

10. Mikrokontrollery lineyki STM32F446 [Microcontrollers of the STM32F446 line]. Available at: <https://www.st.com/en/microcontrollers-microprocessors/stm32f446.html> (accessed 29 May 2022).
11. Modul' SIM800 [SIM800 module]. Available at: <https://www.simcom.com/> (accessed 29 May 2022).
12. Li P. Arkhitektura internet veshchey [Architecture of the Internet of Things]: transl. from engl. by M.A. Raytmana. Мшчысцц: DMK Press, 2019б зз. 282-293.
13. Standart NB-IoT: primenenie i perspektivy [NB-IoT standard: application and prospects], *Besprovodnye tekhnologii* [Wireless technologies], 2019, No. 3 (56), pp. 27-31. EDN SUHNQH.
14. Batuev B. Rabota so vstroennym TCP/IP-stekom moduley GSM/GPRS serii SIM800 kompanii SIMCom Wireless Solutions [Working with the built-in TCP/IP stack of GSM/GPRS modules of the SIM800 series of SIMCom Wireless Solutions], *Besprovodnye tekhnologii* [Wireless Technologies], 2016, No. 2 (43), pp. 38-43. EDN XRLINH.
15. Operatsionnaya sistema real'nogo vremeni FreeRTOS [FreeRTOS real-time operating system]. Available at: <https://www.freertos.org/features.html> (accessed 29 May 2022).
16. Kurnits A. FreeRTOS - operatsionnaya sistema dlya mikrokontrollerov [FreeRTOS - operating system for microcontrollers], *Komponenty i tekhnologii* [Components and Technologies], 2011, No. 2 (115), pp. 96-100. EDN NCDJHZ.
17. Tsifrovoy sintez: prakticheskiy kurs [Digital synthesis: a practical course], under the general ed. A.Yu. Romanova, Yu.V. Panchula. Moscow: DMK Press, 2020, 556 p.
18. Konchenkov V.I., Skakunov V.N. Realizatsiya MQTT-klienta na osnove mikrokontrollera: ucheb.-metod. posobie [Implementation of an MQTT client based on a microcontroller: educational and methodical manual]. Volgograd: VolgGTU, 2021, 64 p.
19. Lee In. Internet of Things (IoT) Cybersecurity: Literature Review and IoT Cyber Risk Management, *Future Internet*, 2020, Vol. 12, pp. 157.
20. Spielvogel K., Pöhls H.C., Posegga J. TLS Beyond the Broker: Enforcing Fine-Grained Security and Trust in Publish/Subscribe Environments for IoT. In: Roman R., Zhou J. (eds), *Security and Trust in Management. STM 2021. Lecture Notes in Computer Science*, 2021, Vol. 13075. Springer, Cham. Available at: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-91859-0\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-91859-0_8).

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Н.Е. Сергеев.

**Мангушев Александр Вячеславович** – Волгоградский государственный технический университет; e-mail: [mangushev2001@yandex.ru](mailto:mangushev2001@yandex.ru); г. Волгоград, Россия; тел.: +79880522090; кафедра электронно-вычислительные машины и системы; студент.

**Mangushev Aleksandr Vyacheslavovich** – Volgograd State Technical University; e-mail: [mangushev2001@yandex.ru](mailto:mangushev2001@yandex.ru); Volgograd, Russia; phone: +79880522090; the department of electronic computing machines and systems; student.

УДК 621.315.611

DOI 10.18522/2311-3103-2022-3-84-103

**Н.К. Полуянович, Н.В. Азаров, М.Н. Дубяго**

### **НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПРОПУСКНОЙ СПОСОБНОСТЬЮ КАБЕЛЬНЫХ СЕТЕЙ ПОСРЕДСТВОМ УЧЕТА И КОНТРОЛЯ ИХ ПАРАМЕТРОВ\***

*Рассматривается нейροкомпьютерная система прогнозирования ресурса силовой кабельной линии (СКЛ) с использованием нейросетевых технологий. Выбрана аппаратная модульная реализация нейροкомпьютера (НК) реализованная на базе ПЛИС. Для решения задачи прогнозирования термических процессов СКЛ принято решение использовать цифровой нейрончик NeuroMatrix NM6404 с переменной структурой из-за их высокой производительности по сравнению с потребляемой мощностью, высокой степенью универсально-*

\* Работа выполнена при поддержке гранта РНФ №22-29-00370.

*сти. Для прогнозирования температурных режимов СКЛ была разработана искусственная нейросеть (ИНС) для определения текущего температурного режима для токоведущей жилы СКЛ. Выбрана архитектура ИНС для реализации НК системы прогнозирования температуры СКЛ, позволяющая производить долгосрочное прогнозирование температур СКЛ в режиме реального времени. Произведен выбор функции активации нейронов ИНС для реализации НК системы прогнозирования температуры СКЛ, позволяющий проводить долгосрочный прогноз температур СКЛ без увеличения погрешности при увеличении дальности прогноза. Предложенный нейросетевой алгоритм, выполняющий прогнозирование характеристик электрической изоляции СКЛ, основанный на методе скользящего окна для прогнозирования временных рядов, был апробирован на контрольной выборке экспериментальных данных, не входящих в состав выборки для обучения ИНС. Проведены экспериментальные исследования предлагаемого адаптивного метода прогнозирования, а именно разработан адаптивный алгоритм и выполнено прогнозирование термических процессов в изоляции СКЛ от тока нагрузки. Анализ результатов показал, что чем больше время состаривания, тем больше разность температур между исходным и состаренным образцом. При анализе полученных данных было определено, что максимально достигнутое отклонение данных, полученных от ИНС в ходе эксперимента от данных в составе обучающей выборки, составило менее 3% что является вполне приемлемым для данного исследования результатом. Показано, что разрабатываемые методы и алгоритмы являются элементами комплексной системы управления энергосетью, а разработанная адаптивная НК модель позволяет проводить оценку текущего состояния изоляции и прогнозировать остаточный ресурс СКЛ.*

*Кабельные сети; нейросеть; электроизоляция; пропускная способность; прогнозирование.*

**N.K. Poluyanovich, N.V. Azarov, M.N. Dubyago**

#### **NEUROCOMPUTER CONTROL OF CABLE NETWORKS BANDWIDTH THROUGH ACCOUNTING AND CONTROL OF THEIR PARAMETERS**

*The article discusses a neurocomputer system for predicting the resource of a power cable line (PCL) using neural network technologies. A hardware modular implementation of a neurocomputer (NC) implemented on the basis of FPGA was selected. To solve the problem of predicting thermal processes of PCL, it was decided to use a NeuroMatrix NM6404 digital neurochip with a variable structure due to their high performance compared to power consumption, a high degree of versatility. To predict the temperature conditions of the PCL, an artificial neural network (INS) was developed to determine the current temperature regime for the current-carrying core of the PCL. The architecture of the INS for the implementation of the NC of the SCL temperature prediction system has been selected, which allows for long-term prediction of PCL temperatures in real time. The choice of the activation function of the INS neurons for the implementation of the NC of the SCL temperature prediction system, which allows for a long-term forecast of SCL temperatures without increasing the error with an increase in the forecast range. The proposed neural network algorithm that predicts the characteristics of the electrical insulation of the PCL, based on the sliding window method for predicting time series, was tested on a control sample of experimental data not included in the sample for training the INS. Experimental studies of the proposed adaptive forecasting method have been carried out, namely, an adaptive algorithm has been developed and the prediction of thermal processes in the isolation of the SCL from the load current has been performed. Analysis of the results showed that the longer the aging time, the greater the temperature difference between the original and aged sample. When analyzing the data obtained, it was determined that the maximum deviation of the data obtained from the INS during the experiment from the data in the training sample was less than 3%, which is quite acceptable for this study result. It is shown that the developed methods and algorithms are elements of an integrated power grid management system, and the developed adaptive NC model makes it possible to assess the current state of insulation and predict the remaining life of the PCL.*

*Cable networks; neural network; electrical insulation; bandwidth; forecasting.*

**Введение и постановка задачи.** Любая система прогнозирования представляет из себя лишь, часть большей системы управления различными процессами. В связи с ростом и развитием новых энергоемких производств растёт потребление электроэнергии. Высокий уровень износа компонентов оборудования распределительного сетевого комплекса (~67% линий передач используется сверх нормы, а 26% в аварийном состоянии), что по итогу приводит к росту возникающих аварийных ситуаций в энергетическом секторе промышленности.

В процессе работы СКЛ изоляция по всей ее длине находится под воздействием различных факторов. Среди которых тепловое, электрическое, химическое, механическое, атмосферное и другие виды воздействий. В результате подобный воздействий на изоляционные материалы СКЛ происходит изменение их свойств [1].

Одним из основных параметров, характеризующих кабельную линию является их пропускная способность. Данный параметр определяется тепловым режимом. По величине нагрузочной способности также определяется площадь поперечного сечения проводника СКЛ и их пропускная способность.

В процессе проектирования СКЛ важно производить расчеты, которые должны учитывать величину пропускной способности. Но не смотря на обилие различных методов обладающих даже самой высокой точностью, невозможно учесть все нюансы, которые могут возникнуть в процессе прокладки и эксплуатации СКЛ. В связи с этим при проектировании СКЛ различные коэффициенты для них берутся с небольшим запасом, что порой приводит к недостаточной загруженности кабеля, либо наоборот, работают на границе допустимых температур [1].

Решение данных проблем будет возможно в случае использования систем мониторинга температур КЛ в процессе работы. Для создания инфраструктуры, позволяющей проводить диагностирование неисправностей СКЛ, использование ИНС является крайне перспективным направлением. Подобные системы могут служить в роли подсистемы выборки и принятия решений в задачах диагностирования и прогнозирования остаточного ресурса СКЛ, а затем отдавать полученные данные в другие подсистемы управления.

Применение интеллектуальных систем прогнозирования крайне целесообразно в области энергетического сектора с целью снижения доли человеческого фактора в возникновении аварийных ситуаций, а также повышения общей надежности и эффективности при функционировании энергосетей.

**Задачей** данного исследования является разработка интеллектуальной системы, способной выполнять прогнозирование температур СКЛ, в частности жилы с целью планирования режимов работы электросети для общего повышения надежности и эффективности взаимодействия с объединенной энергосистемой.

В связи с неустойчивостью работ энергосети в процессе изменения режимов работы прогнозирование пропускной способности СКЛ становится труднореализуемой задачей. Однако, при использовании искусственного интеллекта как основы, с применением методов машинного обучения становится возможно достижение требуемых целей. Методы искусственных нейронных сетей считаются наиболее эффективными и перспективными.

Одним из решений указанной проблемы является осуществление мониторинга температуры кабеля во время работы. Однако такой мониторинг требует развития существующих методов диагностики таким образом, чтобы они могли быть реализованы в условиях неопределенности. Преодоление неопределенности, обусловленной неточностями модели температурного нагрева и действием возмущений, возможно за счет использования интеллектуальных технологий.

Целью работы является разработка методов интеллектуального прогнозирования температуры жилы СКЛ для планирования режимов работы электросети с целью повышения надежности и энергоэффективности их взаимодействия с объе-

диненной энергосистемой, а также автоматизация процесса мониторинга и снижение степени присутствия человека в непосредственной близости от диагностируемого высоковольтного оборудования без потери при этом информации о текущем техническом состоянии оборудования за счёт применения специализированной системы мониторинга состояния изоляции СКЛ.

Разрабатываемые методы и алгоритмы являются элементами комплексной системы управления энергосетью и направлены на эффективное и надежное взаимодействие распределенных энергетических комплексов с потребителями. Решением этой научной и технической проблемы станет обнаружение дефектов высоковольтного оборудования на ранней стадии их развития и, как следствие, предотвращение аварийных ситуаций, которые способны привести к серьезным негативным последствиям и повлиять на работу системы электроснабжения в целом [1]. Практическая ценность состоит в том, что разработанный проект реализуем на изготавливаемом промышленностью оборудовании, при минимальных затратах и обеспечивает надежную работу систем электроснабжения.

На основе предлагаемых методов планируется разработка устройств автоматической диагностики, способных функционировать в системах Smart Grid.

Система позволит:

- ◆ диагностировать и выявлять предаварийное состояние работы оборудования;
- ◆ повысить уровень дистанционной наблюдаемости объектов электрических сетей;
- ◆ снизить затраты на эксплуатацию и обслуживание оборудования;
- ◆ снизить затраты на восстановление работоспособности электрических сетей;

Внедрение "интеллектуальных" сетей в энергосистему, позволит регулировать подачу электроэнергии в зависимости от снижения или увеличения режима потребления.

- ◆ в автоматическом режиме диагностировать и устранять возникающие проблемы;
- ◆ поставлять электричество в необходимом количестве.

**Методы прогнозирования термических процессов.** Для непрерывного проведения мониторинга и контроля текущего теплового режима СКЛ системе мониторинга проводить постоянное прогнозирование скорости нагрева силовых кабельных линий в режиме реального времени. То есть, от текущего момента времени начала прогноза на заданное время вперед, которое может определяться специалистом. Можно выделить следующие основные методы прогнозирования: – интуитивные или экспертные (обобщение и статистическая обработка мнений экспертов); – формализованные: а) методы моделирования (используются физические, физико-математические и информационные модели на базе теории подобия); б) статистические методы (основаны на экстраполяции и интерполяции прогнозируемых параметров надежности на базе закономерности изменения параметров надежности во времени).

Очевидно, что в толщине изоляции при протекании тока по жиле максимальная температура будет возникать в тех слоях изоляции, которые непосредственно прилегают к жиле. Поэтому, когда рассчитывают длительно допустимый ток нагрузки, должно выполняться условие не превышения температуры жилы  $90^{\circ}\text{C}$  ( $T_{ж} \leq 90^{\circ}\text{C}$ ).

Тепловое поле для КЛ, как и для других объектов, описывается дифференциальным уравнением теплопроводности, которое в общем случае определяет изменение распределения температуры в объеме рассматриваемого объекта в зависимости от времени.

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \operatorname{div}(\chi * \operatorname{grad}(T)) + \frac{q_v}{c_v},$$

где,  $T$  – температура, °К;  $t$  – время, с;  $q_v$  – мощность объемных источников тепла (объемная плотность тепловыделения), Вт/м<sup>3</sup>;  $c_v$  – объемная теплоемкость, Дж/(К·м<sup>3</sup>);  $\chi$  – температуропроводность, м<sup>2</sup>/с. Коэффициент  $\chi$  определяют по формуле  $\chi = \lambda / c_v$ , где  $\lambda$  – коэф. теплопроводности, Вт/(м·К).

Тепловое поле для КЛ, как и для других объектов, описывается дифференциальным уравнением теплопроводности (1), которое в общем случае определяет изменение распределения температуры в объеме рассматриваемого объекта в зависимости от времени.

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \operatorname{div}(\chi * \operatorname{grad}(T)) + \frac{q_v}{c_v}, \quad (1)$$

где,  $T$  – температура, °К;  $t$  – время, с;  $q_v$  – мощность объемных источников тепла (объемная плотность тепловыделения), Вт/м<sup>3</sup>;  $c_v$  – объемная теплоемкость, Дж/(К·м<sup>3</sup>);  $\chi$  – температуропроводность, м<sup>2</sup>/с. Коэффициент  $\chi$  определяют по формуле  $\chi = \lambda / c_v$ , где  $\lambda$  – коэффициент теплопроводности, Вт/(м·К).

С применением аналитических преобразований и эмпирических формул была создана методика оценки тепловых стационарных режимов КЛ ИЕС 60287 [2], учитывающая все применяемые на практике конструкции КЛ. Модель Нейера-МакГрафа [3] лежит в основе стандарта ИЕС 60287, которую развили и применили к различным конструкциям КЛ другие авторы, например [4, 5].

Суть методики ИЕС 60287 сводится к определению величины допустимого тока нагрузки кабелей по формуле

$$I_{\text{доп}} = \sqrt{\frac{T_{\text{доп}} - T_0 - Q_{\partial}(0.5R_{T1} + R_{T2} + R_{T3} + R_{T4})}{R_{\text{ж}}R_{T1} + R_{\text{ж}}(1 + \Delta_1)R_{T2} + R_{\text{ж}}(1 + \Delta_1 + \Delta_2)(R_{T3} + R_{T4})}}, \quad (2)$$

где  $T_{\text{доп}}$  – допустимая рабочая температура кабеля (для СПЭ изоляции – 90°C), °С;  $T_0$  – температура окружающей среды, °С;  $Q_{\partial}$  – диэлектрические потери в изоляции на единицу длины, Вт/м;  $R_{\text{ж}}$  – электрическое сопротивление жилы переменному току на единицу длины при максимальной рабочей температуре, Ом/м;  $R_{T1}$ ,  $R_{T2}$ ,  $R_{T3}$ ,  $R_{T4}$  – тепловые сопротивления различных слоев конструкции кабеля и окружающей среды на единицу длины, °К·м/Вт;  $\Delta_1$ ,  $\Delta_2$  – отношение общих потерь в металлическом экране и броне к сумме потерь в токопроводящей жиле.

Кроме оценки пропускной способности к задачам мониторинга теплового режима относят оценку температуры жилы в режиме реального времени и предупредительное (превентивное) устранение токовых перегрузок КЛ [6, 7]. Для выполнения этих задач требуется производить расчёты температуры в динамике, а для своевременного предотвращения токовых перегрузок требуется прогнозирование температур жил кабелей в режиме реального времени. Последнее означает, что необходимо постоянно прогнозировать нагрев кабелей на некоторое время вперёд, причем такое, чтобы была возможность принять меры по снижению нагрузки КЛ.

Получение аналитического решения уравнения (2) в динамике возможно при некоторых допущениях либо для простых частных случаев. При этом окончательные решения получаются громоздкими и содержат цилиндрические функции. Например, Холодный С.Д. в работе [8] решал задачу расчёта нагрева однофазного одиночного кабеля, проложенного в грунте. Поверхность грунта считалась изотермической, а кабель считался тонкостенной трубкой радиусом  $r_k$ . Для границы между кабелем и грунтом было записано уравнение теплового баланса:

$$-2\pi\lambda_{\text{гр}}r_k \frac{\partial T}{\partial r} = Q_k, \quad (3)$$

где  $Q_k$  – тепловые потери в кабеле, Вт/м;  $\lambda_{\text{гр}}$  – коэффициент теплопроводности грунта, Вт/(м·К).

В результате математических преобразований была представлена формула для расчёта температуры в произвольной точке грунта, которая имеет следующий вид:

$$T(t) = \frac{Q_k}{2\pi\lambda_{\text{гр}}} \left[ \ln \frac{d'}{d} - \int_0^{\infty} \frac{J_0(x) - J_0\left(\frac{d'}{d}x\right)}{x} e^{-\frac{a}{d^2}x^2t} dx \right], \quad (4)$$

где  $d$  и  $d'$  – расстояния от рассматриваемой точки до центра кабеля и до центра его зеркального изображения соответственно, м;  $J_0$  – цилиндрическая функция первого рода нулевого порядка.

Если вместо  $d$  подставить радиус кабеля  $r_k$  и вычислить соответствующее расстояние до изображения, то получим формулу для температуры на поверхности кабеля. Но для оценки теплового режима кабеля необходимо знать температуру жилы, которая будет значительно отличаться от температуры поверхности из-за низкой теплопроводности полиэтилена.

В другом подходе кабель считали бесконечно тонким линейным источником тепла, тогда решение уравнения (2) позволяет определять температуру на поверхности кабеля с помощью интегральной показательной функции

$$-Ei(-x) = \int_x^{\infty} \frac{e^{-v}}{v} dv. \quad (5)$$

Формула для температуры на поверхности одиночного кабеля, проложенного на глубине  $h$  в грунте, имеет следующий вид:

$$T_k(t) = T_0 + Q_k \frac{1}{2\pi\lambda_{\text{сп}}} \left[ -Ei\left(-\frac{D_k^2}{16\alpha t}\right) + Ei\left(\frac{h^2}{\alpha t}\right) \right] \quad (6)$$

где  $D_k$  – внешний диаметр кабеля, м.

Предложение о расчете температуры на поверхности кабеля с помощью экспоненциального интеграла было реализовано в [9], где перепад температур между поверхностью кабеля и поверхностью грунта рассчитывали с помощью теории [10], а перепад температуры между жилой и внешней оболочкой, как и в [11], рассчитывали с помощью тепловой схемы замещения. Но расчёт её параметров выполняют с помощью метода Ван-Вормера. Так как тепловая волна от жилы и экрана не сразу достигает поверхности кабеля, то для согласования между двумя расчётными областями ввели некоторый коэффициент  $\alpha(t)$  («attainment factor»), который предложили определять следующим образом

$$\alpha(t) = \frac{\Delta T_{\text{жк}}(t)}{\Delta T_{\text{жк}}(\infty)}, \quad (7)$$

где  $\Delta T_{\text{жк}}$  перепад температур между поверхностью жилы и внешней поверхностью кабеля.

Результирующая формула для расчёта температуры жилы однофазного кабеля в КЛ имеет следующий вид:

$$T_{\text{ж}}(t) = \Delta T_{\text{жк}} + \alpha(t)T_{\text{к}}(t) + \alpha(t)T_{\text{мн}}(t). \quad (8)$$

В [12] авторы выполнили расчёт температуры жилы в режиме реального времени на основе данных о токовой нагрузке жилы и температуре в экране. Затем сопоставили результаты расчёта с экспериментальными данными. Измерения тока

жилы и температуры экрана производили с интервалом 15 минут в течение суток. В расчётах учитывался тепловой поток от жилы  $Q_{ж}$  и тепловой поток, обусловленный изменением температуры металлической оболочки (экрана)  $\Delta T_{э}$ . Учёт влияния однократных ступенчатых скачков тока жилы ( $\Delta I_{ж} = I_{ж1} - I_{ж0}$ ) и температуры экрана  $\Delta T_{э}$  на изменение температуры жилы производили по следующей формуле:

$$(T_{ж} - T_{э})_t = Q_{ж0} R_{Tu} + \Delta Q_{ж} R_{Tu} \left(1 - e^{-\frac{1}{c_1 R_{Tu}} t}\right) + \Delta T_{э} \left(1 - e^{-\frac{1}{c_1 R_{Tu}} t}\right), \quad (9)$$

где  $Q_{ж0} = I_{ж20} R_{ж}$  – значение теплового потока жилы до скачка ток на величину;  $\Delta Q_{ж} = (I_{ж21} - I_{ж20}) R_{ж}$  – изменение теплового потока от жилы за счёт  $\Delta I_{ж}$ ,  $R_{ж}$  – электрическое сопротивление жилы переменному току без учёта теплового коэффициента сопротивления.

Для расчёта величины  $(T_{ж} - T_{э})$  с учётом постоянно изменяющихся тока жилы и температуры экрана авторы [13] представили их в виде ступенчатого графика. Влияние каждого скачка тока и температуры экрана учитывали с помощью формулы (9). В итоге расчётная формула для текущего момента времени получилась в виде суммы слагаемых, учитывающих предыдущие скачки тока.

В работе [14] с помощью такого же метода предлагают вычислять превышенные температуры поверхности кабелей над температурой окружающей среды. В результате текущую температуру на поверхности одиночного кабеля определяют согласно приведенным выражениям:

$$T_k(t) = T_0 + \sum_{i=1}^m F_1(t, i) - \sum_{i=1}^{m-1} F_2(t, i);$$

$$F_1(t, i) = Q_k(i) \frac{1}{2\pi\lambda_{cp}} \left[ -Ei\left(-\frac{D_k^2}{16\alpha(t-t_{i-1})}\right) + Ei\left(-\frac{h^2}{\alpha(t-t_{i-1})}\right) \right]; \quad (10)$$

$$F_2(t, i) = Q_k(i) \frac{1}{2\pi\lambda_{cp}} \left[ -Ei\left(-\frac{D_k^2}{16\alpha(t-t_{i-1})}\right) + Ei\left(-\frac{h^2}{\alpha(t-t_{i-1})}\right) \right];$$

где  $m$  – число шагов, предшествующих текущему моменту времени  $t$ , которые соответствуют ступенчатому графику тепловыделения в кабеле  $Q_{k,i}$ .

С развитием теории, а также появлением совершенно новых информационных технологий в последние годы специалистами было предложено решение для задачи прогнозирования величины нагрузки нетрадиционными методами, а именно, решение задачи прогноза с использованием различных моделей на основе специальных экспертных систем и ИНС [1, 15].

**Прогнозирование термических процессов в СКЛ.** Обычно процесс проведения операции прогнозирования [17, 18] какого-либо необходимого исследователю параметра какой-либо системы, выполняется самим оператором или экспертом на величину шага скользящего окна по всей обучающей выборке для данной нейронной сети [19]. При всем этом качество такого проводимого исследователем долгосрочного прогноза обычно приводит к значительному ухудшению получаемых результатов прогноза температуры с ростом числа проводимых итераций процесса прогноза температуры жилы кабеля (как при увеличении временного периода прогноза нагрузки).

Чтобы иметь возможность решить возникшую в ходе исследовательской работы проблему ухудшения долгосрочного прогноза величины нагрузки, было предложено установить в системе прогнозирования в качестве меры оценки качества прохождения процесса обучения сети не возникающее отклонение в прогнозе рассматриваемой величины температуры центральной жилы на величину лишь одного шага скользящего окна по всей длине обучающей выборки для данной ней-

ронной сети, а использовать все суммарное возникающее в процессе прогноза температуры жилы СКЛ отклонение значений температуры жилы кабеля по всем значениям обучающей выборки данной ИНС, причем с получением все новых значений прогнозируемой величины температуры жилы СКЛ на основе того прогноза, который был получен в результате прогноза на предыдущем шаге и производить дальнейший прогноз температуры.

Предложенный нейросетевой алгоритм, выполняющий прогнозирование характеристик электрической изоляции СКЛ, основанный на методе скользящего окна для прогнозирования временных рядов, был апробирован на контрольной выборке экспериментальных данных, не входящих в состав выборки для обучения ИНС. Результаты проведенного прогноза показывают эффективность выбранной модели.

Внедрение систем с использованием температурного мониторинга позволит в режиме онлайн отслеживать состояние каждой КЛ, в том числе ее реальную пропускную способность. Исследования показывают, что по проводам можно пропускать значительно больше тока, не превышая при этом допустимой температуры провода. Комплексное решение температурного мониторинга поможет оперативно контролировать текущее состояние СКЛ и оптимизировать использование их реальной пропускной способности.

**Адаптивный метод прогнозирования.** Для увеличения эффективности и надежности работы НК прогнозирующих систем в стремительно изменяющихся условиях неполной информации возможно применение адаптивных НК моделей прогнозирования. Подобные прогнозирующие НК модели отражают текущие свойства динамического ряда и способны непрерывно, в процессе реального времени учитывать эволюцию динамических характеристик, изучаемых процессов. Данные методы базируются на само корреляционных нейросетевых моделях, которые учитывают результаты прогнозов данных, сделанных на предыдущем шаге. Подобная НК модель прогнозирования постоянно впитывает новую и новую информацию, быстро приспосабливается к ней, в связи с чем эффективно отражает тенденцию развития, существующую в данный момент в прогнозируемом ряде данных. Поэтому подобные прогнозирующие модели удобно использовать в НК прогнозирующих системах на базе различных нейронных сетей. Адаптивный метод осуществляет последовательный во времени расчет прогнозируемого показателя с учетом сложившейся на момент прогнозирования тенденции и использующие в явном виде некоторый механизм приспособления модели к новым условиям, который позволяет учитывать различную информационную ценность уровней временного ряда и результат реализации прогноза, сделанного на предыдущем шаге. К адаптивным методам относят: методы скользящих и экспоненциальных средних, метод гармонических весов, методы авто регрессионных преобразований.

Таким образом, сравнительный обзор неразрушающих методов прогнозирования термических процессов в СКЛ показал, что большинство методов обладают высокой степенью сложности и большим количеством необходимых вычислительных операций для получения необходимых данных прогноза термических процессов в СКЛ, кроме того использование в данных методиках различных схем замещения в совокупности с большим объемом математических операций расчета с большой вероятностью приведет к значительной погрешности расчетных значений температур СКЛ по отношению к фактическим.

Кроме того, столь большой объем вычислительных операций значительно затрудняет возможность работы рассмотренных методов прогноза в режиме реального времени, что является существенным недостатком. Применение ИНС в частности НК является наиболее перспективным решением, так как данные технологии способны в режиме реального времени с высокой степенью параллельности обрабатывать значительные объемы данных.

### Нейрокомпьютерная система прогнозирования пропускной способности СКЛ

**Критерии производительности НК системы.** Существует ряд некоторых характеристик, последующая оценка которых позволит определить, насколько эффективно работает НК система прогнозирования пропускной способности СКЛ. Среди них наиболее значимыми являются: точность НК системы при прогнозировании, стоимость разработки и последующего внедрения подобной нейрокомпьютерной системы, результирующая польза от внедрения разработанной НК системы, показатели стабильности работы и степени отзывчивости НК системы в процессе эксплуатации. В процессе прогнозирования зачастую возникает некоторая ошибка. По величине данной ошибки и определяется точность метода, который используется для прогнозирования пропускной способности СКЛ.

Также для оценки используемых методов прогнозирования необходимо прибегать к так называемой симуляции работы. Данный метод базируется на ретроспективном использовании исторических данных, а ошибка, которая возникает в процессе симуляции позволит сравнивать эффективность работы различных методов. Определены критерии для оценки производительности НК системы прогнозирования пропускной способности СКЛ к которым относятся: точность прогнозирования, стоимость системы, результирующая польза, свойства стабильности и отзывчивости.

**Аппаратная реализация нейрокомпьютера.** По возможностям построения нейросетей для решения ряда задач прогнозирования нейрочипы можно подразделить на: нейрочипы с жесткой и переменной нейросетевой структурой (т.е. нейрочипы в которых топология нейронных сетей может быть реализована жестко или гибко). Кроме того, также имеются и нейрочипы с переменной (гибкой) структурой, которые дают пользователю возможность задавать необходимую для конкретных задач структуру ИНС как, программными так и аппаратными средствами. Классификация нейрочипов, которые могут быть использованы при решении задач прогнозирования и анализа данных приведена на рис. 1.



Рис. 1. Классификация нейрочипов для решения задач прогнозирования

Таким образом, для решения задачи прогнозирования термических процессов СКЛ принято решение использовать цифровой нейрочип с переменной структурой из-за их высокой производительности по сравнению с потребляемой мощностью, высокой степенью универсальности. Преимуществом выбранного нейрочипа NeuroMatrix NM6404 являются сочетание относительно высокой производительности по сравнению с потребляемой мощностью. Также имеется возможность для расширения и построения многопроцессорной системы.

**Производительность нейросетевой архитектуры.** К достоинствам использования ИНС можно отнести возможность так называемого факторного прогнозирования. Повышению точности прогноза способствует подача на вход вместе с предысторией температуры токоведущей жилы других значимых факторов (температура, величина тока жилы и др.). При этом нейросеть самостоятельно определяет зависимости между факторами и важность каждого из них, корректируя свои параметры в процессе обучения. Для решения задачи с помощью ИНС необходимо выбрать конфигурацию нейронной сети и сформировать окружение, в котором будет работать данная нейронная сеть. Под процессом формирования окружения нейронной сети понимается реализация следующих этапов: • создание обучающего задачника; • обучение ИНС; • тестирование полученной конфигурации ИНС.

Для определения входных переменных нейронной сети при решении задач прогнозирования для прогнозирования температуры жилы СКЛ была использована модель, описывающая изменения во времени фактических значений температуры, которая в общем виде представляется нелинейной функцией:

$$Y_t = f(X_{t-n}, T_{t-n}, N_t) + \varepsilon_t,$$

где  $X_t$  – фактическое значение температуры жилы в момент времени  $t$ ;  $t$  – текущее время;  $W_{t-n}$  – предшествующие наблюдения температуры жилы,  $T_{t-n}$  – предшествующие наблюдения температуры окружающей среды;  $n$  – индекс ретроспективы данных;  $I_t$  – Величина действующего тока ( $I_{\min} < I < I_{\max}$ );  $\varepsilon_t$  – случайная составляющая, представляющая.

Для определения эффективности исследуемых нейронных сетей использовалась среднеквадратичная ошибка, усредненная по количеству выходных переменных нейронной сети и рассчитываемая на основе прогнозируемых и реальных значений тестовой выборки по формуле:

$$E = \frac{1}{N * K} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N (y_{ij}^{real} - y_{ij}^{прогн})^2, \quad (11)$$

где  $y_{ij}^{real}$  – значение  $i$ -й выходной переменной нейронной сети для  $j$ -го обучающего или тестового примера;  $y_{ij}^{прогн}$  – прогнозируемое значение  $i$ -й выходной переменной нейронной сети для  $j$ -го обучающего или тестового примера;  $N$  – количество примеров в обучающей или тестовой выборке;  $K$  – количество выходных переменных нейронной сети.

При создании модели, опираясь на результаты расчета среднеквадратичной ошибки, был осуществлен выбор оптимальной конфигурации нейронной сети для поставленной задачи. Выбран алгоритм обучения методом Левенберга-Марквардта, и каскадная сеть с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки с 10 нейронами. Проведено сравнение архитектур нейронной сети. Полученные результаты представлены в табл. 1.

Таким образом, из рассмотренных ИНС самую высокую точность имеет многослойный персептрон (рис. 2); на втором месте находится обобщенно-регрессионная нейронная сеть; самой низкой точностью обладает нелинейная авторегрессионная сеть. Для решения задачи прогнозирования ресурса СКЛ была выбрана сеть с прямым распространением данных и обратного распространения ошибки рис. 2 Feed-forward backprop, т.к. сети такого типа в совокупности с активационной функцией в виде гиперболического тангенса ( $f(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$ ) являются в некоторой степени универсальной структурой для многих задач аппроксимации, приближения и прогнозирования. Сравнение графиков температур в зависимости от архитектуры ИНС представлены на рис. 2.

Таблица 1

## Сравнение производительности нейросети

№ п. п	Тип нейронной сети	Средняя ошибка прогноза $\varepsilon$ , °С
1	Многослойный перцептрон (MLP) / Multilayered perceptron (MLP)	0,9
2	Рекуррентная нейронная сеть (Layer recurrent)	1,2
3	Каскадная сеть прямого распространения (Cascade forward backpropagation)	1,63
4	Сеть Эльмана с обратным распространением ошибки (Elman backpropagation)	2,14
5	С запаздыванием и обратным распространением ошибки (backpropagation with delay)	2,75

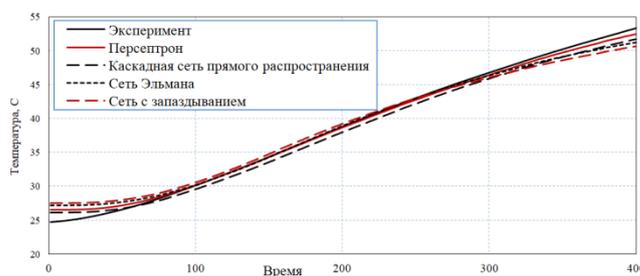


Рис. 2. Сравнение графиков температур в зависимости от архитектуры ИНС

Таким образом, для решения поставленной задачи прогнозирования термических процессов в СКЛ были определены основные параметры конфигурации ИНС для реализации НК системы прогнозирования температуры СКЛ, позволяющий проводить долгосрочный прогноз температур СКЛ без увеличения погрешности при увеличении дальности прогноза.

**Алгоритмическая и программная разработка нейрокомпьютерной системы**

**Разработка нейрокомпьютерной системы.** Для проверки эффективности и корректности работы выбранного метода прогнозирования термических процессов в СКЛ необходимо собрать данные о рабочих температурах исследуемого образца СКЛ, составить обучающую выборку из ретроспективных данных температур исследуемого образца СКЛ, составить нейрокомпьютерную модель для прогнозирования термических процессов СКЛ, провести прогнозирование термофлуктуационных процессов, обработать результаты прогнозирования. Структурная схема нейрокомпьютерной системы для прогнозирования термических процессов СКЛ представлена на рис. 3.

Для решения задачи автоматизации прогнозирования температуры СКЛ посредством использования нейрокомпьютерной системы прогнозирования, был разработан алгоритм работы адаптивной системы прогнозирования температуры СКЛ. Алгоритм работы адаптивной системы прогнозирования температуры СКЛ приведен на рис. 4.

Адаптивный алгоритм работы НК-системы прогнозирования температуры СКЛ поэтапно работает следующим образом:

Блок 1 – ввод базы данных для обучения. Загрузка входных параметров, таких как температура защитной оболочки ( $\theta_{з.о}(n)$ ), действующий ток жилы ( $I_{ж}$ ), номер образца кабеля ( $N_k$ ) из базы данных «действующих токов и температур СКЛ» для последующего обучения создаваемых нейросетей.

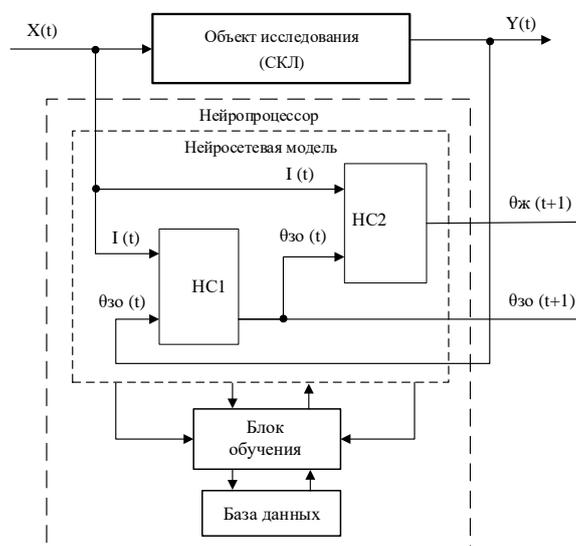


Рис. 3. НК система прогнозирования термических процессов

Блок 2 – Задание основных параметров для создания НС, а именно определение диапазона значений основных параметров сети для последующего их создания таких как количества нейросетей, которое будет создано в рамках процесса обучения (Count) таких как:

- ◆ минимального и максимального количества скрытых слоев в создаваемых сетях ( $N_h$ );
- ◆ минимального и максимального количества нейронов в скрытых слоях, создаваемых НС ( $N_n$ );
- ◆ функций активации нейронов в создаваемых нейросетях ( $F_t$ );
- ◆ алгоритма обучения нейросети ( $T_f$ );
- ◆ желаемая точность прогнозирования ( $\alpha$ ).

Блок 3 – Подбор оптимальной конфигурации НС. На основании ранее заданных параметров, а именно, количество скрытых слоев, количество нейронов в скрытых слоях, функции активации нейронов, алгоритма обучения сети для достижения наибольшей точности прогнозирования производится построение и перебор всех возможных комбинаций архитектур нейросетей. Начинается циклический процесс оптимизации конфигурации сети по количеству скрытых слоев, количеству нейронов в скрытых слоях, функции активации нейронов.

Блок 5-7 – Адаптация НС ко входным данным. Начинается циклический процесс оптимизации конфигурации сети по количеству скрытых слоев, количеству нейронов в скрытых слоях, функции активации нейронов. На первом шаге каждого цикла задается минимальное значение для каждого из параметров, которое определяется из минимального значения на этапе задания параметров (блок 2). С помощью циклов происходит перебор возможных конфигураций НС для получения конфигурации, обладающей наибольшей производительностью (высокая точность прогнозирования).

Блок 8 – Обучение и оценка производительности НС. Оценка производительности сети определяется по величине погрешности при прогнозировании температур СКЛ. Для каждой из полученных комбинаций количества скрытых слоев, нейронов и функций активаций производится обучение сети, тестирование качества прогнозирования и оценка производительности. Обучение сети происходит по

алгоритму обратного распространения ошибки (Backpropagation). Он является одним из основных способов обучения и содержит в своей основе алгоритм вычисления градиентного спуска.

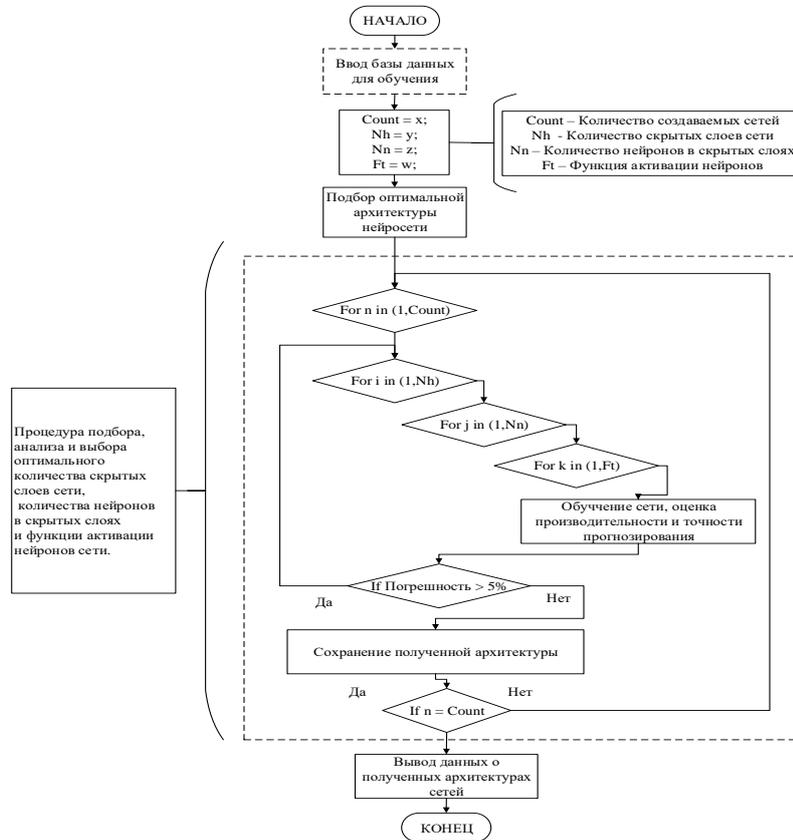


Рис. 4. Алгоритм работы адаптивной системы прогнозирования температуры СКЛ

Блок 9 – расчет среднеквадратичной (MSE) величины погрешности прогнозирования температур СКЛ. В случае, если точность прогнозирования полученной архитектуры больше заданного уровня (погрешность  $>5\%$ ), полученная архитектура отсеивается, процесс переходит к проверке следующей конфигурации. Если точность прогнозирования соответствует заданным параметрам (погрешность  $<5\%$ ), полученная конфигурация нейросети сохраняется (блок 10) в памяти (Внешнее ЗУ) для последующей работы.

Блок 4, 11 – проверка количества полученных конфигураций НС. Процесс создания и обучения будет продолжаться до тех пор, пока не будет достигнуто заданное количество созданных конфигураций нейросетей (Count) по заданным критериям. Это сделано для экономии времени и аппаратных ресурсов, так как алгоритмом может быть найдено большое количество подходящих конфигураций, имеющих между собой незначительные отличия в конфигурации.

Блок 12 – оценка полученных результатов и выбор наиболее производительной конфигурации НС. Если в процессе работы было создано необходимое количество нейросетевых архитектур, процесс создания и обучения останавливается, из полученных комбинаций нейросетей выбирается одна наиболее производительная (по критерию точности прогнозирования) и уже с ней ведется дальнейшая работа.

**Цифровое аппаратное устройство.** Для снятия данных о температурных режимах СКЛ [20] использовалось специализированное цифровое аппаратное устройство (рис 5), позволяющее: – в режиме on-line проводить послыйный мониторинг термических процессов исследуемого образца СКЛ; – в режиме on-line проводить мониторинг температуры окружающей среды, оказывающей влияние на термические процессы исследуемого образца СКЛ; – передавать данные через СОМ-порт на компьютер для обработки и анализа оператором данных о протекании термических процессов в СКЛ; – передавать данные через последовательный порт на нейровычислитель для последующего прогнозирования термических процессов в СКЛ.



Рис. 5. Цифровое аппаратное устройство исследования термических процессов

Система позволяет осуществлять мониторинг режимов работы КЛ на основании анализа профиля рабочих температур слоев изоляции. [5] и решать задачи раннего выявления, возникающих в нем повреждений.

**Структурная схема НК системы.** Структурная блок-схема материнской платы, на которой базируется разрабатываемая нейрокompьютерная система прогнозирования термических процессов СКЛ приведена на рис. 6.

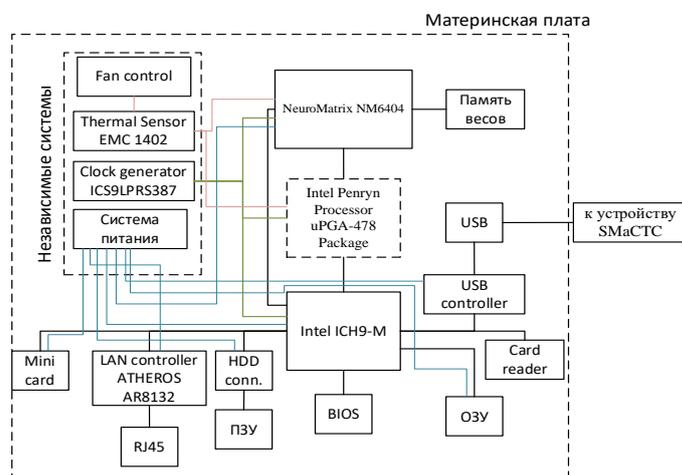


Рис. 6. Блок-схема нейрокompьютерной системы прогнозирования

Рассмотрим схемную реализацию схемы (рис.6) материнской платы нейрокompьютерной системы прогнозирования термических процессов СКЛ. Электрическая схема системы управления (RTL8211E-VB-CG) НК системы исследования термических процессов обеспечивает работу и управление всех компонентов НК

системы, расположенных на материнской плате. Отвечает за связь и обмен информацией между процессорами (Intel Penryn и NeuroMatrix 6404), внутренней и внешней памятью, обработку данных, получаемых с внешних портов подключения. Процессор Intel Penryn является вспомогательным процессором для нейρο-процессора NeuroMatrix 6404. Так как на плате имеется LAN-порт, имеется возможность создания автономной системы. Кроме того, дополнительно имеется температурное управление (EMC 1402) и защита процессоров от перегрева. За это отвечают контакты CPUPWRGND (-) и THRMTRIP (+) ответственный за контроль температуры процессора в процессе работы. При создании автономной системы прогнозирования термических процессов СКЛ может потребоваться графический пользовательский интерфейс. Так как в процессоре системы имеется встроенное видео ядро имеется возможность контроля, потребляемого им мощности посредством модуля PEG.

#### Экспериментальные исследования

**Прогнозирование термических процессов в СКЛ.** При прогнозировании температуры жилы кабеля создание, обучение и моделирование нейронной сети осуществлялось с помощью специализированного программного пакета NNT в исследовательской системе Matlab. Проведено исследование протекания термофлуктуационных процессов в исследуемом силовом кабеле марки АПв Пу г-1х240/25-10 происходящее при реальной диаграмме действующего значения тока жилы силового кабеля, и разработанной нейронной модели для прогноза, произведенной с использованием метода ИНС на глубоких [16] ретроспективных данных температур исследуемого кабеля за 2015-2019 годы. Данные по температуре  $\theta_{з.о.}$ ,  $\theta_{о.с}$  –защитной оболочки, окружающей среды, получены в ходе работы с реальными образцами силового кабеля АПв Пу г-1х30/25-10. Для составления обучающей выборки бралось по 2000 точек температуры  $\theta_{з.о.}$ ,  $\theta_{о.с}$ . Далее приведены результаты прогноза температуры жилы кабеля ( $\theta_{ж}$ ), с помощью адаптивного алгоритма, для исследуемых образцов СКЛ.

Проверка результатов прогнозирования термофлуктуационных процессов в СКЛ (табл.2) показала, что средняя ошибка прогноза температуры жилы кабеля  $\theta_{ж}$  при различных токах жилы не превышает 3 %, что свидетельствует о возможности применения метода ИНС для целей прогнозирования температуры жилы кабеля по температуре на поверхности  $\theta_{з.о.}$

Таблица 2

#### Погрешность прогнозирования нейросети

№ исследуемого образца	Средняя ошибка прогноза $\epsilon$ , °С,	Средняя ошибка прогноза $\epsilon$ , %
Образец кабель № 7	1,34	2,79 %
Образец кабель № 8	1,29	1,82 %
Образец кабель № 11	1,08	1,93 %
Образец кабель № 12	1,47	1,68 %

Построены графики экспериментальной температуры исследуемых образцов и графики, построенные на основе данных обучающей выборки и нейросети на основе целевых и полученных данных для анализа погрешности нейросети при расчетах.

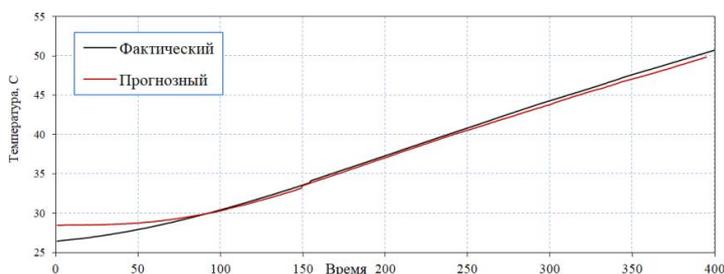


Рис. 7. График экспериментальной температуры образца №1 и график, построенный на основе данных обучающей выборки и нейросети. (Прогнозный и фактический график)

Таким образом, использование специализированного цифрового аппаратного устройства исследования термических процессов [1] позволяет проводить мониторинг внутренних температур исследуемого образца СКЛ в режиме реального времени, при этом не разрушая защитную оболочку СКЛ. Для прогнозирования температурных режимов СКЛ была разработана искусственная нейросеть для определения текущего температурного режима для токоведущей жилы силового кабеля. При анализе полученных данных было определено, что максимально достигнутое отклонение данных, полученных от нейросети в ходе эксперимента от данных в составе обучающей выборки, составило менее 3% что является вполне приемлемым для данного исследования результатом. Разработанная адаптивная НК модель позволяет проводить оценку текущего состояния изоляции и прогнозировать остаточный ресурс СКЛ.

**Проверка метода на состаренных образцах СКЛ.** Для полноценной проверки эффективности использования метода скользящего окна для прогнозирования термических процессов СКЛ необходимо провести прогнозирование термофлукуационных процессов не только для исправных, но и для состаренных образцов силовых кабельных линий. Результаты прогнозирования для состаренных образцов СКЛ приведены в табл. 3.

Таблица 3

Этапы прогнозирования термических процессов в СКЛ

№ исследуемого образца кабеля	Ток жилы кабеля	Время старения t, час	Средняя температура жилы кабеля		Ошибка прогноза температуры, t°C
			Эксперимент, t°C	Прогноз, t°C	
1 этап – новый кабель	480	–	33,97	34,32	-0,35
2 этап – состаренный кабель	480	8	35,65	38,62	-2,96

Исследуемые образцы кабеля искусственно состаривались при одной и той же температуре, но при различном времени выдержки в термошкафу. Анализ результатов показал, что чем больше время состаривания, тем больше разность температур между исходным и состаренным образцом.

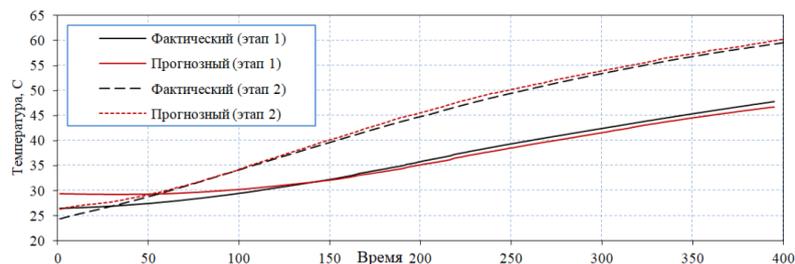


Рис. 8. График изменения температур (экспериментальных и прогнозируемых) для 4-го кабеля до (1 этап) и после состаривания (2 этап)

Анализ полученных результатов по прогнозированию изменения технического состояния изоляции СКЛ в условиях эксплуатации с использованием результатов эксплуатационного мониторинга [5] показал, что использование метода скользящего окна для прогнозирования термических процессов в СКЛ позволяет повысить эффективность эксплуатации кабельных систем. Исследуемые образцы кабеля искусственно состаривались при одной и той же температуре, но при различном времени выдержки в термошкафу. Анализ результатов показал, что чем больше время состаривания, тем больше разность температур между исходным и состаренным образцом. С увеличением времени состаривания возрастает и разность температур между исходным и состаренным образцом. Погрешность прогноза нейросетью при измененном уровне рабочих температур не увеличивалась.

**Заключение.** Проведен сравнительный обзор существующих на данный момент традиционных неразрушающих методов прогнозирования термических процессов в силовых кабельных линиях. Для решения задачи прогнозирования решено: – использовать НК систему прогнозирования, базирующиеся на методах искусственных нейронных сетей (ИНС); – выбрана НК с прямым распространением данных и обратного распространения ошибки, представляющая собой многослойный персептрон; – выбрана активационная функция в виде гиперболического тангенса. Произведен обзор и выбор алгоритмов обучения и корректировки весовых коэффициентов (алгоритм Ливенберга-Марквардта). Разработан алгоритм работы адаптивной НК системы прогнозирования термических процессов СКЛ, позволяющий посредством адаптивного метода прогнозирования: – определять количество входных и выходных элементов ИНС, определено количество скрытых слоев ИНС; – рассчитывать количество нейронов в скрытых слоях, проведено сравнение и выбор активационных функций нейронов ИНС. Разработана функциональная модель НК системы для определения температурных режимом токоведущей жилы силовой кабельной линии.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Дубяго М.Н., Полуянович Н.К. Совершенствование методов диагностики и прогнозирования электроизоляционных материалов систем энергоснабжения. – Ростов-на-Дону; Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2019. – 192 с.
2. Шурыкин А.А., Полуянович Н.К. Оценка математического ожидания ресурса изоляции в задачах повышения надежности электрооборудования // Инженерный вестник Дона. – 2019. – № 2. (53). – С.16.
3. Neher J.H. McGrath M.H. Calculation of the Temperature Rise and Load Capability of Cable Systems // AIEE Transactions. – 1957. – Vol. 76. – Part 3. – P. 755-772.
4. Anders G.J. Rating of Cables on Riser Poles, in Trays, in Tunnels and Shafts - a Review // IEEE Transactions on Power Delivery. – 1996. – Vol. 11, No. 1. – P. 3-11.
5. Sellers S.M., Black W.Z. Refinements to the Neher-McGrath Model for Calculating the Ampacity of Underground Cables // IEEE Transactions on Power Delivery. – 1996. – Vol. 11, No. 1. – P. 12-30.

6. *Лавров Ю.А.* Кабели высокого напряжения с изоляцией из сшитого полиэтилена. Требования экономичности, надежности, экологичности // *Новости электротехники.* – 2008. – № 2.
7. *Лавров Ю.А.* Системный подход к проектированию воздушных и кабельных линий электропередачи среднего и высокого напряжения // *Линии электропередачи 2008: проектирование, строительство опыт эксплуатации и научнотехнический прогресс: Матер. III российской научно-практической конференции с международным участием.* – Новосибирск, 2008. – С. 17-27.
8. *Холодный С.Д.* Нагревание и охлаждение кабеля, проложенного в земле // *Электричество.* – 1964. – № 6. – С. 35-40.
9. *Morello A.* Variazioni Transitorie di Temperatura Nei Cavi per Energia // *L'Elettrotecnica.* – 1958. – Vol. XLV, No. 4. – P. 213-222.
10. *Ingersoll L.R., Zobel O.J., Ingersoll A.C.* Heat Conduction with Engineering, Geological and Other Applications. – New York: McGraw-Hill, 1954.
11. Working Group 02, CIGRE Study Committee 21: Current Ratings of Cables for Cyclic and Emergency Loads. Part 1. Cyclic Ratings (Load Factor less than 100%) and Response to a Step Function // *Electra.* – 1972. – No. 24. – P. 63-69.
12. *Prime J.B., Valdes J.G.* Systems to Monitor the Conductor Temperature of Underground Cable // *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems.* – 1981. – Vol. PAS-100, No. 1. – P. 211-219.
13. *Anders G.J.* Rating of Cables on Riser Poles, in Trays, in Tunnels and Shafts - a Review // *IEEE Transactions on Power Delivery.* – 1996. – Vol. 11, No. 1. – P. 3-11.
14. *Anders G.J., Napieralski A., Orlikowski M., Zubert M.* Advanced Modeling Techniques for Dynamic Feeder Rating Systems // *IEEE Transactions on Industry Applications.* – 2003. – Vol. 39, No. 3. – P. 619-626.
15. *Короткевич М.А., Курачинский В.В.* Прогнозирование электрической нагрузки энергосистемы на следующие сутки с использованием метода искусственных нейронных сетей. – Белорусский национальный технический университет, 2009.
16. *Дубяго М.Н., Полуянович Н.К., Пшихонов В.Х.* Оценка и прогнозирование изоляционных материалов силовых кабельных линий // *Известия ЮФУ. Технические науки.* – 2015. – № 7 (168). – С. 230-237.
17. *León, F., Anders G.J.* Effects of Backfilling on Cable Ampacity Analyzed With the Finite Element Method // *IEEE Transactions on Power Delivery.* – 2008. – Vol. 23, No. 2. – P. 537-543.
18. *Li H.J.* Estimation of Soil Thermal Parameters from Surface Temperature of Underground Cables and Prediction of Cable Rating // *IEEE Proc. – Gener. Transm. Distrib.* – 2005. – Vol. 152, No. 6. – P. 849-854.
19. *Полуянович Н.К., Дубяго М.Н., Бурьков Д.В.* Нейросетевая многоэтапная система прогнозирования ресурса силовой кабельной линии // *Математические методы в технологиях и технике.* – 2021. – № 11. – С. 20-26.
20. *Полуянович Н.К., Дубяго М.Н.* Управление пропускной способностью кабельной сетью на основе интеллектуально-информационных технологий // *Проблемы и перспективы развития энергетики, электротехники и энергоэффективности: Матер. V Международной научно-технической конференции.* – Чебоксары, 2021. – С. 122-127.

#### REFERENCES

1. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* Sovshenstvovanie metodov diagnostiki i prognozirovaniya elektroizolyatsionnykh materialov sistem energosnabzheniya [Improvement of methods of diagnostics and forecasting of electrical insulation materials of power supply systems]. Rostov-on-Donu; Taganrog: Izd-vo YuFU, 2019, 192 p.
2. *Shurykin A.A., Poluyanovich N.K.* Otsenka matematicheskogo ozhidaniya resursa izolyatsii v zadachakh povysheniya nadezhnosti elektrooborudovaniya [Estimation of the mathematical expectation of the insulation resource in problems of increasing the reliability of electrical equipment], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering Bulletin of the Don], 2019, No. 2. (53), pp. 16.
3. *Neher J.H. McGrath M.H.* Calculation of the Temperature Rise and Load Capability of Cable Systems, *AIEE Transactions*, 1957, Vol. 76, Part 3, pp. 755-772.
4. *Anders G.J.* Rating of Cables on Riser Poles, in Trays, in Tunnels and Shafts - a Review, *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1996, Vol. 11, No. 1, pp. 3-11.

5. *Sellers S.M., Black W.Z.* Refinements to the Neher-McGrath Model for Calculating the Ampacity of Underground Cables, *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1996, Vol. 11, No. 1, pp. 12-30.
6. *Lavrov Yu.A.* Kabeli vysokogo napryazheniya s izolyatsiyey iz sshitogo polietilena. Trebovaniya ekonomichnosti, nadezhnosti, ekologichnosti [High voltage cables with insulation made of cross-linked polyethylene. Requirements of economy, reliability, environmental friendliness], *Novosti elektrotehniki* [News of electrical engineering], 2008, No. 2.
7. *Lavrov Yu.A.* Sistemnyy podkhod k proektirovaniyu vozduzhnykh i kabel'nykh liniy elektroperedachi srednego i vysokogo napryazheniya [System approach to the design of overhead and cable power transmission lines of medium and high voltage], *Linii elektroperedachi 2008: proektirovanie, stroitel'stvo opyt ekspluatatsii i nauchnotekhnicheskii progress: Mater. III rossiyskoy nauchno-prakticheskaya konferentsiya s mezhdunarodnym uchastiem* [Power transmission lines 2008: design, construction experience of operation and scientific and technical progress: Materials of the III Russian scientific and practical conference with international participation]. Novosibirsk, 2008, pp. 17-27.
8. *Kholodnyy S.D.* Nagrevanie i okhlazhdenie kabelya, prolozhennogo v zemle [Heating and cooling of a cable laid in the ground], *Elektrichestvo* [Electricity], 1964, No. 6, pp. 35-40.
9. *Morello A.* Variazioni Transitorie di Temperatura Nei Cavi per Energia, *L'Elettrotecnica*, 1958, Vol. XLV, No. 4, pp. 213-222.
10. *Ingersoll L.R., Zobel O.J., Ingersoll A.C.* Heat Conduction with Engineering, Geological and Other Applications. New York: McGraw-Hill, 1954.
11. Working Group 02, CIGRE Study Committee 21: Current Ratings of Cables for Cyclic and Emergency Loads. Part 1. Cyclic Ratings (Load Factor less than 100%) and Response to a Step Function, *Electra*, 1972, No. 24, pp. 63-69.
12. *Prime J.B., Valdes J.G.* Systems to Monitor the Conductor Temperature of Underground Cable, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 1981, Vol. PAS-100, No. 1, pp. 211-219.
13. *Anders G.J.* Rating of Cables on Riser Poles, in Trays, in Tunnels and Shafts - a Review, *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1996, Vol. 11, No. 1, pp. 3-11.
14. *Anders G.J., Napieralski A., Orlikowski M., Zubert M.* Advanced Modeling Techniques for Dynamic Feeder Rating Systems, *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2003, Vol. 39, No. 3, pp. 619-626.
15. *Korotkevich M.A., Kurachinskiy V.V.* Prognozirovaniye elektricheskoy nagruzki energosistemy na sleduyushchie sutki s ispol'zovaniyem metoda iskusstvennykh neyronnykh setey [Forecasting of electrical load power systems for the next day using the method of artificial neural networks]. Belorusskiy natsional'nyy tekhnicheskii universitet, 2009.
16. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K., Pshikhopov V.Kh.* Otsenka i prognozirovaniye izolatsionnykh materialov silovykh kabel'nykh liniy [Evaluation and forecasting of insulating materials of power cable lines], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2015, No. 7 (168), pp. 230-237.
17. *León, F., Anders G.J.* Effects of Backfilling on Cable Ampacity Analyzed With the Finite Element Method, *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2008, Vol. 23, No. 2, pp. 537-543.
18. *Li H.J.* Estimation of Soil Thermal Parameters from Surface Temperature of Underground Cables and Prediction of Cable Rating, *IEEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 2005, Vol. 152, No. 6, pp. 849-854.
19. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N., Bur'kov D.V.* Neyrosetevaya mnogoetapnaya sistema prognozirovaniya resursa silovoy kabel'noy linii [Neural network multi-stage system for predicting the power cable line resource], *Matematicheskie metody v tekhnologiyakh i tekhnike* [Mathematical methods in technology and engineering], 2021, No. 11, pp. 20-26.
20. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Upravlenie propusknoy sposobnost'yu kabel'noy set'yu na osnove intellektual'no-informatsionnykh tekhnologiy [Cable network bandwidth management based on intellectual and information technologies], *Problemy i perspektivy razvitiya energetiki, elektrotehniki i energoeffektivnosti: Mater. V Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [Problems and prospects for the development of energy, electrical engineering and energy efficiency: Materials of the V International Scientific and Technical Conference]. Cheboksary, 2021, pp. 122-127.

Статью рекомендовал к опубликованию д.ф.-м.н., профессор А.А. Лаврентьев.

**Полуянович Николай Константинович** – Южный федеральный университет; e-mail: nik1-58@mail.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 89508609983; кафедра электротехники и мехатроники.

**Азаров Николай Васильевич** – e-mail: s.t.a.l.k.e.r999@yandex.ru; тел.: 89180242843; кафедра электротехники и мехатроники.

**Дубяго Марина Николаевна** – e-mail: w\_m88@mail.ru; тел.: 89281758225; кафедра электротехники и мехатроники; аспирант.

**Poluyanovich Nikolay Konstantinovich.** – Southern Federal University; e-mail: nik1-58@mail.ru; Taganrog, Russia; phone: +79508609983; the department of electric technics and mechatronics.

**Azarov Nikolay Vasilyevich** – e-mail: s.t.a.l.k.e.r999@yandex.ru; phone: +79180242843; the department of electric technics and mechatronics.

**Dubyago Marina Nikolaevna** – e-mail: w\_m88@mail.ru; phone: +79281758225; the department of electrical engineering and mechatronics; graduate student.

УДК 004.056.53

DOI 10.18522/2311-3103-2022-3-103-118

**Ю.А. Заргарян, В.И. Кошенский, К.О. Кирсанов, М.С. Пресняков**

### **ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИИ BLUETOOTH LOW ENERGY ДЛЯ КОНТРОЛЯ ПЕРЕМЕЩЕНИЯ ЛЮДЕЙ В ПОМЕЩЕНИЯХ**

*Отслеживание местоположения человека в большой стране, большом городе и даже районе давно стало реальностью. Благодаря спутникам появилась возможность точно узнать, где находится человек. Однако такие технологии в большей степени предназначены для определения местоположения на открытой местности, и их сигнал не способен преодолеть большие железобетонные конструкции, а также стены и перекрытия в здании. В данной работе предлагается решение такой проблемы, рассматривается система контроля перемещения людей в помещениях. Такая система не только определяет положение, где находится человек, с точностью до полуметра, но и создаёт базу данных, в которой отображается, дата, время и место обнаружения человека, а также его идентификация с указанием, кто конкретно был обнаружен. Система, описанная в данной работе, очень проста в понимании и имеет низкую стоимость. Работает она с микроконтроллером ESP32 и основана на базе беспроводной технологии передачи данных Bluetooth Low Energy. Микроконтроллер ESP32 выступает в качестве сканера сигнала с параметром RSSI. Полученные данные, а именно RSSI и уникальный идентификатор, который направлен на определение личности человека, отправляются на сервер ThingSpeak, где рассчитывается расстояние до источника, в качестве которого выступает смартфон, определяя его местоположение и фиксирует перемещение. При этом используются методы повышения точности, такие как алгоритм Fingerprint. Во всем помещении на этапе установки системы собираются «отпечатки» в пределах контролируемой территории, у таких контрольных точек определяются эталонные значения RSSI, именно на их основе и происходит определение местоположения человека. Также в данном материале рассматривается решение задачи идентификации и контроля приближения людей к охраняемому объекту и организация системы сбора и хранения статистики посещения подконтрольного объекта.*

*Контроль перемещения; микроконтроллер ESP32; BLE; алгоритм Fingerprint; идентификация; контроль приближения; сбор и хранение статистики.*