

Научная статья

Статья в открытом доступе

УДК 004.942

doi: 10.30987/2658-6436-2026-2-34-44

НЕЙРОСЕТЕВАЯ ИМИТАЦИОННАЯ МОДЕЛЬ ИЗМЕНЕНИЯ ТЕПЛОВОЙ МОЩНОСТИ КОНТЕЙНЕРНОЙ ТЕПЛИЦЫ

Александр Федорович Семенов

Красноярский государственный аграрный университет, г. Красноярск, Россия

semaf84@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0000-5933-8258>

Аннотация. *Описано пошаговое создание нейросетевой модели, имитирующей изменения потребляемой тепловой мощностью контейнерной теплицы, а также ее применение для обработки экспериментальных данных. Экспериментальные данные полученные от автоматической системы измерения и хранения на основе Arduino преобразованы в формат удобный для дальнейшего обучения нейронной сети. Построены графики, отображающие изменение данных, для визуального контроля за изменением параметров до начала процесса обучения. Сформированы входные и выходные обучающие векторы в виде файлов in.xlsx и out.xlsx. Представлены и проанализированы графики и коэффициенты, характеризующие ход процесса обучения и точность полученной нейронной сети. Рассмотрена и проанализирована архитектура нейронной сети с описанием назначения отдельных блоков, участвующих в обработке информации и принятии решения. Проведено сравнение изменения тепловой мощности контейнерной теплицы полученных нейросетевой имитационной и экспериментально-аналитической моделью. Проверена и подтверждена работоспособность нейросетевой модели с данными вне диапазона изменения параметров полученного при проведении эксперимента.*

Ключевые слова: контейнерная теплица, термические характеристики, автоматическая система измерения и хранения информации, нейросетевая имитационная модель, тепловая мощность, количество теплоты

Для цитирования: Семенов А.Ф. Нейросетевая имитационная модель изменения тепловой мощности контейнерной теплицы // Автоматизация и моделирование в проектировании и управлении. 2026. №2 (32). С. 34-44. doi: 10.30987/2658-6436-2026-2-34-44.

Original article

Open Access Article

NEURAL NETWORK SIMULATION MODEL FOR HEAT POWER VARIATION IN A CONTAINER GREENHOUSE

Alexander F. Semyonov

Krasnoyarsk State Agrarian University, Krasnoyarsk, Russia

semaf84@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0000-5933-8258>

Abstract. *This paper describes the step-by-step creation of a neural network model that simulates the variations in the consumed heat power of a container greenhouse, as well as its application for processing experimental data. The work converts the experimental data obtained from an automatic measurement and storage system based on Arduino into a format suitable for further neural network training; constructs graphs displaying the data changes for visual control of parameter variations before the training process; forms input and output training vectors in the form of in.xlsx and out.xlsx files. The paper presents and analyzes graphs and coefficients that characterize the training process and the accuracy of the obtained neural network; examines and analyses the architecture of the neural network, including a description of the purpose of individual blocks involved in information processing and decision-making. The author conducts a comparison of the heat power variations in the container greenhouse obtained from the neural network simulation model and the experimental-analytical model. The functionality of the neural network model is tested and confirmed with data outside the range of parameter variations obtained during the experiment.*

Keywords: container greenhouse, thermal characteristics, automatic measurement and storage system, neural network simulation model, heat power, amount of heat.

For citation: Semyonov A.F. Neural Network Simulation Model for Heat Power Variation in a Container Greenhouse. Automation and modeling in design and management, 2026, no. 2 (32). pp. 34-44. doi: 10.30987/2658-6436-2026-2-34-44.

Введение

Отличительной особенностью не светопрозрачных контейнерных теплиц являются высокие термические показатели конструкции по сравнению с «классическими» стационарными светопрозрачными сооружениями защищенного грунта. Низкие тепловые потери и мобильность позволяют заниматься овощеводством в регионах с экстремально низкими температурами, незначительной длиной светового дня и низким уровнем естественной освещенности. А также в условиях, где преимущества светопрозрачных конструкций не дают экономического и энергетического эффекта от использования естественного света и требуют большее количество тепловой энергии для компенсации тепловых потерь [1].

К сожалению, опыт эксплуатации контейнерных теплиц в условиях крайнего севера практически отсутствует и получение данных для обучения автоматической системы управления микроклиматом теплицы возможно только от использования имитационных моделей, описывающих характер изменения параметров в условиях недоступных в месте проведения эксперимента и автономного функционирования при низких отрицательных температурах. Один из методов решения возникшей проблемы, создание нейросетевой имитационной модели изменения тепловой мощности потребляемой контейнерной теплицей, на основе ограниченного объема имеющихся экспериментальных данных.

Предлагаемый подход к решению возникающих проблем является актуальным в настоящее время, так как производительность современных компьютеров и развитие цифровой автоматики в целом позволяет не только получить большой объем данных от нейросетевой имитационной модели, описывающей поведение объекта исследования, но и применять их при разработке режима работы системы автоматического управления микроклиматом, а также применить их на этапе проектирования конструкции контейнерной теплицы и выборе теплоизоляционных материалов, для достижения высоких технико-экономических показателей [2, 3].

Нейросетевая имитационная модель изменения тепловой мощности контейнерной теплицы позволит учесть особенности климатических условий места предполагаемой эксплуатации при стационарной установке или определить изменение нагрузки на систему обогрева и вентиляции от местоположения в случае мобильного режима эксплуатации в различных климатических зонах. Такой подход не только позволит снизить стоимость конструкции за счет оптимального подбора материалов с определенными теплотехническими характеристиками, но и выполнить выбор технологического оборудования на основе результатов моделирования. При проектировании контейнерной теплицы под изменяющиеся климатические условия появляется возможность написания программы управления для каждой климатической зоны без выезда специалиста на место будущей эксплуатации.

Цель работы в создании нейросетевой имитационной модели изменения тепловой мощности контейнерной теплицы, на основе данных ранее полученных в ходе проведения экспериментальных наблюдений и проверка возможности дальнейшего использования выходных данных модели при проведении теплотехнических расчетов и определения необходимых характеристик технологического оборудования для системы отопления, и приточно-вытяжной вентиляции.

Материалы, модели, эксперименты и методы

При проведении натурного эксперимента по определению термической инерции контейнерной теплицы, необходимые для обучения параметры автоматически измерялись и регистрировались на объекте эксперимента в течении осенне-весеннего периода (в течении пяти месяцев) наблюдений. Данные от датчика температуры и влажности в теплице, а также датчика внешней температуры обработаны автоматической системой измерения информации, построенной на основе платы *Arduino Uno*, и записаны на внешний модуль карты памяти в виде файла с расширением *.txt*, который отредактирован в соответствии с требованиями

приложения, применяемого при создании нейросетевой модели. Подготовленные данные будут являться входными и выходными обучающими векторами при создании и обучении нейросетевой имитационной модели [4, 5].

Разрабатываемая нейронная сеть является имитационной моделью изменения тепловой мощности контейнерной теплицы, с возможностью построения прогноза изменения контролируемых параметров в климатических условиях недоступных при проведении эксперимента, но соответствующих предполагаемому месту дальнейшей эксплуатации. Формирование, обучение, настройка и тестирование нейронной сети будут проводится в программе *Matlab*.

Результаты

Для обучения нейросетевой имитационной модели контейнерной теплицы экспериментальные данные сохранены в виде файлов *in.xlsx* с информацией об изменении температуры воздуха в теплице, внешней температуры и влажности воздуха в теплице, а также *out.xlsx* с информацией о изменении количества теплоты необходимого для нагрева воздуха в теплице до необходимой температуры (изменения тепловой мощности). Файл *in.xlsx* содержит информации о 999-ти значениях трех входных обучающих векторов, в *in.xlsx* содержится 999 значений одного выходного обучающего вектора (рис. 1) [6].

	A i Number	B o Number	C w Number
1	17	0	19
2	17	0	19
3	17	-1	20
4	17	-1	19
5	17	-2	19
6	17	-4	18
7	19	1	19
8	19	2	19

A Qa Number
22.8990
22.8990
24.5700
24.2460
25.5930
27.9090
24.2460
22.8990

992	13	-19	19
993	13	-19	19
994	13	-20	19
995	12	-20	19
996	13	-19	19
997	13	-19	19
998	13	-18	19
999	14	-17	19

43.1040
43.1040
44.4510
43.1040
43.1040
43.1040
41.7570
41.7570

Рис. 1. Фрагменты файлов *in.xlsx* и *out.xlsx* с информацией об изменении обучающих векторов нейронной сети

Fig. 1. Fragments of the in.xlsx and out.xlsx files with information about changes in the neural network's training vectors

Для предварительного анализа обучающих векторов воспользуемся встроенной функцией *import selected data into MATLAB Workspace*, позволяющей перенести данные из файлов в формате *.xlsx* в рабочую область *Matlab* (рис. 2).

Workspace			
Name ▲	Value	Min	Max
Qa	999x1 double	18.9150	44.4510
i	999x1 double	12	21
o	999x1 double	-20	8
w	999x1 double	18	28

Рис. 2. Данные файлов *in.xlsx* и *out.xlsx* перенесенные в рабочую область *Matlab*
 Fig. 2. Data from the *in.xlsx* and *out.xlsx* files transferred to the *Matlab* workspace

Данные в рабочей области хранятся в виде четырех векторов с именами: *i* – температура в теплице, °C; *o* – внешняя температура, °C; *w* – влажность воздуха, %; *Qa* – количество теплоты необходимое для нагрева воздуха в теплице до необходимой температуры, Дж. Далее необходимо записать функцию `plot(i,'DisplayName','i');` `hold all;` `plot(o,'DisplayName','o');` `plot(w,'DisplayName','w');` `hold off;` в командное окно *Matlab* для получения графического отображения изменения входных векторов *i*, *o* и *w* (рис. 3).

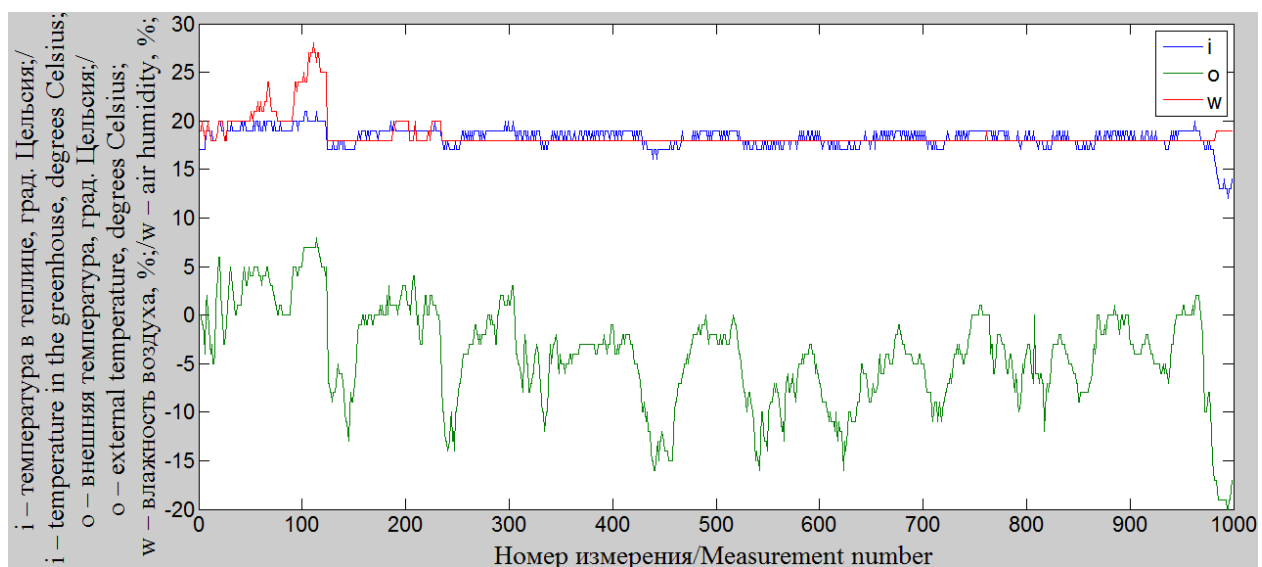


Рис. 3. Графическое отображение изменения входных векторов *i*, *o* и *w*
 Fig. 3. Graphical display of changes in the input vectors *i*, *o*, and *w*

Записав функцию `plot(Qa,'DisplayName','Qa');` `hold all;` в командное окно *Matlab* получаем графическое отображения изменения выходного обучающего вектора *Qa* (рис. 4).

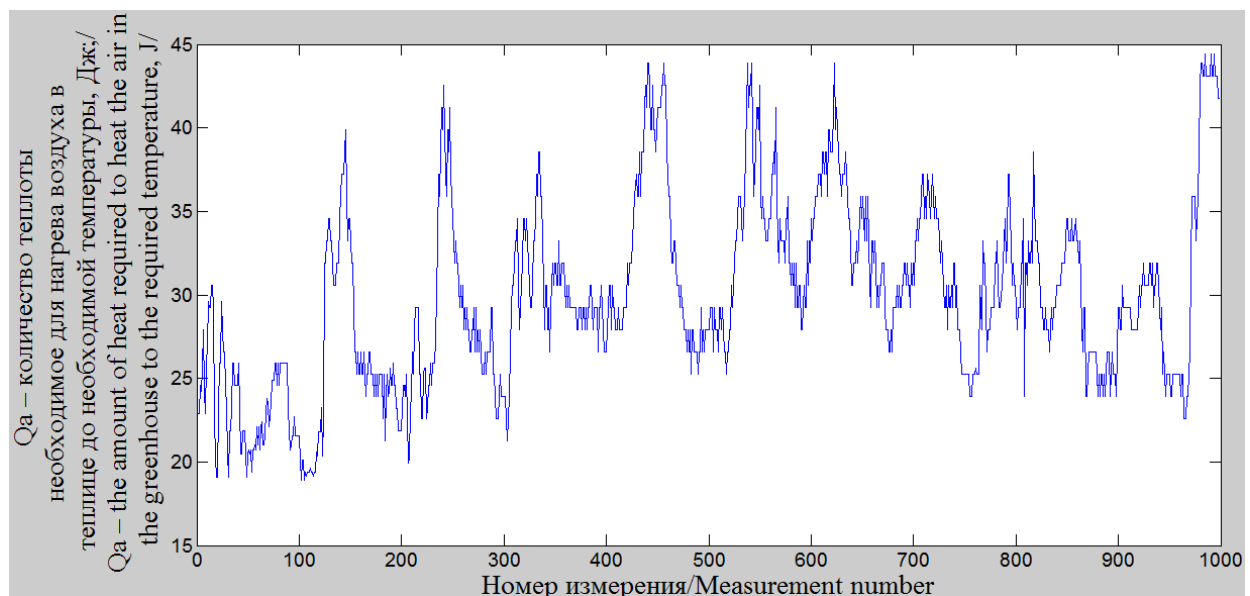


Рис. 4. Графическое отображение изменения выходного обучающего вектора *Qa*
 Fig. 4. Graphical display of changes in the output-training vector *Qa*

Проверив правильность переноса данных в рабочую область *Matlab*, переходим к запуску встроенного приложения *Neural Network Start*, записав функцию *nstart* в командное окно. В результате открывается приветственное окно приложения с четырьмя функциональными кнопками (рис. 5) [7, 8].

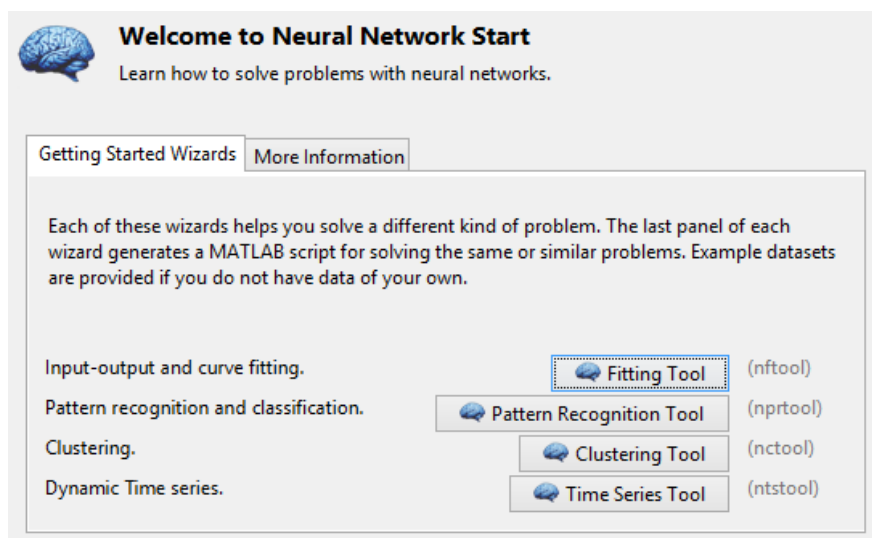


Рис. 5. Приложение *Neural Network Start*
Fig. 5. Application *Neural Network Start*

Используя кнопку *Fitting Tool*, переходим во вкладку выбора параметров ввода-вывода двухслойной нейронной сети прямого распространения (рис. 6).

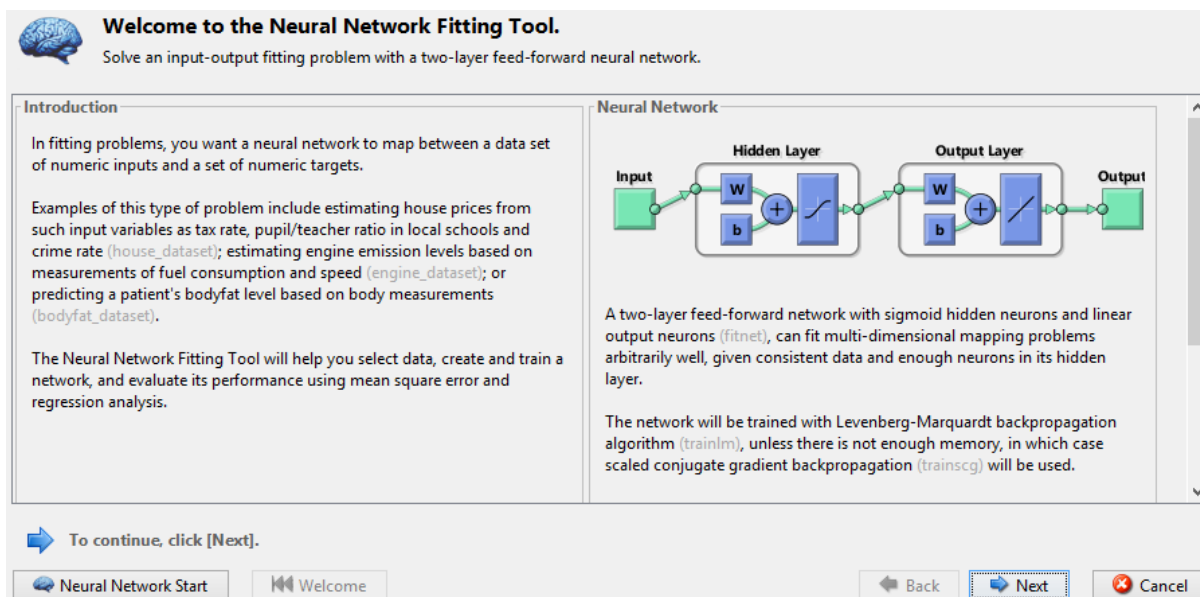


Рис. 6. Вкладка выбора параметров ввода-вывода двухслойной нейронной сети прямого распространения

Fig. 6. The tab for selecting input and output parameters for a two-layer feedforward neural network

Далее переходим на вкладку выбора данных для обучения, где необходимо в качестве входных данных выбрать файл *in.xlsl* с данными о изменении параметров i , o и w , а в качестве цели или выходных данных параметр Qa , при этом в описании (*summaru*) появляются параметры применяемых данных (рис. 7).

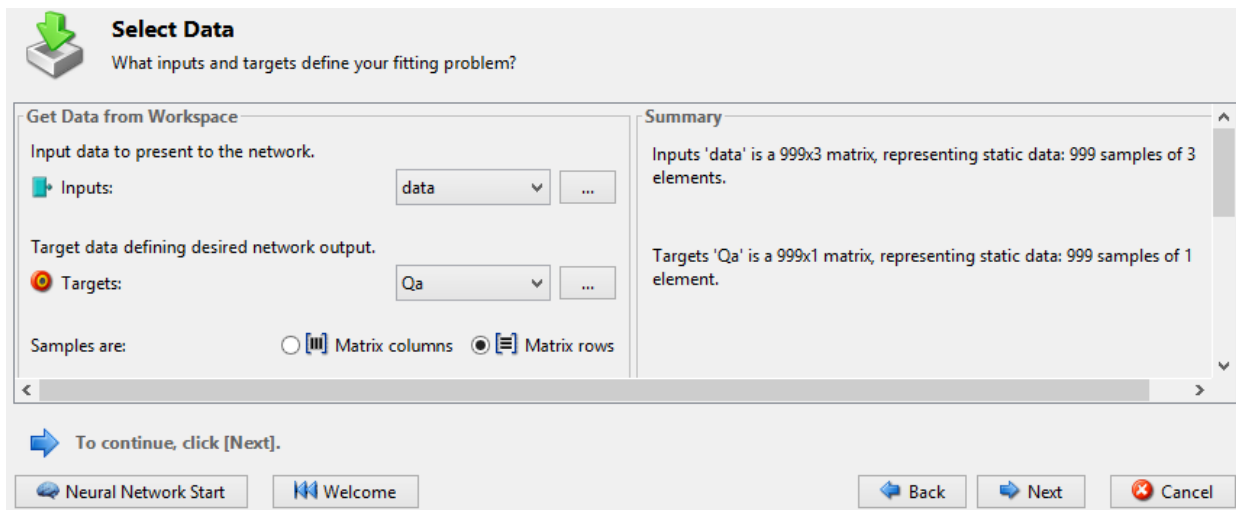


Рис. 7. Вкладки выбора данных для обучения нейронной сети
Fig. 7. Data selection tab for training a neural network

Выбрав данные для обучения необходимо перейти в следующую вкладку – настройки точности обучения и способа проверки получаемых данных (рис. 8).

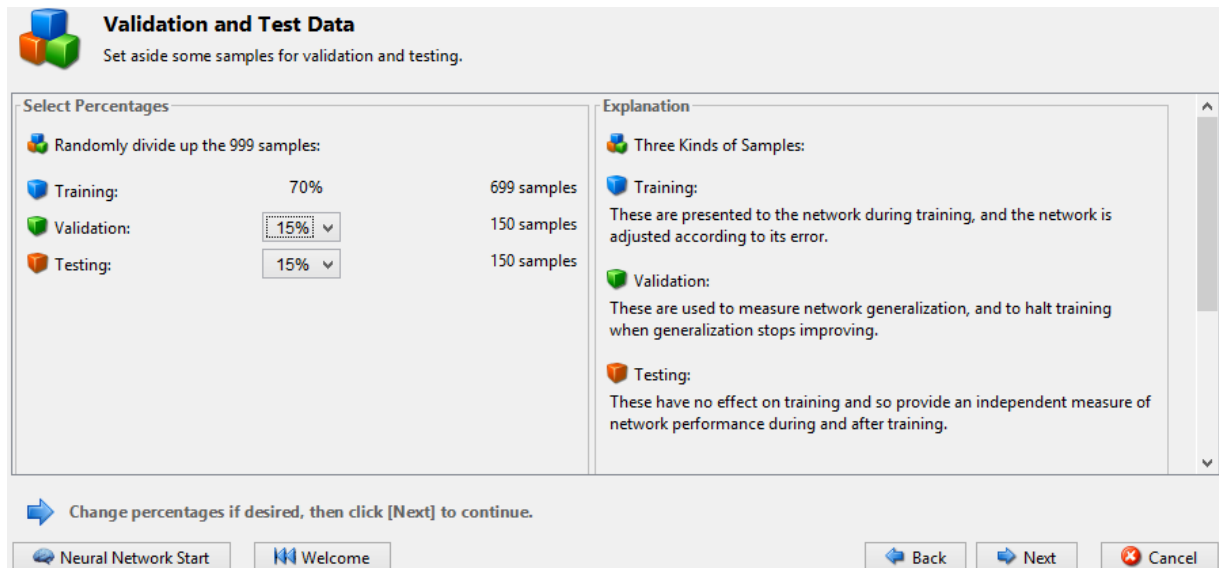


Рис. 8. Вкладки выбора данных для обучения нейронной сети
Fig. 8. Data selection tab for training a neural network

Выбираем количество данных участвующих в обучении (*training*), корректировке ошибки (*validation*) и тестировании (*testing*) в процентном отношении от общего количества данных. Так как длина обучающих векторов составляет 999 значений, при обучении будет использоваться 70 % данных или 699 значений, для корректировки ошибки и проверки правильности работы используем 15 % или 150 значений. При необходимости количество используемых значений можно корректировать, добиваясь большей точности или высокого быстродействия нейросетевой имитационной модели [9, 10].

Настроим архитектуру нейронной сети, выбрав количество нейронов в скрытом слое. Установим 15 нейронов в скрытом слое, в случае некорректной работы есть возможность вернуться к этому шагу и изменить архитектуру скрытого слоя (рис. 9).

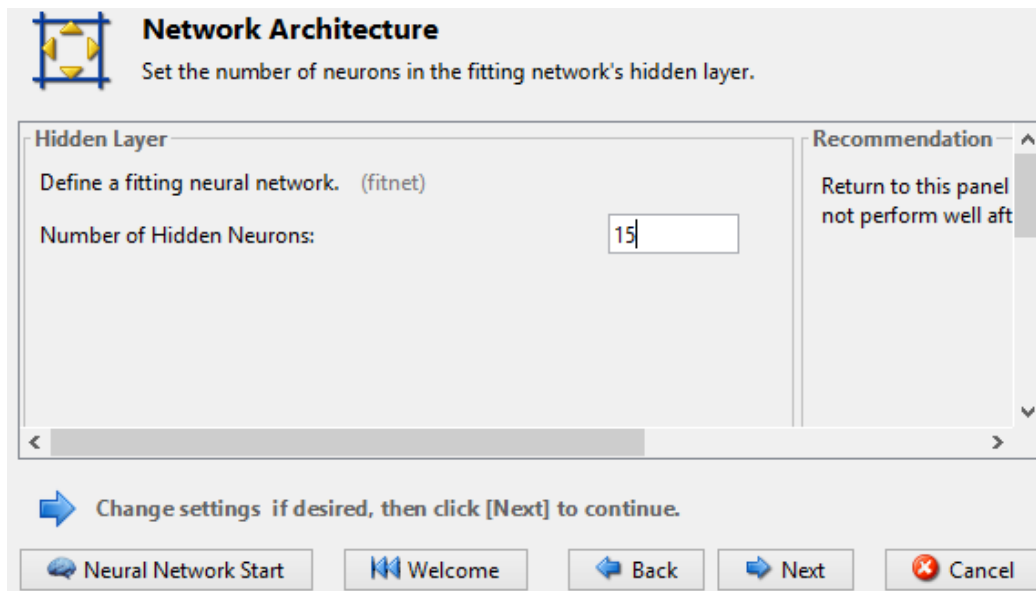


Рис. 9. Выбор количества нейронов скрытого слоя
 Fig. 9. Selecting the number of hidden layer neurons

Выбрав количество нейронов, можно переходить к обучению, используя вкладку обучение сети (*train network*) и кнопку *train* (*retrain* при повторном обучении), которое при необходимости можно проводить многократно, получая различные результаты из-за меняющейся начальной выборки данных (рис. 10).

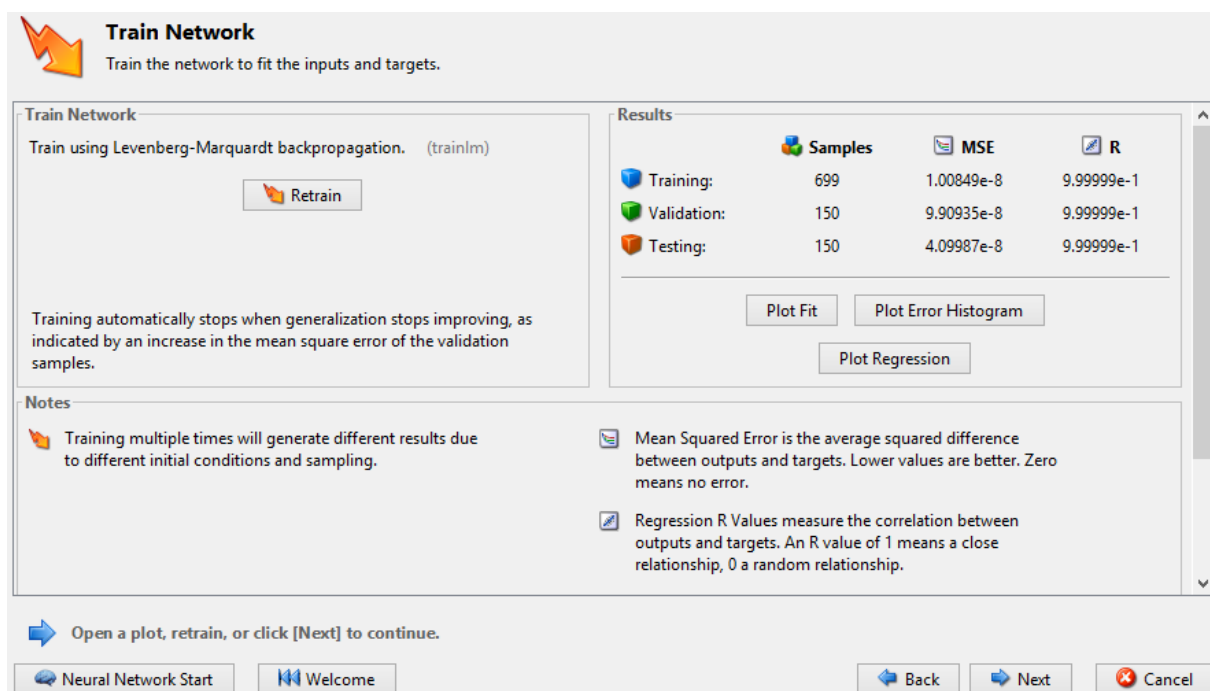


Рис. 10. Вкладка обучение сети
 Fig. 10. The Network training tab

После обучения автоматически определяются коэффициенты: *mse* – среднеквадратичная ошибка на каждом этапе обучения (все этапы характеризуются коэффициентами в -8 степени) и коэффициент *r* – результат регрессионного анализа на каждом этапе (составляет 0,999999). Есть возможность построения графиков, описывающих изменение ранее перечисленных коэффициентов в процессе обучения.

В результате выполненного алгоритма получаем двухслойную нейронную сеть прямого распространения, представленную в отдельном окне (рис. 11).

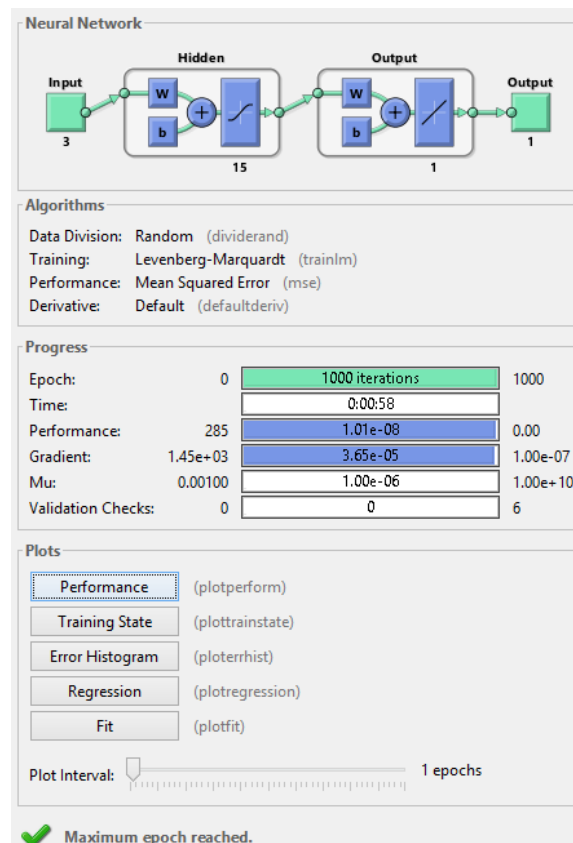


Рис. 11. Двухслойная нейронная сеть прямого
Fig. 11. Two-layer neural network of direct

В представленном окне изображена архитектура полученной нейронной сети и указана информация о количестве пройденных циклов обучения (*epoch*) – 1000 циклов, времени обучения (*time*) – 58 с и коэффициентах, характеризующих точность нейронной сети. Используя функцию *Plot Performance*, можно наблюдать как менялась среднеквадратичная ошибка после каждого цикла обучения (рис. 12).

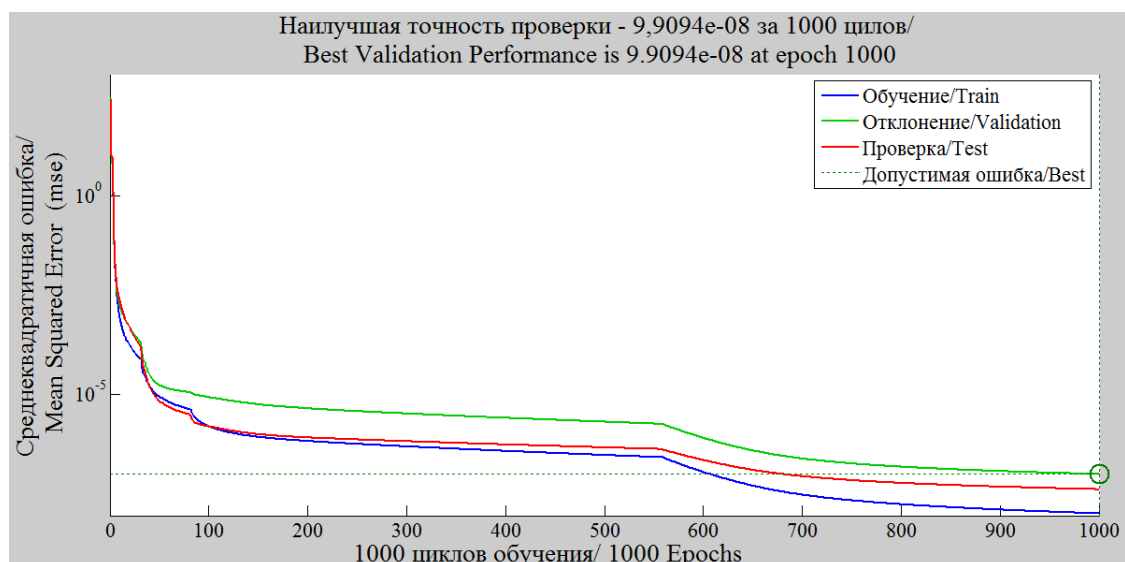


Рис. 12. Графики изменения среднеквадратичной ошибки в процессе обучения
Fig. 12. Graphs of the change in the mean squared error during training

Графики меняются на каждом цикле обучения, количество которых увеличивается пока среднеквадратичное отклонение всех коэффициентов не уменьшилось до требуемой величины (*best*), наблюдается графическое подтверждение успешности прошедшего обучения. Убедившись в отсутствии ошибок и высокой точности нейронной сети, переходим к

сохранению полученной нейросетевой имитационной модели в виде модели *Simulink*, с расширением *.mdl*. Такой формат позволяет не только сохранить полученный алгоритм работы нейросетевой имитационной модели, но и использовать его независимо от программы *Matlab* (рис. 13) [11, 12].

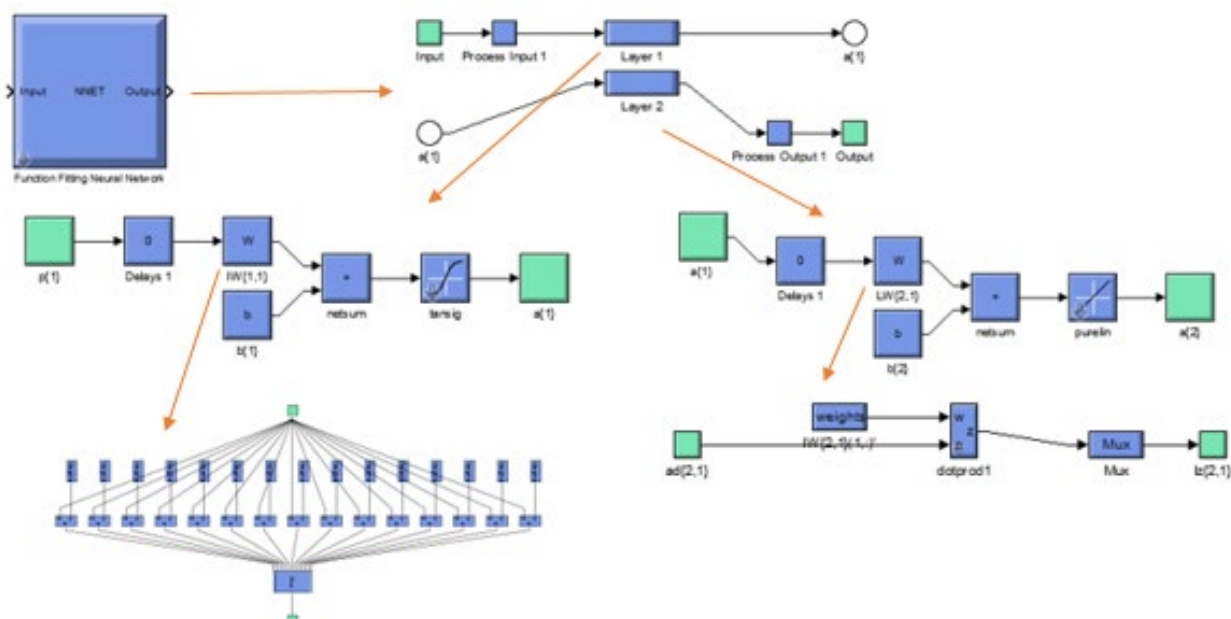


Рис. 13. Архитектура обученной двухслойной нейронной сети
Fig. 13. Architecture of a trained two-layer neural network

Модель в формате *.mdl* позволяет развернуть структуру нейронной сети и смотреть, корректируя при необходимости, параметры всех блоков, участвующих в обработке информации.

Для имитации изменения тепловой мощности теплицы при изменении внешней температуры и влажности воздуха проверим работу нейросетевой имитационной модели при снижении температуры на 35 °C, сравнивая изменения выходного параметра с данными, полученными от экспериментально-аналитической модели теплотехнических характеристик контейнерной теплицы (рис. 14). Блоки *i* и *w* имитируют нормальное значение температуры воздуха и влажности в теплице ($i = 18$ °C, $w = 50$ %), изменение внешней температуры обеспечивает источник случайного сигнала с нормальным распределением ($o = -55 \dots +18$ °C).

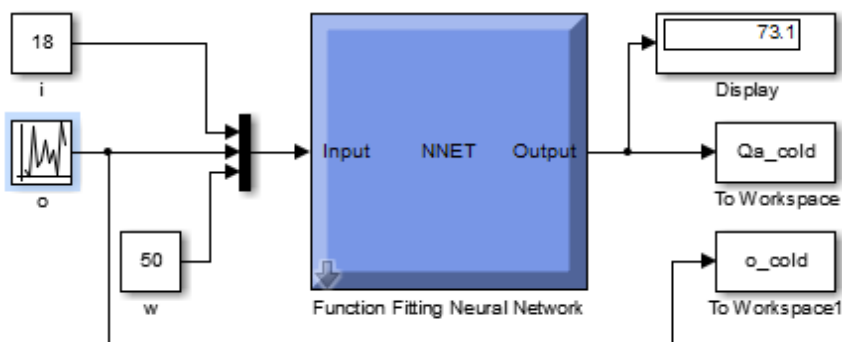


Рис. 14. Моделирование изменения Qa при похолодании на 35 °C
Fig. 14. Modeling of Qa changes during a 35°C drop in temperature

Информация об изменении температуры воздуха и количестве теплоты необходимого для компенсации тепловых потерь записывается в рабочую область *Matlab* в виде векторов Qa_cold и o_cold . Используя встроенный графический редактор, построим графическую зависимость изменения полученных векторов (рис. 15).

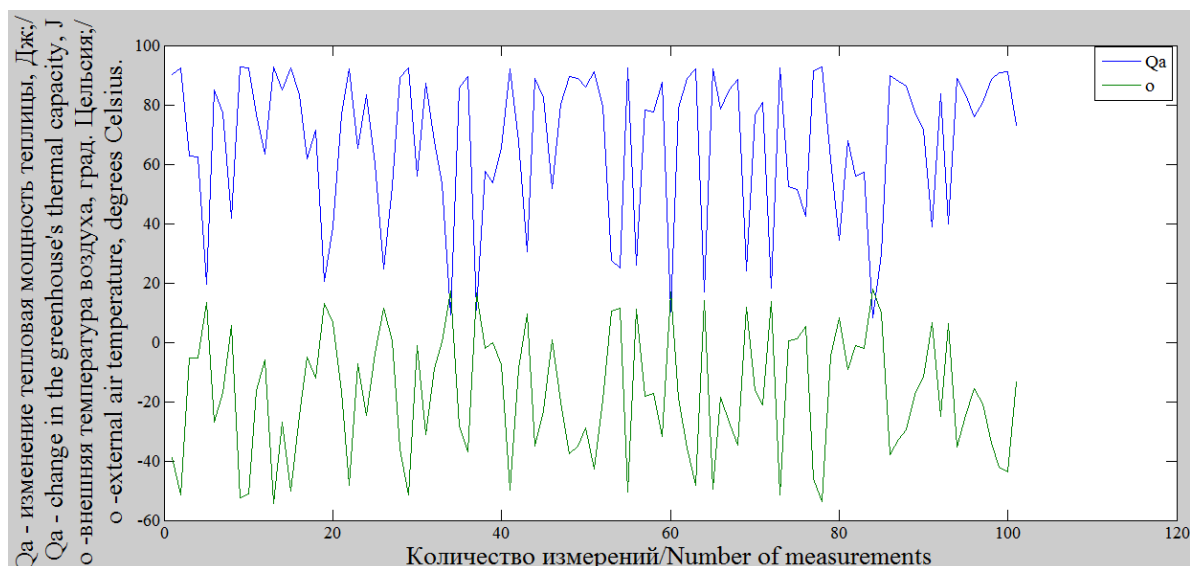


Рис. 15. Зависимость изменения тепловой мощности от внешней температуры
Fig. 15. Dependence of thermal capacity change on external temperature

Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод об увеличении количества необходимой тепловой мощности системы обогрева теплицы при похолодании до -55°C . Используя разработанную нейросетевую имитационную модель изменения тепловой мощности теплицы, можно с высокой точностью определить необходимые характеристики системы обогрева при изменении температурного режима внутри теплицы или эксплуатации в регионе с экстремально низкими температурами. На данном этапе развития модели для учета изменения размеров теплицы или способа утепления необходимо проводить переобучение нейронной сети на основе изменившихся экспериментальных данных, т.е. предложенная модель является экспериментально-аналитической.

Заключение

Нейросетевая имитационная модель изменения требуемой тепловой мощности системы обогрева контейнерной теплицы, в отличие от экспериментально-аналитических моделей, не требует внесения данных о габаритных размерах проектируемой теплицы и материалах, применяемых для утепления. Эти параметры учитываются нейронной сетью по соотношению параметров, инерции и градиенту экспериментальных данных, подаваемых в виде обучающих векторов нейронной сети, созданных на основе данных от автоматической системы измерения. Модели такого вида удобны если необходимо подготовить существующую теплицу для работы в регионе с более низкими температурами или под выращивание более теплолюбивых культур. При этом доступна база данных изменения параметров микроклимата в зависимости от внешней температуры на месте прежней эксплуатации. Такой подход позволяет учитывать изменение теплоизоляционных характеристик применяемых материалов, так как моделирование проводится не по теплотехническим характеристикам материалов, заявленных производителем, а используя данные наблюдений в реальных условиях.

Предлагаемый подход позволяет строить нейросетевые имитационные модели с возможностью дальнейшего переобучения и адаптации режимов управления, на основе данных от каждого последующего цикла выращивания растений, повышая точность работы модели и возможность формирования прогноза изменения наблюдаемых параметров.

Список источников:

1. Блажнов А.А. Анализ строительных решений зимних теплиц // Генетические ресурсы растений – основа селекции и семеноводства в развитии органического сельского хозяйства. Материалы Всероссийской научно-практической конференции. – Орел. – 2018.

References:

1. Blazhnov AA. Analysis of Construction Solutions for Winter Greenhouses. In: Proceedings of the All-Russian Scientific and Practical Conference Genetic Resources of Higher Plants are The Basis of Plant Breeding, Genetics, Seed-Growing, Stable Agricultural Production, and Development of Organic Farming and of Pharmaceutical Industry, Industry and Construction. Orel; 2018.

2. Колесникова Т.Н., Волкова Л.А. Современные подходы в использовании солнечной радиации при формировании энергосберегающих архитектурных решений теплиц // Современные тенденции развития фундаментальных и прикладных наук. Материалы Всероссийской с международным участием научно-практической конференции. – Брянск. – 2018.

3. Семенов А.Ф. Контейнерная вертикальная теплица для выращивания микрозелени // Материалы международной научно-практической конференции. – Красноярск. – 2024.

4. Книга Ю.А., Макеева Ю.Н. Прибор для мониторинга температуры и влажности воздуха на основе Arduino // Материалы Всероссийской научно-практической конференции для преподавателей и научных сотрудников. – Иркутск. – 2024.

5. Семенов А.Ф. Экспериментальное определение тепловых потерь вертикальной контейнерной теплицы // Материалы международной научно-практической конференции. – Красноярск. – 2025.

6. Семенов А.Ф. Моделирование энергосберегающих режимов выращивания овощей в теплице: Диссертация канд. тех. наук по специальности 05.20.02 – Электротехнологии и электрооборудование в сельском хозяйстве. Красноярск.: Красноярский ГАУ, 2011. – 167с.

7. Тошходжаева М.И. Моделирование устойчивости систем электроснабжения с распределенной генерацией методом имитационного моделирования в среде Matlab // Вестник ПИТТУ имени академика М.С. Осими. – Худжанде. – 2021.

8. Джалилов Х.М. Исследование стационарных уравнений теплопроводности с помощью Матлаб // Вестник Таджикского национального университета. Серия естественных наук. – 2019. – № 1.

9. Везарко Д.А. Статистический анализ и моделирование данных в Matlab // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. – 2024.

10. Петряева М.В., Целых А.Н. Применение Matlab для решения аналитических задач моделирования // Учебное пособие. – Таганрог. – 2022.

11. Барышников С.О., Никифоров В.Г., Сахаров В.В. Решение краевых задач на базе инструментов Matlab // Судостроение. – Санкт-Петербург. – 2024.

12. Ревинская О.Г. Гибкость использования в Matlab входных и выходных параметров стандартных и нестандартных функций // Программные продукты и системы. – Томск. – 2019.

Информация об авторе:

Семенов Александр Федорович

кандидат технических наук, доцент, ИИСиЭ Красноярский ГАУ, AuthorID: 708698, ORCID: 0009-0000-5933-8258.

2. Kolesnikova TN, Volkova LA. Modern Approaches to the Use of Solar Radiation in Forming Energy-Efficient Architectural Solutions for Greenhouses. In: Proceedings of the All-Russian Scientific and Practical Conference with International Participation on Modern Trends in the Development of Fundamental and Applied Sciences. Bryansk; 2018.

3. Semyonov AF. Container Vertical Greenhouse for Growing Microgreens. In: Konshakova SA, editor. Proceedings of the International Scientific and Practical Conference. Krasnoyarsk; 2024.

4. Kniga YA, Makeeva YN. Device for Monitoring Arduino Based Temperature and Humidity. In: Proceedings of the All-Russian Scientific and Practical Conference for Teachers and Researchers. Irkutsk; 2024.

5. Semyonov AF. Experimental Determination of Thermal Losses of a Vertical Container Greenhouse. In: Proceedings of the International Scientific and Practical Conference. Krasnoyarsk; 2025.

6. Semyonov A.F. Modelling Energy-Saving Modes for Vegetable Cultivation in a Greenhouse. Dissertation for the Candidate of Engineering Degree. Krasnoyarsk: Krasnoyarsk State Agrarian University; 2011.

7. Toshkhodjaeva M.I. Modelling the Stability of Power Supply Systems with Distributed Generation by the Method of Simulation in Matlab. Bulletin of the Polytechnical Institute of the Tajik Technical University Named After Academician M.S. Osimi. Khudzhande; 2021.

8. Dzhaliylov K.M. Investigation of Stationary Heat Conduction Equations Using Matlab. Bulletin of the Tajik National University. Series of Natural Sciences. 2019;(1).

9. Vezarko DA. Statistical Analysis and Data Modelling in Matlab. International Journal of Humanities and Natural Sciences. 2024.

10. Petryaeva M.V., Tselykh A.N. Application of Matlab for Solving Analytical Modelling Problems. Taganrog; 2022.

11. Baryshnikov S.O., Nikiforov V.G., Sakharov V.V. Solving Boundary Value Problems Based on MATLAB Tools. Shipbuilding. Saint Petersburg; 2024.

12. Revinskaya O.G. Flexibility of Using Input and Output Parameters of Standard and Non-Standard Functions in MatLab. Software and Systems. Tomsk; 2019.

Information about the author:

Semenov Alexander Fedorovich

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Institute of Engineering Systems and Energy of the Krasnoyarsk State Agrarian University, Author ID: 708698, ORCID: 0009-0000-5933-8258

Статья поступила в редакцию 10.11.2025; одобрена после рецензирования 02.12.2025; принята к публикации 24.12.2025.

The article was submitted 10.11.2025; approved after reviewing 02.12.2025; accepted for publication 24.12.2025.