

Научная статья

DOI: 10.15593/2224-9397/2022.4.09

УДК 62-529

Д.А. Шуринова^{1,2}, А.В. Мурыгин¹

¹Сибирский государственный университет науки и технологий
имени академика М.Ф. Решетнёва, Красноярск, Россия

²Красноярский завод холодильников ОАО КЗХ «Бирюса», Красноярск, Россия

АНАЛИЗ ЦЕЛЕСООБРАЗНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ГОДНОСТИ ХОЛОДИЛЬНОГО ПРИБОРА НА СТАДИИ ПРИЁМО-СДАТОЧНЫХ ИСПЫТАНИЙ И АВТОМАТИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ПРИЧИНЫ БРАКА

Нейронные сети (НС) широко применяются во многих сферах промышленности. Важными возможностями нейронных сетей являются распознавание образов, быстрый анализ большого количества данных, способность к самообучению. Эти характеристики позволяют использовать алгоритмы НС для широкого спектра технических задач. В статье рассматривается возможность применения нейронной сети в системе управления испытательной станцией на заводе-изготовителе холодильников для проверки соответствия каждого холодильного прибора установленному стандарту при проведении приёмо-сдаточных испытаний. **Целью** данного исследования является анализ целесообразности применения нейронной сети для автоматического определения соответствия работы холодильного агрегата установленным стандартам, так как её обучение – процесс, требующий большого количества обучающего материала, которым в данном случае являются графики потребляемой прибором активной мощности. Работа предполагает оценку пригодности НС для определения соответствия холодильного прибора заданным критериям при внедрении новой методики приёмо-сдаточных испытаний на заводе-изготовителе, а также для определения конкретного вида брака холодильного агрегата при несоответствии параметров требованиям методики приёмо-сдаточных испытаний. **Методика** проведения анализа заключается в рассмотрении существующих структур нейронных сетей и их характеристик с целью нахождения наиболее подходящей для рассматриваемой задачи структуры. **В результате** планируется вывести обоснованное решение по применению нейронной сети для определения годности холодильников на стадии приёмо-сдаточных испытаний. Рассмотрены наиболее распространённые существующие структуры нейронных сетей, описан выбор параметров, составляющих входной слой НС, описан алгоритм работы нужной НС. **Практическая значимость:** приведён результат анализа использования НС для поставленной задачи, а также дано сравнение предложенной методики с написанием программы для программируемого логического контроллера. Показано, что применение методики, использующей НС, позволяет более чем в 3 раза сократить затраты на создание участка контроля, в том числе за счет более высокой оперативности проведения испытаний.

Ключевые слова: холодильный агрегат, нейронные сети, приёмо-сдаточные испытания, испытательная станция, график активной мощности, контроллер, градиентный спуск, стохастический градиентный спуск.

D.A. Shurinova^{1,2}, A.V. Murygin¹

¹Siberian State University of Science and Technology named after Academician
M.F. Reshetnev, Krasnoyarsk, Russian Federation

²Krasnoyarsk plant of refrigerators OJSC KZH Biryusa, Krasnoyarsk,
Russian Federation

THE EXPEDIENCY ANALYSIS OF USING NEURAL NETWORKS FOR DETERMINING THE SUITABILITY OF A REFRIGERATOR AT THE STAGE OF ACCEPTANCE TESTING AND AUTOMATIC CLASSIFICATION OF THE DEFECTS REASON

Neural networks (NN) are widely used in many industries. Important features of neural networks are pattern recognition, the ability to quickly analyze large amounts of data and the ability to self-learn. These characteristics make it possible to use NN algorithms for a wide range of technical problems. This article examines the possibility of using a neural network in the control system of a testing station at a refrigerator manufacturer. Its task in this case will be to check the compliance of each refrigeration appliance with the established standard during acceptance tests. **The purpose of this study** is to analyze the feasibility of using a neural network to automatically determine refrigeration unit compliance with the established standards, since its training is a process that requires a large amount of training material, which in this case is the graphs of the active power consumed by the device. The work involves assessing the suitability of the NS to determine the compliance of the refrigeration device with the specified criteria when introducing a new acceptance test method at the manufacturing plant, as well as to determine a specific type of defective refrigeration unit if the parameters do not meet the requirements of the acceptance test procedure. **The analysis technique** consists in considering the existing structures of neural networks and their characteristics in order to find the most suitable structure for our task. **As a result**, it is planned to derive a reasonable decision on the use of a neural network to determine the suitability of refrigerators at the stage of acceptance tests. The article discusses the most common existing structures of neural networks, describes the choice of parameters that make up the input layer of the NN, describes the algorithm for the operation of the desired NN. **Practical significance:** the result of the analysis of the use of NN for the task, as well as a comparison of the proposed methodology with writing a program for a programmable logic controller is given. It is shown that the application of the technique using NS allows more than 3 times to reduce the cost of creating a control section, including due to a higher efficiency of testing.

Keywords: refrigeration unit, neural networks, acceptance tests, testing station, active power graph, controller, gradient descent, stochastic gradient descent.

Введение

На заводе-изготовителе проводятся приёмо-сдаточные испытания каждого выпускаемого холодильника, по результатам которых можно судить о соответствии холодильного прибора требованиям, указанным в ГОСТ [1]. Авторами статьи была разработана новая методика проведения подобного рода контроля теплоэнергетических параметров [2–4]. Новая методика основывается на анализе графика потребляемой активной мощности компрессора холодильного прибора [5]. Анализируя график активной мощности, можно судить о соответствии холодильного

прибора требованиям теплоэнергетических параметров, установленных стандартом [6]. Зависимость значений мощности от времени может быть представлена как в графическом виде, так и в виде массива данных, хранящихся на облачном сервере [7]. От выбора вида данных, с которыми мы будем работать, будет зависеть тип нейронной сети [8].

Данное исследование призвано определить оптимальный метод анализа графика потребляемой активной мощности холодильного прибора в течение 10 минут после включения, возможность применения нейронной сети для поставленной задачи. Задачу также можно решить программно, установив определённые числовые границы ключевых параметров. Преимуществами новой испытательной методики относительно уже существующих [3] являются: сокращение производственных площадей и электроэнергии за счёт сокращения времени проведения испытаний приблизительно в 3 раза, значительное уменьшение человеческого фактора за счёт автоматизации процесса.

1. Краткий обзор наиболее подходящих структур нейронных сетей

Для анализа графика нам понадобится значение мощности в определённые моменты времени после начала испытаний. Эти данные будут находиться в облаке в виде массива, вычитать их оттуда можно программно.

За «ДАНО» (входной слой нейронной сети) принимаем минимальное значение мощности $W(\min)$ изменение мощности во время первого резкого скачка её увеличения, связанного с перераспределением фреона в системе охлаждения $\Delta W(\text{up})$, максимальное значение мощности $W(\text{max})$, изменение мощности во время первого скачка её снижения, связанного с перераспределением фреона в системе охлаждения $\Delta W(\text{dw})$ (рис. 1). Также отметим, что каждый параметр имеет свой допуск, границы которого зависят от температуры окружающего воздуха. Таким образом, температура на испытательной станции также является входным параметром НС.

Любая нейросеть состоит из входного слоя (входные значения НС для нашей задачи перечислены выше) [9], весов (на которые умножаются входные значения), скрытых (вычислительных) слоёв, (количество зависит от сложности задачи) и выходного слоя – вычисленного результата (рис. 2).

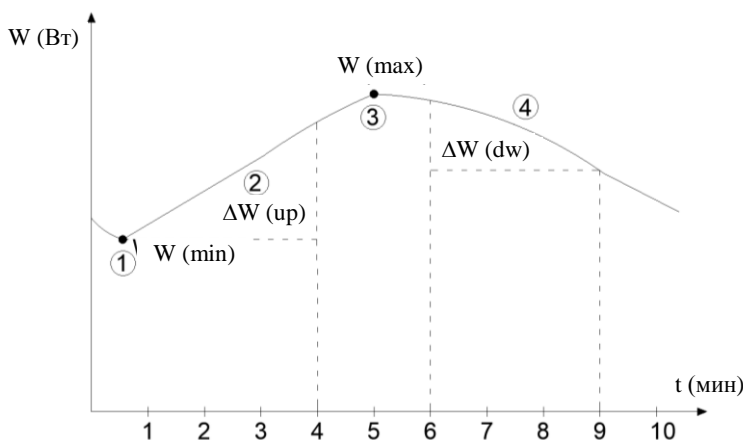


Рис. 1. Схематичное положение необходимых для анализа критериев потребляемой мощности

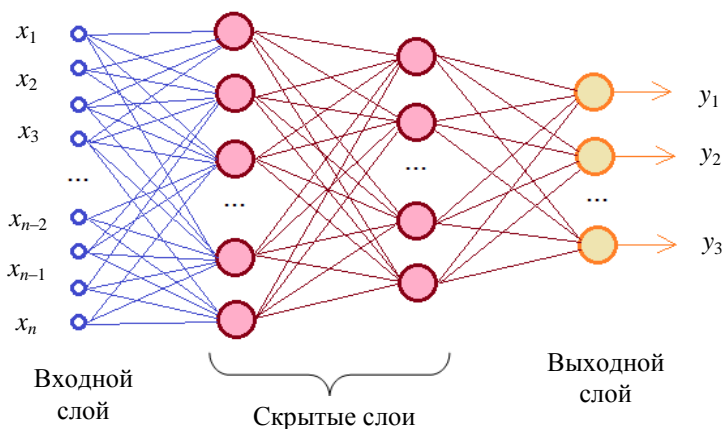


Рис. 2. Структура нейросети

Нейросеть нужно обучить, прежде чем она будет выдавать правильный результат, обучение состоит в подборе весов, и чем ближе будет предполагаемый результат к реальному, тем лучше. Выходной слой НС представляет из себя распределение вероятности принадлежности ответа к каждому из n классов выходного слоя сети [10]. Варианты обучения сети: с учителем (загрузка в сеть входного и выходного массива данных для самостоятельного подбора коэффициентов сетью), без учителя (информация поступает только на вход, сеть основана только на закономерностях, подстроенных создателем) [11]. В нашем случае выбираем метод «с учителем», в качестве обучающей выборки ней-

ронной сети будут предоставлены графики уже испытанных холодильников определённой модели, корректность работы которых была подтверждена более долгосрочными испытаниями. Следует отметить, что для каждой модели холодильника график имеет характерные значения входного слоя [12], поэтому обучающий материал для каждой модели будет уникален. Системе будут предоставлены график активной мощности, хранящийся на облачном сервере [13, 14], и вместе с ним правильный ответ, годен холодильник или нет, и, если не годен, предполагаемая причина брака.

Для всех годных холодильников одной модели общий вид графика будет одинаков и может лишь немного различаться с определённым допуском, расчёт которого планируется возложить на НС. Рассмотрим связь графика активной мощности компрессора с теплоэнергетическими параметрами системы на примере холодильника «Бирюса Б-151» (рис. 3).

После запуска компрессора его мощность лежит в пределах 80–90 Вт. В течение следующих 5 минут мощность компрессора растёт и увеличивает свое значение на 20–25 Вт. В течение последующего времени скорость снижения мощности снижается до 5–7 Вт за время с 5-й по 10-ую минуту. Такое поведение графика активной мощности компрессора для модели Б-151 объясняется перераспределением хладагента в системе холодильного агрегата. Первоначально фреон во всех частях холодильного агрегата находится в газообразном состоянии при одинаковом давлении. Температура всех элементов холодильного прибора одинакова и равна температуре окружающего воздуха. При запуске компрессора происходит вытягивание фреона из испарителя и нагнетание его в конденсаторе. В начале конденсатор и испаритель имеют пока еще одинаковые давление и температуру, поэтому компрессору легко перемещать фреон при небольшом потреблении электроэнергии энергии (начальная точка графика активной мощности).

Минимальное значение мощности наступает примерно на 20-й секунде после включения компрессора. Из испарителя весь фреон перемещен в конденсатор. Давление разрежения в испарителе минимально. Давление в конденсаторе увеличилось примерно с 3 до 4,2 кг/см². Температура на первом колене конденсатора еще не успела увеличиться и почти равна окружающей.

В течение следующих 5 минут давление фреона в конденсаторе увеличивается, температура конденсатора растёт и становится почти

вдвое выше окружающей. Как следствие, увеличивается количество фреона, проходящего через капиллярную трубку в испаритель, больше фреона отсасывается компрессором из испарителя и перемещается в конденсатор, в котором давление итак почти вдвое выше начального. Итак, по графику мы видим, что примерно на 5-й минуте после старта потребляемая мощность компрессора максимальна.



Рис. 3. Пример графика потребления активной мощности холодильника

По росту мощности компрессора косвенно можно судить о том, что холодильный агрегат заправлен фреоном и что компрессор обеспечивает определенный поток газа на входе конденсатора. С 6-й по 10-ую минуту давление фреона в конденсаторе медленно снижается, так как испаритель начинает сильно остывать, доля фреона, находящегося в испарителе, понемногу увеличивается, расход фреона через компрессор понемногу снижается. Потребляемая компрессором электрическая мощность, как следствие, тоже снижается к 10-й минуте. В испарителе поддерживается почти постоянное разрежение. После 10-й минуты происходит монотонное снижение мощности из-за уменьшающегося расхода фреона через «замерзающий» испаритель.

Таким образом, о работоспособности холодильного агрегата можно судить по графику активной мощности, потребляемой компрессором за первые 10 минут после старта. По этим же параметрам можно косвенно определить причину брака, к примеру, при незапуске компрессора график потребления активной мощности либо всегда проходит по нулю, либо состоит из пиков большой пусковой мощности электрического двигателя компрессора, который постоянно отключается тепловой защитой. Утечка фреона в связи с разгерметизацией холодильного агрегата будет характеризоваться на графике как уменьшение мощности, также возможен вариант выхода графика за пределы допустимых значений, в таком случае причиной брака может быть ошибочно установленный тип компрессора, предназначенный для другой модели холодильника.

Задача НС в нашем случае заключается в нахождении закономерностей в данных для возможности генерации правильных предсказаний для новых данных, которые НС не видела при обучении. Характер обработки данных нейронной сетью определяется её параметрами – весами и смещениями (обучаемые параметры), сокращённо – веса. Также есть необучаемые параметры (гиперпараметры) – количество слоёв, количество нейронов в слое, они задаются нами вручную [15]. Цель работы НС заключается в подборе таких параметров, при которых вероятность ошибки будет минимальна. Формализовать это можно с помощью введения функции потерь, характеризующей то, как сильно НС ошибается. Таким образом, задача поиска оптимальных значений весов сводится к поиску таких их значений, при которых функция потерь принимает минимальное значение. Рассмотрим несколько наиболее распространённых методов реализации НС, используемых для классификации, выберем наиболее подходящий для нашего случая [16].

Метод «холодно/горячо» программно выглядит как сравнение реального и предполагаемого результата, подстройка коэффициентов (изменение коэффициентов на заданный определённый шаг) в зависимости от результата сравнения и размера ошибки. Недостатки метода – медленный и неточный. Неточность в нашем случае недопустима. Ложные срабатывания системы относительно поиска брака ведут к значительному увеличению трудозатрат персонала. Поскольку система автоматизации подразумевает под собой минимизацию участия человека, данный метод считаем неподходящим.

Метод «Градиентный спуск» – самый распространённый метод обучения нейронных сетей в мире, на его основе строятся наиболее сложные методы. В отличие от предыдущего метода вес коэффициентов изменяется не на фиксированное значение, что даёт более точные и быстрые прогнозы. Функция ошибки $E(W)$ имеет определённые характеристики, поиск минимального её значения начинается с любого значения W_0 , затем для данных весов вычисляется вектор градиента ошибки (это вектор из частных производных функции по всем её аргументам):

$$\frac{\partial E}{\partial W} = \left\{ \frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \frac{\partial E}{\partial w_3}, \dots \right\}. \quad (1)$$

Размерность вектора равна количеству всех искомым весов, а направлен он в сторону локального возрастания функции ошибки, градиент со знаком минус соответственно направлен в сторону локального убывания ошибки. Следовательно, подвинувшись в сторону антиградиента мы получаем новые веса, при которых ошибка будет уже меньше. Затем процесс повторяется с размером шага α ,

$$W1 = W0 - \alpha \frac{\partial E}{\partial W} (W0). \quad (2)$$

Чтобы выполнить масштабирование в данном методе, чистая ошибка переводится в значение, пригодное для изменения веса. В данном методе ошибку принято возводить во вторую степень с целью быстрого отсеивания незначительных отклонений и выявления значительных. От размера коэффициента α будут зависеть точность результата и скорость обучения, следует учитывать, что чем меньше коэффициент, тем выше точность, но тем большее время необходимо сети для обработки данных и выдачи результата.

Рассмотрим метод «Стохастический градиентный спуск» с обратным распределением ошибки. Данный метод является модификацией

предыдущего и подразумевает небольшое количество примеров обучения (пример может и вовсе быть один), что очень удобно в нашем случае, так как наработка обучающей базы основана на сборе графиков мощностей годных холодильников. Обучение НС подобным методом выглядит следующим образом:

1) инициализация всех параметров модели начальными значениями. Делается это лишь раз в начале обучения, назначенные коэффициенты могут иметь любое значение;

2) из обучающей выборки берём небольшую группу обучающих образцов;

3) НС прорабатывает выбранную группу примеров (через прямое распространение) и получает предсказания для выбранных параметров W ;

4) вычисляем ошибку НС на конкретном образце или суммарную ошибку по группе образцов.

5) вычисляем градиент. Вычисляем частные производные функции ошибки по всем обучаемым параметрам модели по цепному правилу:

$$\frac{\partial E}{\partial w_1} = \frac{\partial E}{\partial Z} \cdot \frac{\partial E}{\partial H_2} \cdot \frac{\partial H_2}{\partial H_1} \cdot \frac{\partial H_1}{\partial w_1}, \quad (3)$$

где Z – выходная матрица, H_1 , H_2 – матрицы слоёв нейронной сети;

б) делаем шаг градиентного спуска вдоль антиградиента;

7) приступаем к следующему примеру для усреднения коэффициентов и достижения минимальной ошибки.

Для работы с графиками в виде изображений можно воспользоваться свёрточной нейронной сетью, применяемой обычно для работы с изображениями. Конкретно в нашем случае легче воспринимать график именно как массив данных, таким образом системе будет проще определить входные значения путём несложной обработки данных, когда для свёрточной сети пришлось бы применять свёртку изображений, что усложнило бы НС путём увеличения глубины сети (добавления дополнительных внутренних слоёв).

В нашем случае для определения годности прибора в качестве входных значений необходимо иметь 4 параметра мощности (перечислены выше), плюс, не забываем про учёт окружающей температуры, итого входной слой будет состоять из 5 значений. Гораздо более сложной задачей является определение тех рамок, в которые 4 значения, характеризующие работу прибора, должны будут попасть, чтобы определение пригодности холодильного прибора стало возможным, т.е. раз-

мерный интервал, принимаемых за норму значений для каждой конкретной модели. Для определения этих значений нам понадобится вычисление коэффициентов. Определить эти рамки нам поможет метод обучения «с учителем» сети, будут предоставлены входные характеристики от графика изменения активной мощности за 9 минут испытаний (рис. 3) в числовом виде (массив данных), в качестве результата сети будет сообщение, годен холодильник или нет. Облачный массив будет состоять из 90 значений, так как измерение мощности записывается в него каждые 6 секунд [17, 18].

На графике обозначены (сверху вниз):

- активная мощность (бирюзовым), Вт;
 - температура конденсатора (зелёным), °С;
 - температура на средней полке внутри холодильника (жёлтым) °С;
 - давление в конденсаторе на выходе компрессора (зелёным), атм;
 - давление в отсасывающей трубке на входе компрессора (жёлтым) атм.
- в зависимости от времени (шкала x).

Задачей нейронной сети будет «обучиться» на 40 примерах годных приборов, данные с которых будут загружены в неё с результатом «годен». Приборы, не подходящие под критерии годных, будут автоматически определены как негодные.

При отработке новой укороченной методики все забракованные холодильники повторно проходят долговременные испытания. Холодильники, выдержавшие повторную проверку успешно, будут возвращены как годные для испытаний по укороченной методике для обучения сети. Те экземпляры, некорректная работа которых была подтверждена повторно, будут классифицированы по признаку причины брака и также помещены в обучающую выборку.

НС должна будет определить разброс значений выделенных характерных параметров максимального, минимального значений, а также Δ роста и снижения, учитывая при этом температуру окружающего воздуха и опираясь на эти данные, выдать конечное решение о соответствии холодильника стандарту. Система при прохождении предварительных испытаний будет проверена на правильность выдаваемых решений, на проверку будут отправлены заранее годные или негодные приборы.

Неправильные решения сети будут свидетельствовать о том, что коэффициенты рассчитаны неверно, система будет переобучена, и так до момента отсутствия ошибок на выходе.

2. Структура нейронной сети

Для написания кода, рассчитанного на множественное число входных значений, нам понадобятся следующие переменные:

$$\text{Weight_delta} = \text{delta} \cdot \text{inp}, \quad (4)$$

где inp – входные значения; delta – чистая ошибка, определяет величину, на которую необходимо скорректировать входные значения.

Weight_delta необходима для оценки величины и направления изменения веса в большую или меньшую сторону

$$\text{delta} = \text{pred} - \text{goal_pred}, \quad (5)$$

где pred – предсказание нейросети; goal_pred – реальный результат.

С учётом формул (1), (2) получаем:

$$\text{Weight_delta} = (\text{pred} - \text{goal_pred}) \cdot \text{inp} \quad (6)$$

или

$$\text{Weight_delta}[n] = \text{delta} \cdot \text{inp}[n]. \quad (7)$$

Следовательно, при вычислении Weight_delta значение чистой ошибки всегда остаётся неизменным.

Алгоритм коррекции коэффициентов (обучения нейросети) выглядит следующим образом:

1) вычисляем предсказание нейросети и используем этот результат для того, чтобы рассчитать delta ($\text{delta} = \text{pred} - \text{goal_pred}$);

2) перемножаем delta на входное значение, благодаря чему получаем Weight_delta . ($\text{Weight_delta} = \text{delta} \cdot \text{inp}$);

3) из имеющегося веса вычисляем Weight_delta ($\text{weight} = \text{Weight_delta} \cdot \alpha$).

Для того чтобы поменять несколько весов одновременно, мы должны из соответствующего, веса вычесть соответствующую Weight_delta , т.е. чтобы вычислить все веса нам необходимо циклом совершить алгоритм, описанный выше, для каждого входного значения.

3. Общая нейронная сеть

Обе задачи данной статьи (а именно определение годности холодильника и определение причины брака, если были обнаружены отклонения в работе прибора) возможно, объединить, составив более слож-

ную нейронную сеть с несколькими выходами. На входе данной нейронной сети будут значения активной мощности из массива и значение окружающей температуры, а на выходе – решение о годности холодильника, и, в случае нахождения отклонений от нормы, предполагаемая, наиболее вероятная причина некорректной работы прибора. Классификация на n классов будет означать, что на выходе НС будет n классов, один из которых будет отвечать за общую «годность» холодильника, а остальные за n возможных причин отклонения в случае «негодности» холодильника.

Ниже перечислены причины брака, которые возможно классифицировать с помощью НС путём анализа графика:

– отсутствие проходимости фреона (например, запай стыка капиллярной трубки) (рис. 4).

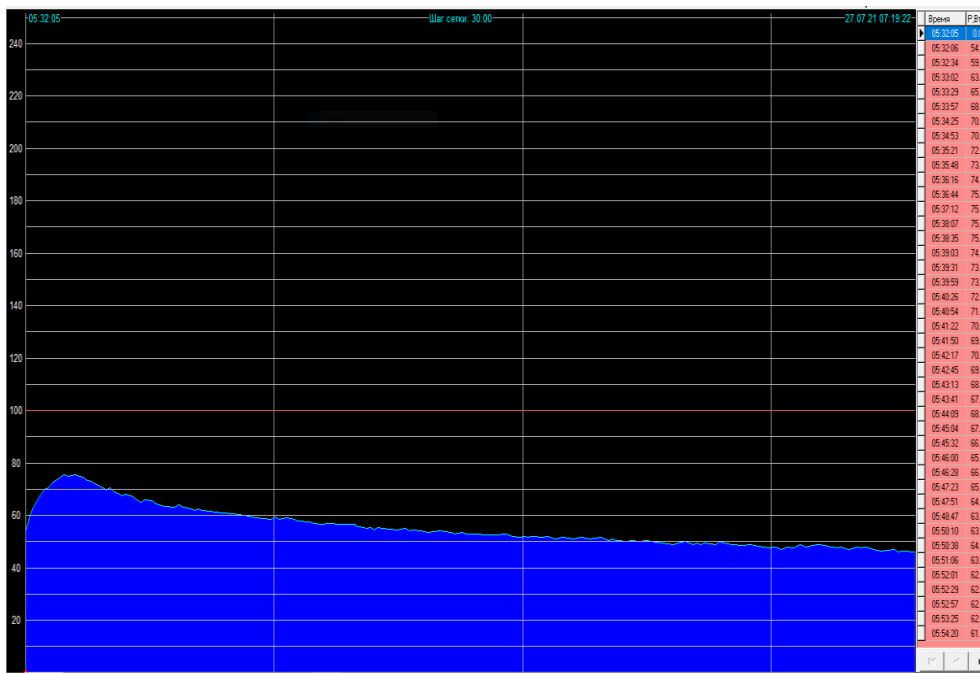


Рис. 4. Пример графика потребления активной мощности бракованного холодильника

Причина брака: запай стыка капиллярной трубки:

– утечка фреона (рис. 5).

Причина брака: утечка фреона:

– ошибочная заправка холодильного агрегата дозой фреона для другой модели;

– ошибочная установка компрессора другой мощности (от другой модели холодильника) (рис. 6).

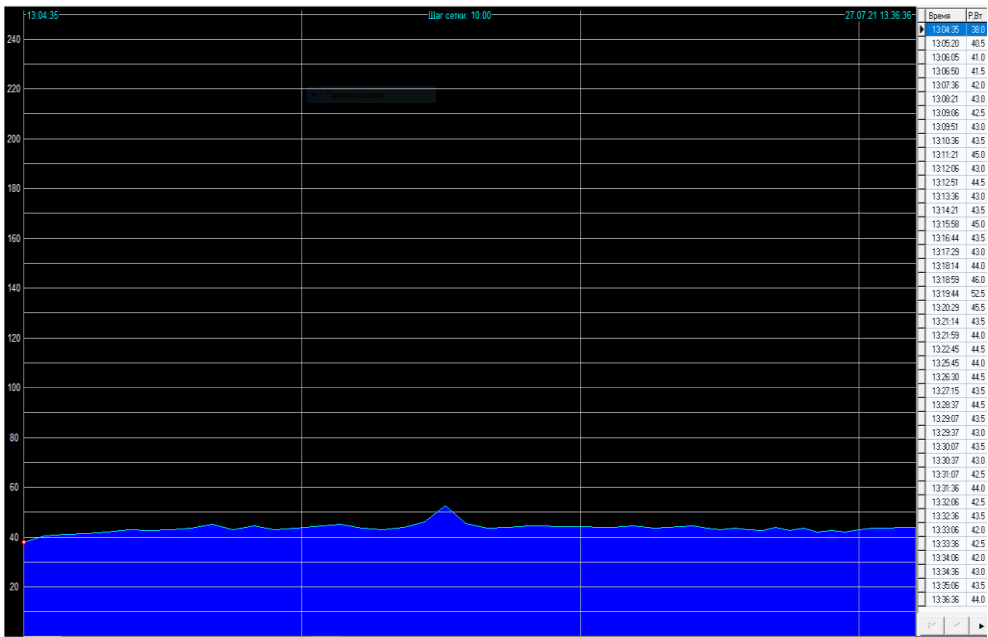


Рис. 5. Пример графика потребления активной мощности бракованного холодильника

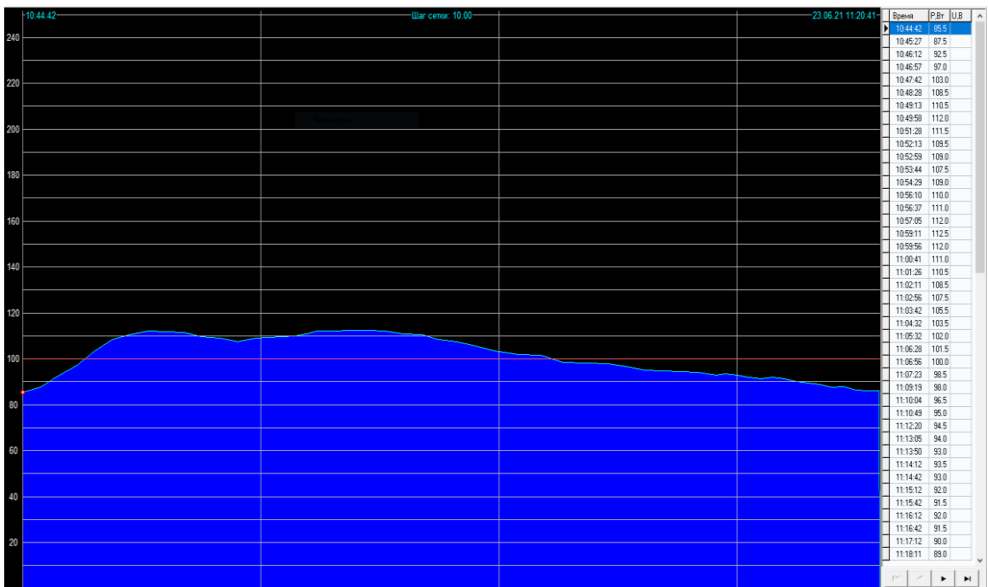


Рис.6. Пример графика потребления активной мощности бракованного холодильника

Причина брака: ошибочная установка компрессора от другой модели холодильника (большей мощности):

– невозможность запуска компрессора (ошибка подключения электропроводки к компрессору) (рис. 7).

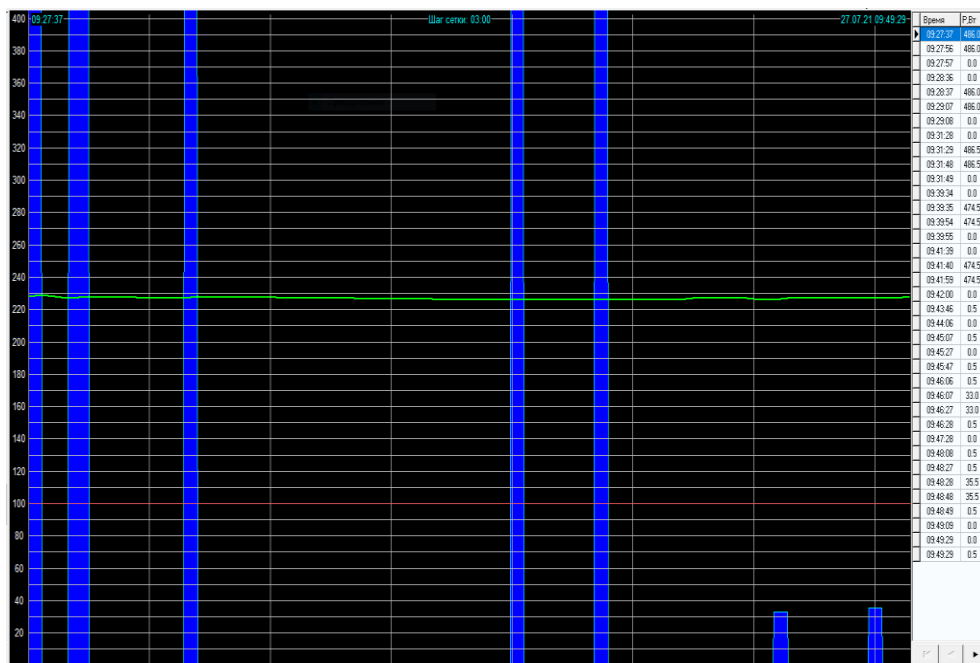


Рис.7. Пример графика потребления активной мощности бракованного холодильника

Причина брака: дефект компрессора из-за дефекта пускового реле или заклинивания поршневой группы (незапуск).

Таким образом, НС сможет по характеру графика классифицировать причину брака холодильника.

В данном случае веса НС будут выставлены в виде двумерного списка (соответственно матрица со значениями Weight_delta будет иметь ту же размерность), начальное значение весов выставим произвольное. Также входными условиями сети при обучении будет список входных и истинных выходных значений. Алгоритм расчёта такой же, как выше, только каждый синапс рассчитывается отдельно, с учётом каждого веса.

При увеличении количества промежуточных (скрытых) слоёв сети (до определённого количества) растёт её точность. Нулевой ошибки можно добиться лишь с многослойной нейросетью. Обучение именно таких нейросетей называют глубоким обучением, а учитывая, что обра-

ботать нам нужно достаточно большой объём данных, такие сети представляют особый интерес. Каждый слой можно сопроводить определённой функцией активации, она определяет, от каких нейронов информация будет передана последующим слоям.

Далее рассмотрим вариант трёхслойной нейронной сети, к существующим слоям добавляется один промежуточный. Фактически это комбинация из 2 простых нейросетей, наложенных друг на друга, где выходной слой первой сети является входным слоем второй.

Обучение многослойной сети разумно делать через обратное распространение ошибки, в котором все расчёты коэффициентов идут от выходного слоя к входному. Исходя из этого, алгоритм расчёта дельты каждого слоя будет выглядеть следующим образом:

1) Рассчитываем delta выходного слоя. Та же формула, что применяли ранее, предсказание минус реальный результат:

$$\text{delta_}(\text{vihodnogo_sloya}) = \text{pred} - \text{goal_pred}. \quad (5)$$

2) Переходим к прошлому слою (второй слой). Его delta будет равна delta прошлого слоя, умноженная на связующие веса:

$$\text{delta_}(\text{promegut_sloya}) = \text{delta_}(\text{vihodnogo_sloya}) \cdot \text{weight_}(2_3), \quad (6)$$

где $\text{weight_}2_3$ – это вес, связывающий значения второго и третьего слоёв.

При добавлении большего числа слоёв данная операция проделывается аналогично для каждого последующего слоя.

Одно из выходных значений должно отвечать за пригодность холодильника, для этого нам необходимо ввести функцию активации (в данном случае подойдёт ступенчатая функция), которая будет активировать нейрон, только тогда, когда все условия, необходимые для пригодности прибора, будут выполнены, остальные веса будут равны нулю. Для активации остальных выходных значений нейросеть должна будет также применить функции активации для определённых входных значений, опираясь на которые, сможет судить о причине неисправности прибора.

Вычисление одного слоя нейронной сети эквивалентно умножению входного вектора X на матрицу весов W , прибавление вектора смещения B и взятие функции активации в каждом элементе вектора. Таким образом, мы получаем вектор промежуточных (скрытых) значений, который дальше подаём на второй слой, где снова умножим на новую матрицу весов второго слоя, прибавляем вектор смещения и так далее. В последнем слое, перед применением Softmax, функцию активации

ции обычно не применяют. W , B – обучаемые параметры, настраиваются автоматически в процессе обучения нейронных сетей. Остальные параметры, являющиеся необучаемыми (гиперпараметры – количество слоёв, количество нейронов в каждом слое), задаются создателями сети вручную, размер их определяется опытным путём с опорой на удовлетворительное значение конечного результата.

Заключение

В ходе работы была описана схема создания нейронной сети для автоматического определения соответствия работы холодильного агрегата установленным стандартам. Для простоты реализации нейронная сеть может быть создана на платформе, имеющей исходные библиотеки для НС, к примеру, написать её можно на Python [19, 20] или составить в среде разработки математических моделей SimInTech [21, 22]. При более конкретном рассмотрении устройства нейронных сетей можно сделать вывод, что данный механизм обработки данных подходит для поставленной задачи: определение соответствия холодильного прибора стандарту. Реализация нейронной сети может заменить стандартный метод решения подобных задач на предприятии – написание программы для контроллера. В случае использования ПЛК [23, 24] сложность увеличилась бы с точки зрения подбора допуска контрольных значений, а также при введении новых моделей холодильников программу пришлось бы корректировать. Реализация на нейронной сети в таком случае проще благодаря способности НС самообучаться, для этого ей нужна только база уже проверенных данных. По трудозатратам персонала оба метода приблизительно равны, так как на разработку стандартной программы времени, по предварительным расчётам, уйдёт примерно столько же, как и на сбор информации для самообучения.

Если качественно сравнивать затраты на создание участка контроля по старой и новой методикам, то затраты для участка по новой методике будут меньше. В количественном выражении, в зависимости от варианта существующей методики, выбранной для сравнения, затраты могут быть меньше в 2,5 – 20 раз.

На затраты влияют:

- производственная площадь (будет меньше);
- длина конвейера для испытаний и длина конвейера возврата брака (короче);

- количество токосъемников, длина троллей, аппаратная часть измерительной системы (меньше);
- расход электроэнергии для проведения испытаний;
- количество персонала сократится с 6 до 2 человек.

Выявление брака происходит в конце десятиминутных испытаний. Важно отметить, что при внедрении методики в случае, когда измеренные значения равны или незначительно отличаются от контрольных значений, выявление брака произойдет через 1,5 – 24 часа. Инженер-испытатель после долговременных испытаний холодильника в установленном режиме на стационарной испытательной станции принимает решение о расширении в методике диапазона для контрольного параметра или об отношении продукции к разряду брака.

Библиографический список

1. ГОСТ 16317-87. Приборы холодильные электрические бытовые. Общие технические условия (с изменениями № 1, 2, 3). – М.: Изд-во стандартов, 1987.
2. Shurinova D.A. Development of a new methodology for acceptance testing of refrigeration appliances // Computing, telecommunications and control. – 2021. – Vol. 14, № 4. – P. 52–60.
3. Обзор существующих методов контроля теплоэнергетических характеристик бытовых холодильников / Д.А. Шуринова, А.Н. Коваленко, А.В. Мурыгин, А.Г. Суворов // Механики XXI века. – 2020. – № 19. – С. 164–171.
4. Development of a mobile device for collection of heat power parameters of the refrigerator / D.A. Shurinova, A.N. Kovalenko, A.V. Myrygin, A.G. Suvorov // Siberian Aerospace Journal. – 2021. – Vol. 22, № 1. – P. 42–52. DOI: 10.31772/2712-8970-2021-22-1-8-17
5. Официальный сайт ОАО КЗХ «Бирюса» [Электронный ресурс]. – URL: <https://biryusa.ru/> (дата обращения: 15.05.2022).
6. Roy J. Dossat, Thomas J. Horan. Refrigeration fundamentals. – М: Technosphere, 2008. – 818 p.
7. OwenCloud. Облачный сервис. Руководство пользователя. 09.25.2020. Версия 1.07. – 2020.
8. В. С. Ростовцев. Искусственные нейронные сети. – М.: Лань, 2021. – 216 с.

9. Ян Лекун. Как учится машина: революция в области нейронных сетей и глубокого обучения. – М.: Изд-во «Альпина ПРО», 2021. – 335 с.
10. Баяк Д.А., Баяк О.А., Берзин Д.В. Практическое применение методов кластеризации, классификации и аппроксимации на основе нейронных сетей. – М.: Изд-во «Прометей», 2020. – 448 с.
11. Scott Chesterton. Artificial intelligence and machine learning for business. – 2020. – 162 p.
12. Mukhamadiev A.A. Information measuring system for monitoring the parameters of a household refrigerator compressor // Electrical and information complexes and systems. – 2017. – Vol. 13, iss. 4. – P. 109–114.
13. Cloud computing, big data & emerging topics / E. Rucci, M. Naiouf, F. Chichizola, L. De Giusti // 8th conference JCC-BD&ET 2020, La Plata, Argentina, September 8–10. – La Plata, Argentina, 2020. – 179 p.
14. Balonin N.A., Sergeev M.B., Vostrikov A.A. Modern artificial intelligence network technologies: cloud computing // Wave electronics and its application in information and telecommunication systems, weconf. – 2018. – P. 44–76. DOI: 10.1109/WECNF.2018.8604476
15. Faggin F. Neural network hardware // IJCNN International Joint Conference on Neural Networks. – 1992. – Vol. 1. – P. 153. DOI: 10.1109/IJCNN.1992.287238
16. Гафаров Ф.М., Галимянов А.Ф. Искусственные нейронные сети и их приложения. – Казань: Изд-во Казан. ун-та, 2018. – 121 с.
17. Rating “Refrigeration Industry – 100” in 2020, compiled by the magazine “Refrigeration Industry” and published on the holodocatalog portal [Электронный ресурс]. – URL: <https://holodcatalog.ru/entsiklopedii/obzory-i-analitika/krupneyshie-kholodilnye-kompanii-kholodilnaya-industriya-100-2020> (дата обращения: 10.09.2021).
18. Cfd analysis for predicting cooling time of a domestic refrigerator with thermoelectric cooling system / E. Söylemez, E. Alpman, A. Onat, S. Hartomacıoğlu // International Journal of Refrigeration. – 2021. – Vol. 123. – P. 138–149.
19. Свейгарт Эл. Большая книга проектов Python. – СПб.: Питер, 2022. – 432 с.
20. Мишра П. Объяснимые модели искусственного интеллекта на Python. – М.: ДМК Пресс, 2022. – 298 с.
21. Хабаров С.П., Шилкина М.Л. Основы моделирования технических систем. Среда Simintech: учеб. пособие. – СПб.: Лань, 2022. – 120 с.

22. Карташов Б.А., Шаббаев Е.А., Козлов О.С. Simintech: среда динамического моделирования технических систем: учеб. пособие. – М.: Изд-во ООО «ДМК пресс. Электронные книги», 2017. – 424 с.

23. Руководство по программированию S7-1200/S7-1500 STEP 7 (TIA Portal) и STEP 7 Safety в TIA Portal. – 2015. – 109 с.

24. Simatic S7. Программируемый контроллер S7-1200. Системное руководство/ 397 p.

References

1. GOST 16317-87. Pribory kholodil'nye elektricheskie bytovye. Obshchie tekhnicheskie usloviia (s Izmeneniiami № 1, 2, 3) [State Standard 16317-87: Household electrical refrigeration appliances. General technical conditions (with amendments N 1, 2, 3)]. Moscow: Izdatel'stvo standartov, 1987, 22 p.

2. Shurinova D.A. Development of a new methodology for acceptance testing of refrigeration appliances. *Computing, telecommunications and control*, 2021, vol. 14, no. 4, pp. 52-60.

3. Shurinova D.A., Kovalenko A.N., Murygin A.V., Suvorov A.G. Obzor sushchestvuiushchikh metodov kontrolya teploenergeticheskikh kharakteristik bytovykh kholodil'nikov [Review of existing methods for controlling the heat and power characteristics of household refrigerators]. *Mekhaniki XXI veku*, 2020, no. 19, pp. 164-171.

4. Shurinova D.A., Kovalenko A.N., Myrygin A.V., Suvorov A.G. Development of a mobile device for collection of heat power parameters of the refrigerator. *Siberian Aerospace Journal*, 2021, vol. 22, no. 1, pp. 42-52. DOI: 10.31772/2712-8970-2021-22-1-8-17

5. Ofitsial'nyi sait OAO KZKh “Birusa” [Official site of OJSC Krasnoyarsk Refrigerator Plant “Biryusa”], available at: <https://biryusa.ru/> (accessed 15 May 2022).

6. Roy J. Dossat, Thomas J. Horan. Refrigeration fundamentals. Moscow: Technosphere, 2008, 818 p.

7. OwenCloud. Oblachnyi servis. Rukovodstvo pol'zovatelia. 09.25.2020. Versiia 1.07 [Owen Cloud. Cloud service. User guide. 09.25.2020. Version 1.07], 2020.

8. Rostovtsev V.S. Iskusstvennye neironnye seti [Artificial neuron networks]. Moscow: Lan', 2021, 216 p.

9. Ian Lekun. *Kak uchitsia mashina: revoliutsiia v oblasti neironnykh setei i glubokogo obucheniia* [How a Machine Learns: The Neural Network and Deep Learning Revolution]. Moscow: Al'pina PRO, 2021, 335 p.

10. Baiuk D.A., Baiuk O.A., Berzin D.V. *Prakticheskoe primenenie metodov klasterizatsii, klassifikatsii i approksimatsii na osnove neironnykh setei* [Practical application of clustering, classification and approximation methods based on neural networks]. Moscow: Prometei, 2020, 448 p.

11. Scott Chesterton. *Artificial intelligence and machine learning for business*, 2020, 162 p.

12. Mukhamadiev A.A. Information measuring system for monitoring the parameters of a household refrigerator compressor. *Electrical and information complexes and systems*, 2017, vol. 13, iss. 4, pp. 109-114.

13. Rucci E., Naiouf M., Chichizola F., De Giusti L. Cloud computing, big data & emerging topics. *8th conference JCC-BD&ET 2020, La Plata, Argentina, September 8-10*. La Plata, Argentina, 2020, 179 p.

14. Balonin N.A., Sergeev M.B., Vostrikov A.A. Modern artificial intelligence network technologies: cloud computing. *Wave electronics and its application in information and telecommunication systems, weconf*, 2018, pp. 44-76. DOI: 10.1109/WECNF.2018.8604476

15. Faggin F. Neural network hardware. *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, 1992, vol. 1, 153 p. DOI: 10.1109/IJCNN.1992.287238

16. Gafarov F.M., Galimianov A.F. *Iskusstvennye neironnye seti i ikh prilozheniia* [Artificial neural networks and their applications]. Kazan': Kazanskii universitet, 2018, 121 p.

17. Rating "Refrigeration Industry - 100" in 2020, compiled by the magazine "Refrigeration Industry" and published on the holodocatalog portal, available at: <https://holodcatalog.ru/entsiklopedii/obzory-i-analitika/krupneyshie-kholodilnye-kompanii-kholodilnaya-industriya-100-2020> (accessed 10 September 2021).

18. Söylemez E. Alpman, E., Onat A., Hartomacıoğlu S. Cfd analysis for predicting cooling time of a domestic refrigerator with thermoelectric cooling system. *International Journal of Refrigeration*, 2021, vol. 123, pp. 138-149.

19. Sveigart El. *Bol'shaia kniga proektov Python* [The big book of python projects]. Saint Petersburg: Piter, 2022, 432 p.

20. Mishra P. Ob "iasnimye modeli iskusstvennogo intellekta na Python [Explainable artificial intelligence models in Python]. Moscow: DMK Press, 2022, 298 p.

21. Khabarov S.P., Shilkina M.L. Osnovy modelirovaniia tekhnicheskikh sistem. Sreda Simintech [Fundamentals of modeling technical systems. Simintech environment]. Saint Petersburg: Lan', 2022, 120 p.

22. Kartashov B.A., Shabaev E.A., Kozlov O.S. Simintech: sreda dinamicheskogo modelirovaniia tekhnicheskikh sistem [Simintech: environment for dynamic simulation of technical systems]. Moscow: OOO "DMK press. Elektronnye knigi", 2017, 424 p.

23. Rukovodstvo po programmirovaniiu S7-1200/S7-1500 STEP 7 (TIA Portal) i STEP 7 Safety v TIA Portal [Programming Manual S7-1200/S7-1500 STEP 7 (TIA Portal) and STEP 7 Safety in TIA Portal], 2015, 109 p.

24. Simatic S7. Programmiruemyi kontrollер S7-1200. Sistemnoe rukovodstvo [Simatic S7. Programmable controller S7-1200. System guide], 2015, 397 p.

Сведения об авторах

Шуринова Дарья Александровна (Красноярск, Россия) – аспирантка кафедры «Информационно-управляющие системы» Института информатики и телекоммуникаций Сибирского государственного университета науки и технологий им. академика М.Ф. Решетнёва (660037, Красноярск, пр. им. Газеты «Красноярский рабочий», 3, e-mail: dasha.shurinova@yandex.ru).

Мурыгин Александр Владимирович (Красноярск, Россия) – доктор технических наук, заведующий кафедрой «Информационно-управляющие системы» Института информатики и телекоммуникаций Сибирского государственного университета науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнёва (660037, Красноярск, пр. им. Газеты «Красноярский рабочий», 31, e-mail: avm514@mail.ru).

About the authors

Darya A. Shurinova (Krasnoyarsk, Russian Federation) – Graduate Student of the Department of Information Management Systems of the Institute of Informatics and Telecommunications of the Siberian State University and Technologies named after Academician M.F. Reshetnev (Siberian State

University). (660037, Krasnoyarsk, 31, pr. im. Newspapers “Krasnoyarsk worker”, e-mail: dasha.shurinova@yandex.ru).

Aleksandr V. Mutygin (Krasnoyarsk, Russian Federation) – Doctor of Technical Sciences, Head Department of Information Management Systems of the Institute of Informatics and Telecommunications of the Siberian State University and Technologies named after Academician M.F. Reshetnev (660037, Krasnoyarsk, 31, pr. im. Newspapers “Krasnoyarsk worker”, e-mail: avm514@mail.ru).

Поступила: 24.09.2022. Одобрена: 01.11.2022. Принята к публикации: 01.12.2022

Финансирование. Исследование не имело спонсорской поддержки. Оборудование для перехода на новую методику проведения приёмо-сдаточных испытаний закуплено за счёт Красноярского завода холодильников «Бирюса».

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Вклад авторов. Статья подготовлена аспирантом кафедры ИУС, Шуриновой Дарьей Александровной под контролем научного руководителя Мурыгина Александра Владимировича.

Просьба ссылаться на эту статью в русскоязычных источниках следующим образом:

Шуринова, Д.А., Анализ целесообразности применения нейронных сетей для определения годности холодильного прибора на стадии приёмо-сдаточных испытаний и автоматической классификации причины брака / Д.А. Шуринова, А.В. Мурыгин // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2022. – № 44. – С. 173–194. DOI: [10.15593/2224-9397/2022.4.09](https://doi.org/10.15593/2224-9397/2022.4.09)

Please cite this article in English as:

Shurinova D.A., Murygin A.V. The expediency analysis of using neural networks for determining the suitability of a refrigerator at the stage of acceptance testing and automatic classification of the defects reason. *Perm National Research Polytechnic University Bulletin. Electrotechnics, information technologies, control systems*, 2022, no. 44, pp. 173-194. DOI: [10.15593/2224-9397/2022.4.09](https://doi.org/10.15593/2224-9397/2022.4.09)