей. Точность работы ИНС в задаче определения частоты входного синусоидального сигнала авторами признается достаточной для решения ряда практических задач, где не требуется значительное быстродействие и где обслуживание и настройка технических систем может быть осложнена территориальной удаленностью объектов от средств информационной и технической поддержки, т. е. в районах Крайнего Севера и на морском транспорте [16].

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Дальнейшая задача исследования сводится к интеграции полученного алгоритма в конкретную техническую систему автоматического управления с целью оптимизации задач управления и к снижению колебательности на неустойчивых режимах при работе под нагрузкой.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Куколев А.А., Пиотровский Д.Л., Подгорный С.А. Нейронные сети в распознавании образов синусоидальных сигналов // Материалы XXI Всероссийской научно-практической конференции «Общество. Наука. Инновации» (НПК-2021). – Вятский государственный университет, 2021.
2. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
3. Каллан Р. Нейронные сети: краткий справочник. – М.: Вильямс, 2017. – 288 с.
4. Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: модели и концепции эволюционной кибернетики. – М.: Ленанд, 2019. – 224 с.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М.: Диалектика, 2019. – 1104 с.
6. Васильев А.Н. Тархов Д.А. Принципы и техника нейросетевого моделирования. – М.: Огни, 2019. – 632 с.
7. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры: учебное пособие. – М.: Альянс, 2021. – 528 с.
8. Гелиг А.Х., Матвеев А.С. Введение в математическую теорию обучаемых распознающих систем и нейронных сетей: учебное пособие. – М.: Изд-во СПбГУ, 2021. – 224 с.

9. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети: теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2021. – 382 с.
10. Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ / Р. Тадеусевич, Б. Боровик, Т. Гончаж, Б. Леппер. – М.: Горячая линия – Телеком, 2021. – 282 с.
11. Sajedian I., Rho R. Accurate and instant frequency estimation from noisy sinusoidal waves by deep learning // Nano Convergence. – 2019. – Vol. 6 (1).
12. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети: MATLAB 6 / под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: Диалог-МИФИ, 2002. – 496 с.
13. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. – Харьков: Телетех, 2004. – 264 с.
14. Yu D., Deng L. Deep Learning and its applications to signal and information processing // IEEE Signal Processing Magazine. – 2011. – Vol. 28, N 1. – P. 145–154. – DOI: 10.1109/MSP.2010.939038.
15. Бураков М.В. Нейронные сети и нейроконтроллеры: учебное пособие. – СПб.: ГУАП, 2013. – 286 с.
16. Хайдуков О.П., Дмитриев А.Н., Запорожцев Г.Н. Эксплуатация электроэнергетических систем морских судов: справочник. М.: Транспорт, 1988. – 233 с.

**Пиотровский Дмитрий Леонидович**, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой пилотирования Средиземноморского университета Карпассии, Московский государственный университет технологий и управления имени К.Г. Разумовского. Основное направление научных исследований – автоматизированные системы управления технологическими процессами. Имеет более 200 публикаций. E-mail: Dmitrii.piotrovskii@akun.edu.tr

**Куколев Александр Александрович**, аспирант кафедры автоматизации производственных процессов Кубанского государственного технологического университета. Основное направление научных исследований – автоматизированные системы управления технологическими процессами. E-mail: sashanius@yandex.ru

**Подгорный Сергей Александрович**, доктор технических наук, профессор кафедры автоматизации производственных процессов Кубанского государственного технологического университета. Основное направление научных исследований – автоматизированные системы управления массообменными процессами. Имеет более 70 публикаций. E-mail: saptich@rambler.ru

DOI: 10.17212/2782-2230-2021-2-20-31

## Sine waves frequency identification system modeling based on artificial network operation \*

**D.L. Piotrovsky<sup>1</sup>, A.A. Kukolev<sup>2</sup>, S.A. Podgorny<sup>3</sup>**

<sup>1</sup> Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "K.G. Razumovsky Moscow State University of Technologies and Management", 74 Zemlyanoy Val Street, Moscow, 109004, Russian Federation, professor. E-mail: [piotrovsky2005@yandex.ru](mailto:piotrovsky2005@yandex.ru)

<sup>1</sup> University of Mediterranean Karpasia, 79 Sht. Ecvet Yusuf Street, Lefkosa, Turkish Republic of Northern Cyprus, Dr., professor. E-mail: [piotrovsky2005@yandex.ru](mailto:piotrovsky2005@yandex.ru)

<sup>2</sup> Kuban State Technological University, 2 Moskovskaya Street, Krasnodar, 350072, Russian Federation, PHD student of the automation of industrial processes department. E-mail: [sashanius@yandex.ru](mailto:sashanius@yandex.ru)

<sup>3</sup> Kuban State Technological University, 2 Moskovskaya Street, Krasnodar, 350072, Russian Federation, doctor of technical sciences, professor of the automation of industrial processes department. E-mail: [saptich@rambler.ru](mailto:saptich@rambler.ru)

Sine wave contribution can be observed in many casual periodic processes- starting with nature and finishing with complex hand-made processes like social, economic, technical and biological. This sphere of science have been staying under strict society attention thus having promoted and developed different theories, based on discrete Fourier transform, least squares methods and so on. Technical problem in question can be represented by the list of different processes of wave nature, e.g. sound and light occurrence, wave motion of different mediums. One of the most actual problems in question examples is marine sine wave impact identification for the marine ship main engine speed of rotation adjustment– the process, where control object inevitably is subject to load impact fluctuations. Especially evident this object can be concerned for the Northern Sea Route area, where climate severity is next to the states freights turnover increase desire. In this case marine main engine speed of rotation adjustment without specific control algorithm can be considered to be ineffective because of efficiency drops, increased parts and facilities run-outs. That is why, due to neural networks integration trend into industry processes, we tried to attempt building a separate neural network for defining the frequency of a noisy low-frequency sine wave. The obtained results [1] proved sine waves frequency identification possibility with the help of artificial network, however accuracy was found to be unacceptable because of sketchy algorithm elaboration and small learning array size.

**Ключевые слова:** neural network, control, identification, signal, learning, modeling, sine wave, BDF

## REFERENCES

1. Kukolev A.A., Piotrovsky D.L., Podgorny S.A. [Neural networks in sine waves identification]. *Materialy XXI Vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii "Obshchestvo. Nauka. Innovatsii" (NPK-2021)* [Materials of the XXI All-

---

\* Received 15 April 2021.

Russian Scientific and Practical Conference “Society. The science. Innovations” (NPK-2021)]. Vyatskii gosudarstvennyi universitet, 2021. (In Russian).

2. Kruglov V.V., Dli M.I., Golunov R.Yu. *Nechetkaya logika i iskusstvennye neironnye seti* [Fuzzy logic and artificial neural networks]. Moscow, Fizmatlit Publ., 2001. 224 p.

3. Callan R. *Neironnye seti: kratkii spravochnik* [Neural networks: a brief reference]. Moscow, Williams Publ., 2017. 288 p. (In Russian).

4. Red'ko V.G. *Evolutsiya, neironnye seti, intellekt: modeli i kontseptsii evolyutsionnoi kibernetiki* [Evolution, neural networks, intelligence: models and concepts of evolutionary cybernetics]. Moscow, Lenand Publ., 2019. 224 p.

5. Haykin S. *Neironnye seti: polnyi kurs* [Neural networks: a complete course]. Moscow, Dialektika Publ., 2019. 1104 p. (In Russian).

6. Vasil'ev A.N. Tarkhov D.A. *Printsipy i tekhnika neirosetevogo modelirovaniya* [Principles and techniques of neural network modeling]. Moscow, Ogn Publ., 2019. 632 p.

7. Galushkin A.I. *Neirokomp'yutery* [Neurocomputers]. Moscow, Al'yans Publ., 2021. 528 p.

8. Gelig A.Kh., Matveev A.S. *Vvedenie v matematicheskuyu teoriyu obuchаемых raspoznayushchikh sistem i neironnykh setei* [Introduction to the mathematical theory of trainable recognition systems and neural networks]. Moscow, St. Petersburg State University Publ., 2021. 224 p.

9. Kruglov V.V., Borisov V.V. *Iskusstvennye neironnye seti: teoriya i praktika* [Artificial neural networks. Theory and practice]. monogr. Moscow, Hotline-Telecom Publ., 2021. 382 p.

10. Tadeusevich R., Borovik B., Gonchazh T., Lepper B. *Elementarnoe vvedenie v tekhnologiyu neironnykh setei s primerami programm* [Elementary introduction to the technology of neural networks with examples of programs]. Moscow, Hotline-Telecom Publ., 2021. 282 p. (In Russian).

11. Sajedian I., Rho R. Accurate and instant frequency estimation from noisy sinusoidal waves by deep learning. *Nano Convergence*, 2019, vol. 6 (1).

12. Medvedev V.S., Potemkin V.G. *Neironnye seti: MATLAB 6* [Neural networks. MATLAB 6]. Moscow, Dialog-MIFI Publ., 2002. 496 p.

13. Bodyanskiy Ye.V., Rudenko O.G. *Iskusstvennye neironnye seti: arkhitektury, obuchenie, primeneniya* [Artificial neural networks: architectures, learning, applications]. Kharkiv, Teletech Publ., 2004. 264 p.

14. Yu D., Deng L. Deep Learning and its applications to signal and information processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2011, vol. 28, no. 1, pp. 145–154. DOI: 10.1109/MSP.2010.939038.

15. Burakov M.V. *Neironnye seti i neirokontrollery* [Neural networks and neurocontrollers]. St. Petersburg, GUAP Publ., 2013. 286 p.

16. Khaidukov O.P., Dmitriev A.N., Zaporozhtsev G.N. *Ekspluatatsiya elektro-energeticheskikh sistem morskikh sudov* [Operation of electric power systems of marine vessels]. Moscow, Transport Publ., 1988. 233 p.

Для цитирования:

Пiotровский Д.Л., Куколев А.А., Подгорный С.А. Моделирование системы определения частоты синусоидальных сигналов на основе нейросетевой структуры // Безопасность цифровых технологий. – 2021. – № 2 (101). – С. 20–31. – DOI: 10.17212/2782-2230-2021-2-20-31.

For citation:

Piotrovsky D.L., Kukolev A.A., Podgorny S.A. Modelirovanie sistemy opredeleniya chastoty sinusoidal'nykh signalov na osnove neirosetevoi struktury [Sine waves frequency identification system modeling based on artificial network operation]. *Bezopasnost' tsifrovyykh tekhnologii = Digital technology security*, 2021, no. 2 (101), pp. 20–31. DOI: 10.17212/2782-2230-2021-2-20-31.