

Н.К. Полуянович, Н.В. Азаров, А.В. Огреничев, М.Н. Дубяго

МНОГОЭТАПНЫЙ МЕТОД КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕМПЕРАТУРНЫХ РЕЖИМОВ В СИЛОВОМ КАБЕЛЕ

Статья посвящена исследованиям вопросам создания диагностики и прогнозирования термофлуктуационных процессов изоляционных материалов силовых кабельных линий (СКЛ) электроэнергетических систем на основе таких методов искусственного интеллекта, как нейронные сети и нечеткая логика. Показана необходимость разработки более совершенной методики анализа тепловых режимов в СКЛ. Обоснована актуальность задачи создания нейросетей (НС) для оценки пропускной способности, расчёта и прогнозирования температуры жил СКЛ в режиме реального времени на основе данных системы температурного мониторинга, с учетом изменения токовой нагрузки линии и внешних условий теплоотвода. По основным критериям проведено сравнение традиционных и нейросетевых алгоритмов для прогнозирования, показало преимущество НС методов. Проведена классификация НС методов и моделей прогнозирования температурных режимов КЛ. Предложенный нейросетевой алгоритм прогнозирования характеристик электрической изоляции был апробирован на контрольной выборке экспериментальных данных, по которым обучение искусственной нейронной сети не проводилось. Результаты прогноза показали эффективность выбранной модели. Для решения задачи прогнозирования ресурса СКЛ была выбрана сеть с прямым распространением данных и обратного распространения ошибки, т.к. сети такого типа в совокупности с активационной функцией в виде гиперболического тангенса являются в некоторой степени универсальной структурой для многих задач аппроксимации, приближения и прогнозирования. Разработана нейросеть для определения температурного режима токоведущей жилы силового кабеля. Проведен сравнительный анализ экспериментальных и расчетных характеристик распределений температуры, при этом исследовались различные нагрузочные режимы работы и функции изменения тока кабеля. При анализе данных было определено, что максимальное отклонение данных, полученных от нейросети от данных обучающей выборки, составило менее 2,2 % что является вполне приемлемым результатом. Модель может быть использована в устройствах и системах непрерывного диагностирования силовых кабелей по температурным режимам.

Искусственный интеллект; нейронные сети; термофлуктуационные процессы; изоляционные материалы; прогнозирование; надежность систем энергоснабжения.

N.K. Poluyanovich, N. V. Azarov, A.V. Ogrenichev, M. N. Dubyago

MULTI-STAGE METHOD FOR SHORT-TERM FORECASTING OF TEMPERATURE CHANGES MODES IN THE POWER CABLE

The article is devoted to research on the creation of diagnostics and prediction of thermofluctuation processes of insulating materials of power cable lines (PCL) of electric power systems based on such methods of artificial intelligence as neural networks and fuzzy logic. The necessity of developing a better methodology for the analysis of thermal conditions in PCL is shown. The urgency of the task of creating neural networks (NS) for assessing the throughput, calculating and predicting the temperature of PCL conductors in real time based on the data of the temperature monitoring system, taking into account changes in the current load of the line and the external conditions of the heat sink, is substantiated. Based on the main criteria, traditional and neural network algorithms for forecasting are compared, and the advantage of NS methods is shown. The classification of NS methods and models for predicting the temperature conditions of cosmic rays has been carried out. The proposed neural network algorithm for predicting the characteristics of electrical isolation was tested on a control sample of experimental data on which training of an artificial neural network was not carried out. The forecast results showed the effectiveness of the selected model. To solve the problem of PCL resource prediction, a network was selected with direct data distribution and back propagation of the error, because Networks of this

type, together with the activation function in the form of a hyperbolic tangent, are to some extent a universal structure for many problems of approximation, approximation, and forecasting. A neural network was developed to determine the temperature regime of a current-carrying core of a power cable. A comparative analysis of the experimental and calculated characteristics of the temperature distributions was carried out, while various load modes and the functions of changing the cable current were investigated. When analyzing the data, it was determined that the maximum deviation of the data received from the neural network from the data of the training sample was less than 2.2 %, which is an acceptable result. The model can be used in devices and systems for continuous diagnosis of power cables by temperature conditions.

Artificial intelligence; neural networks; thermal fluctuation processes; insulation materials; forecasting; reliability of power supply systems.

Введение и постановка задачи. Устойчивое функционирование электросетевого комплекса невозможно без надежной и качественной работы распределительных электрических сетей 6–10/0,4 кВ, которые являются завершающим звеном в системе обеспечения потребителей электрической энергией и находятся в непосредственном взаимодействии с конкретным потребителем [1]. К настоящему моменту значительная часть работающих силовых кабельных линий (СКЛ) выработала свой нормативный ресурс, однако возможности по его замене весьма ограничены. Результаты эксплуатации СКЛ свидетельствуют о том, что основной причиной его отказов является снижение электрической прочности изоляции. В процессе эксплуатации изоляция СКЛ подвергаются тепловым, электрическим, химическим, механическим и другим видам воздействий, в результате чего происходит изменение её электрических свойств и, как следствие, некоторые изменения претерпевают и технические характеристики изоляционных материалов [2]. В этих условиях важно разработать долговременную программу по обновлению СКЛ. Реализация такой программы требует разработки новых методов оценки и поддержания технического состояния действующего оборудования кабельных систем на заданном уровне и продления его работоспособности на максимально возможный срок.

Важной характеристикой СКЛ систем электроснабжения является нагрузочная способность, определяемая тепловым режимом, по которой рассчитывается площадь поперечного сечения и их пропускная способность [3]. Расчёт пропускной способности необходим и осуществляется при проектировании СКЛ. Однако использование даже самых точных методик не позволяет учесть на практике все нюансы, которые весьма существенно влияют на температурный режим работы СКЛ. В связи с этим, при проектировании СКЛ стремятся выбирать коэффициенты с определённым запасом, поэтому в ряде случаев кабели оказываются недогруженными, а иногда работают на пределе температурного режима [3]. Одним из решений указанной проблемы является мониторинг температуры кабеля во время работы.

Текущий анализ диагностических систем подтверждает, что имеется объективная научно-техническая проблема создания комплексных систем диагностирования, построенных на разносторонних принципах, дающих высокий уровень достоверности постановки диагноза и прогнозирования технического состояния СКЛ. Перспективным направлением является создание инфраструктуры диагностирования неисправностей СКЛ, основанной на использовании искусственных нейронных сетей. Искусственные нейронные сети (ИНС) в задачах диагностирования и прогнозирования остаточного ресурса изоляционных материалов могут служить в роли подсистемы выборки и принятия решений, а затем отдавать полученные данные другим подсистемам управления.

Применение интеллектуальной системы управления приведет к повышению общей надежности энергосети и повышению энергоэффективности функционирования энергетического сектора, уменьшению влияния человеческого фактора и снижению аварийных ситуаций.

- ◆ задачей исследования являются разработка интеллектуальной системы прогнозирования температуры жилы СКЛ для планирования режимов работы электросети с целью повышения надежности и энергоэффективности их взаимодействия с объединенной энергосистемой;

- ◆ целью исследования является повышение надежности и энергоэффективности распределенных энергосистем за счёт применения новых неразрушающих методов и алгоритмов мониторинга и диагностики ресурса СКЛ на базе искусственных нейронных сетей для краткосрочного и среднесрочного прогнозирования температурных режимов токоведущей жилы силовых кабельных линий.

Задачи диагностики и прогнозирования термофлуктуационных процессов СКЛ. Различаются методики по расчету стационарных и нестационарных тепловых процессов в кабеле, методики без возможности анализа тепловых полей и с возможностью анализа тепловых полей, методики на основе эмпирических зависимостей и на основе дифференциальных уравнений.

Нормативным документом, устанавливающим расчет тепловых процессов в силовых кабелях, является МЭК 60287 и его российский аналог ГОСТ [5–7]. Методика расчета номинальной токовой нагрузки СКЛ, исходя из допустимой температуры жилы рассматривается в ГОСТ 60287-1-1 [5]. Методика корректировки соотношений из ГОСТ 60287-2-1 с учетом влияния соседних кабелей приводится в ГОСТ 60287-2-2 [7]. Тепловые процессы в одножильном одиночном кабеле, проложенном в воздухе, и соответствующие краевые условия описываются в [8] системой квазилинейных дифференциальных уравнений параболического типа. Методика расчета тепловых полей СКЛ на основе решения связанной задачи электродинамики и теплопередачи для СПЭ кабелей с помощью уравнения плоскопараллельного квазистационарного поля, рассматривается в [9]. Даны расчетные картины тепловых полей с учетом токов в экране кабеля. Расчет стационарных тепловых процессов в кабеле подробно рассмотрен [10], а приведенные соотношения показывают, что рассмотренные выше стандарты МЭК созданы на их основе. Методика расчета тепловых сопротивлений для кабелей, проложенных под землей, рассматривается в [11], а приведенные соотношения аналогичны с рекомендуемыми МЭК. Стационарные тепловые процессы в СКЛ, рассматриваемые МЭК и ГОСТ, больше освещены в литературе чем нестационарные режимы, что связано со сложностью получения достаточно адекватных соотношений и алгоритмов на их основе. Многофакторность задачи обусловила тот факт, что большинство традиционных методик расчета базируется на эмпирических зависимостях и коэффициентах, что ограничивает их применимость диапазоном воздействующих факторов и условиями окружающей среды. Даже в случае сложной системы дифференциальных уравнений уйти от эмпирических коэффициентов очень сложно. С точки зрения теплотехники силовой кабель не является сложной системой, однако факторы окружающей среды и электромагнитные процессы усложняют задачу анализа тепловых режимов на несколько порядков. Способ прокладки кабеля, изменение параметров почвы, способы заземления экранов, взаимоиндукция между жилами, краевой и поверхностный эффекты, электрические параметры изоляции – это и многое другое влияет на тепловые процессы в кабеле. Стремление существующих методик расчета учесть все эти факторы приводит к значительному усложнению алгоритмов и снижению гарантии их адекватности при изменении внешних условий.

Таким образом, существует необходимость разработки более совершенной методики анализа тепловых режимов СКЛ, максимально инвариантной к внешним условиям. Поставим задачу разработать математическую модель тепловых процессов силового кабеля, не использующую эмпирические коэффициенты и зависимости, но позволяющую вести расчет температуры наиболее нагретой точки изоляции кабеля с достаточной точностью.

1. Прогнозирование термофлуктуационных процессов. Анализ полученных результатов по прогнозированию изменения технического состояния изоляции СКЛ в условиях эксплуатации с использованием результатов эксплуатационного мониторинга [3] показал, что такие методы позволяют повысить эффективность эксплуатации кабельных систем.

Прогнозирование проводится в различных временных диапазонах. В работе [12], например, временные диапазоны прогнозирования классифицируются следующим образом: в пределах текущих суток – оперативный прогноз; вперед на сутки-неделю-месяц – краткосрочный; на месяц-квартал-год – долгосрочный.

Традиционные статистические модели могут быть условно разделены на регрессионные модели и модели на основе временных рядов. Подробное обсуждение этих моделей приведено в [13]. С развитием теории новых информационных технологий в последнее десятилетие было предложено решение задачи прогнозирования нагрузки нетрадиционными методами, а именно, с использованием моделей на основе экспертных систем и искусственных нейронных сетей [14–17]. Предпочтение таких моделей традиционным обусловлено тем, что не требуется построения модели объекта, не теряется работоспособность при неполной входной информации. Они обладают устойчивостью к помехам, имеют высокое быстродействие.

В настоящее время существует много методов, позволяющих производить прогнозирование в электроэнергетической системе [18].

Качество прогноза во многом зависит от выбранной математической модели [19]. Основным недостатком существующих методов прогноза нагрузки состоит в необходимости построения модели нагрузки, т.е. зависимости нагрузки от влияющих факторов, и постоянного ее уточнения. Другой недостаток состоит в неточном установлении соотношения между входными и выходными переменными, так как зависимости между ними нелинейные. Входные переменные представляют собой название дня недели, ретроспективные данные о нагрузке, информацию о температуре окружающего воздуха, влажности, и др. Выходные переменные – это предстоящая нагрузка на каждый час суток.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) [20] способна установить сколь угодно сложные соотношения между различными оперативно вводимыми, непрерывно изменяющимися исходными данными.

Обычно прогнозирование какого-либо параметра выполняется на величину шага скользящего окна по обучающей выборке [21]. В случае необходимости долгосрочного прогноза применяется последовательный итерационный прогноз на величину шага, кратного шагу обучающей выборки. При этом качество долгосрочного прогноза обычно ухудшается с ростом числа итераций прогноза (например, при увеличении временного периода прогноза) [22].

Для решения проблемы ухудшения долгосрочного прогноза было предложено использовать в качестве оценки качества обучения не отклонение в величине прогноза на один шаг скользящего окна по обучающей выборке, а суммарное отклонение прогноза по всем значениям обучающей выборки, причем с получением новых значений на основе прогноза, полученного на предыдущем шаге. Полученные значения поступали в скользящее окно вместо экспериментальных данных, и на этих значениях строился новый прогноз, также по пяти параметрам.

2. Метод скользящего окна в многоэтапном прогнозировании. Прогнозирование временных рядов может быть реализовано с помощью нейронной сети в виде многослойного персептрона (MLP). В работе используется метод обучения с учителем. Прогнозируемой величиной является температура поверхности силового кабеля (θз.о). Обучение с учителем – метод, в котором существует некоторое количество входов (X) и выходов (y) и используется алгоритм обучения отображения от входа к выходу:

$$Y = f(X).$$

Метод основан на аппроксимации входных параметров таким образом, чтобы при подаче на вход новых данных (X), можно было бы спрогнозировать выходные данные (Y).

Цель исследования. Для использования метода обучения с учителем, необходимо преобразовать временной ряд ($\theta_{з.о}$) в определенный вид, приемлемый для метода подконтрольного обучения. В работе временной ряд представляет собой температуры силового кабеля, снятые послойно (рис. 1), в нашем случае используется температура на поверхности силового кабеля ($\theta_{з.о}$).

Пример обучения с учителем может быть проиллюстрирован табл. 1, где один из столбцов является входными данными (X), а второй – выходными данными (y).

Таблица 1

Пример данных обучения с учителем.

Время	$\theta_{з.о}$	$I_{ж}$	N_k
1	23	460	1
2	23.06	460	1
3	23.12	460	1
4	23.19	460	1
5	23.25	460	1

Алгоритм итеративно делает прогноз на основании данных обучающей выборки ($X(n)$) и корректируется, обновляя весовые коэффициенты. Обучение прекращается после того, как достигается приемлемый уровень эффективности (минимальная ошибка прогноза E).

2.1. Применение метода скользящего окна для преобразования временных рядов. Временной ряд в виде температуры поверхности СКЛ ($\theta_{з.о}$) необходимо преобразовать для последующего контролируемого обучения НС (обучения с учителем). Суть преобразования данного временного ряда заключается в формировании временного ряда ($\theta_{з.о}$) в определенном порядке, при котором первое значение временного ряда X_1 устанавливается как входной параметр ($\theta_{з.о_1}$), а последующее значение X_1 устанавливается как выходной параметр (Y_1). Пример представлен в табл. 2.

Таблица 2

Пример данных временного ряда.

Время	Входные переменные X_n		
	$\theta_{з.о}$	$I_{ж}$	N_k
1	23	460	1
2	23.06	460	1
3	23.12	460	1
4	23.19	460	1
5	23.25	460	1

После преобразования данные будут сформированы следующим образом (табл. 3), где X – это входной параметр ($\theta_{з.о_1}$), а Y – выходной ($\theta_{з.о_2}$):

Таблица 3

Преобразованные данные

Входные переменные X_n			Выходные переменные Y_n
$\theta_{з.о}(n)$	$I_{ж}$	N_k	$\theta_{з.о}(n+1)$
?	?	?	23
23	460	1	23.06
23.06	460	1	23.12
23.12	460	1	23.19
23.19	460	1	?

При сравнении второй и третьей таблиц видно:

- ◆ порядок данных (X_n) строго сохранен;
- ◆ так как первое значение столбца выходных данных (Y_n) не имеет предыдущего результата, то данную строку необходимо удалить;
- ◆ как и в первом случае, в последней строке входных данных (X_n) так же не хватает одного значения, поэтому ее необходимо удалить.

Ранее установлено, что использование предыдущего шага по времени, чтобы спрогнозировать следующий шаг называется скользящим окном. В статистике и анализе временных рядов это называется задержкой или методом задержки. Метод скользящего окна позволяет преобразовать любой набор временного ряда для подконтрольного обучения НС (обучения с учителем).

2.2. Метод скользящего окна в многомерном временном ряду. По количеству значений временные ряды делятся на:

- ◆ одномерные временные ряды – набор данных, где дано единственное значение в единицу времени, например показатель температуры каждый час;
- ◆ многомерные временные ряды – набор данных, где два или более значения даны за единицу времени, например показатель температуры каждый час, а также сила действующего тока и температура окружающей среды.

В работе временной ряд является многомерным, т.к. кроме температуры на поверхности кабеля ($\theta_{з.о}$) также учитывается сила действующего тока ($I_{ж}$) и номер кабеля (N_k).

Пример многомерного временного ряда приведен в табл. 4.

Таблица 4

Многомерные временной ряд

Время	Входные переменные X_n		
	$\theta_{з.о}$	$I_{ж}$	N_k
1	23	460	1
2	23.06	460	1
3	23.12	460	1
4	23.19	460	1
5	23.25	460	1

Для того чтобы спрогнозировать следующее значение временного ряда вышеуказанным методом, необходимо преобразовать временной ряд для обучения с учителем. Для этого необходимо воспользоваться методом скользящего окна. Таким образом, получили три входа ($X_n = \theta_{з.о}(n), I_{ж}, N_k$) и один выход $Y_n = \theta_{з.о}(n+1)$ для каждой записи (табл. 5):

Таблица 5

Сформированный многомерный временной ряд для подконтрольного обучения

Входные переменные X_n			Выходные переменные Y_n
$\theta_{з.о}(n)$	$I_{ж}$	N_k	$\theta_{з.о}(n+1)$
?	?	?	23
23	460	1	23.06
23.06	460	1	23.12
23.12	460	1	23.19
23.19	460	1	?

Для прогнозирования более чем на один шаг вперед необходимо воспользоваться методом многоэтапного прогнозирования.

2.3. Скользящее окно в многоэтапном прогнозировании. Прогнозирование бывает двух видов:

- ◆ одноэтапный прогноз – прогнозирование на один шаг вперед ($t + 1$);
- ◆ многоэтапный прогноз – прогнозирование на два и более шагов ($t + n$).

Вышеприведённые примеры являются одноэтапными прогнозами временных рядов. Для многоэтапного прогнозирования необходимо воспользоваться методом скользящего окна.

Для построения многоэтапного прогноза многомерного ряда воспользуемся данными, приведенными в табл. 5.

Входные ($X_n = \theta_{з.о}(n), I_{ж}, N_k$) и выходные ($Y_n = \theta_{з.о}(n+1), \theta_{з.о}(n+2)$) переменные формируются таким образом, чтобы ширина окна была равна одному шагу, а прогноз был двухэтапным, получаем преобразованный многомерный временной ряд (табл. 6).

Таблица 6

Многомерный временной ряд с двухэтапным прогнозом

Входные переменные X_n			Выходные переменные Y_n	
$\theta_{з.о}(n)$	$I_{ж}$	N_k	$\theta_{з.о}(n+1)$	$\theta_{з.о}(n+2)$
?	?	?	23	23.06
23	460	1	23.06	23.12
23.06	460	1	23.12	23.19
23.12	460	1	23.19	23.25
23.19	460	1	23.25	?
23.25	460	1	?	?

Из табл. 6 видно, что первая запись входных параметров (X_n) и две последних записи выходных параметров (Y_n) должны быть удалены, т.к. они бесполезны. Для достижения необходимой точности и производительности модели нейросети для прогнозирования температуры поверхности силового кабеля ($\theta_{з.о}$) необходимы аккуратность и множество экспериментов для подбора необходимой ширины скользящего окна.

2.4. Математическое описание алгоритма метода скользящего окна. Для надежного, бесперебойного электроснабжения потребителей необходима оценки длительно допустимых значений нагрева жилы кабеля напряжением 6–10 кВ с

изоляция из сшитого полиэтилена при различных значениях тока жилы кабеля. В режиме динамически изменяющейся нагрузки силового кабеля необходим прогноз его температурного режима не на одну единицу наблюдения, а на несколько. Для этого в качестве целевых выбирается соответствующее число значений, которое называется горизонтом прогноза. Количество наблюдений ряда, которые берутся в качестве входных значений называется глубиной прогноза.

На первом этапе необходимо было решить задачи выбора и анализа модели НС, идентификация ее параметров и наконец проверка модели на адекватность. Основная задача заключается в построении обоснованных вычислительных алгоритмов прогноза и их нейросетевой реализации.

Рассмотрим задачу построения прогноза не на одну единицу наблюдения, а на несколько. Для этого в качестве целевых выбирается соответствующее число значений, которое называется горизонтом прогноза.

Количество наблюдений ряда, которые берутся в качестве входных значений называется глубиной прогноза.

Алгоритм трансформации, позволяющий из членов временного ряда ($X(n)$) входных параметров СКЛ:

$\theta_{з.о}(1...n)$ – температура защитной оболочки, $\theta_{о.с}(1...n)$ – температура окружающей среды, $I_{ж}(1...n)$ – ток в жиле СКЛ сформировать “окно”, являющееся обучающим множеством для построения прогноза.

Окно представляет собой временной интервал, содержащий набор значений ($\theta_{з.о}(1...n)$, $I_{ж}(1...n)$, $\theta_{о.с}(1...n)$), которые используются для формирования обучающего примера.

В процессе работы алгоритма окно смещается по временной последовательности на единицу наблюдения, и каждое положение окна образует один пример. Алгоритм трансформации представлен на рис. 1,а.

При краткосрочном прогнозировании чаще используются искусственные нейронные сети с нелинейными функциями активации. Для построения многоэтапного прогноза (рис. 1,б) многомерного ряда входные ($X_n = \theta_{з.о}(n)$ $I_{ж} N_k$) и выходные ($Y_n = \theta_{з.о}(n+1)$, $\theta_{з.о}(n+2)$) переменные формируются таким образом, чтобы ширина окна была равна одному шагу, а прогноз был двухэтапным, получаем преобразованный многомерный временной ряд. Алгоритм итеративно делает прогноз на основании данных обучающей выборки $X(n)$ и корректируется, обновляя весовые коэффициенты. Обучение прекращается после того, как достигается приемлемый уровень эффективности (минимальная ошибка прогноза E).

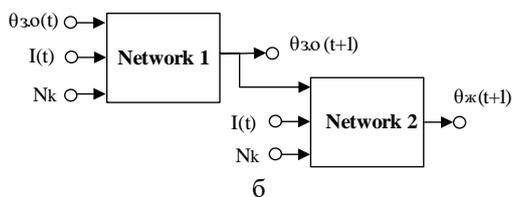
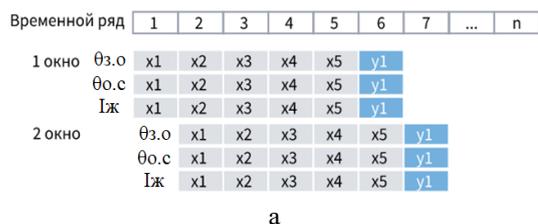


Рис. 1. Метод скользящего окна: а – алгоритм трансформации, б – архитектура последовательно распространяемой структуры

3. Экспериментальные исследования по обучающей выборки. Для составления модели прогнозирования на базе ИНС была выбрана система Matlab. При прогнозировании температуры жилы кабеля создание, обучение и моделирование нейронной сети осуществлялось с помощью Neural Network Toolbox в системе Matlab. Исследованы термофлуктуационные процессы в силовом кабеле (без повреждений) АПв Пу г-1х240/25-10 при реальной диаграмме действующего значения тока жилы кабеля и разработанной модели прогноза с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС) на глубоких [23, 25] ретроспективных данных температур исследуемого кабеля за 2015–2019 годы.

База данных (рис. 2) содержит данные обучающей выборки, для исходных образцов кабеля (нового) и состаренных образцов – тестирующая выборка. Содержатся значения по температуре $\theta_{з.о.}$, $\theta_{о.с}$ – защитной оболочки, окружающей среды, получены в ходе работы с реальными образцами силового кабеля АПв Пу г-1х240/25-10.



Рис. 2. Структура базы данных

С помощью многоэтапного метода краткосрочного прогнозирования были исследованы четыре образца СКЛ. Диаграммы прогнозируемых и экспериментальных температур кабеля № 5, 6, 7, 8 приведены на рис. 3. Величины ошибки многоэтапного прогноза температуры жил различных образцов кабеля, приведены в табл. 7.

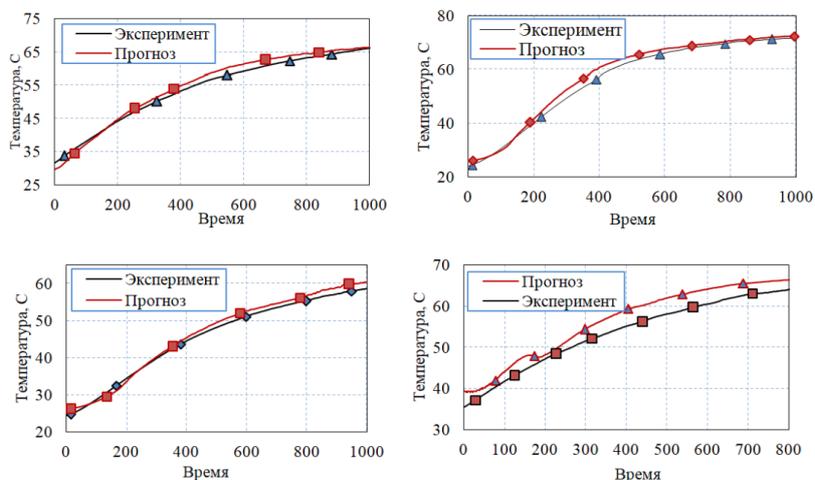


Рис. 3. График прогнозируемых и экспериментальных температур кабеля № 5, 6, 7, 8

Таблица 7

Результаты многоэтапного прогнозирования температуры кабеля

Тип нейронной сети	Номер образца кабеля	Средняя ошибка прогноза	
		ε , °C,	ε , %
Многослойный перцептрон (MLP) / Multilayered perceptron (MLP)	Кабель № 5	2.5	3.7 %
	Кабель № 6	3.8	5.3 %
	Кабель № 7	2.3	3.3 %
	Кабель № 8	4.6	5.8 %

Вывод. При анализе данных было определено, что максимальное отклонение данных нейросети (НС) от данных обучающей выборки, составило не более – 5.8 %, что является вполне приемлемым результатом.

Для подтверждения работоспособности модели проведено исследование. Для каждого значения тока жилы экспериментально сняты значения температур ($\theta_{z.o}$, $\theta_{o.c}$) по 1000 точек, построен график температурной зависимости $\theta_{o.c}$, рис. 3,а (эксперимент). Используя метод многоэтапного прогнозирования и отснятую в тысячу точек выборку построена спрогнозированная зависимость $\theta_{o.c}$ на 2000 точек, рис. 4,а (прогноз). Затем были до сняты экспериментальные данные до 2000 значений ($\theta_{z.o}$, $\theta_{o.c}$), рис. 3,б (эксперимент) и проведено сравнение этих диаграмм. Результаты прогноза подтвердились. Средняя ошибка прогноза для тестовой выборки составила 2,2 процента, табл. 8.

Таблица 8

Результаты погрешности прогноза

Номер образца кабеля	Средняя ошибка прогноза	
	ε , °C,	ε , %
Кабель № 7	1,13	2,2 %

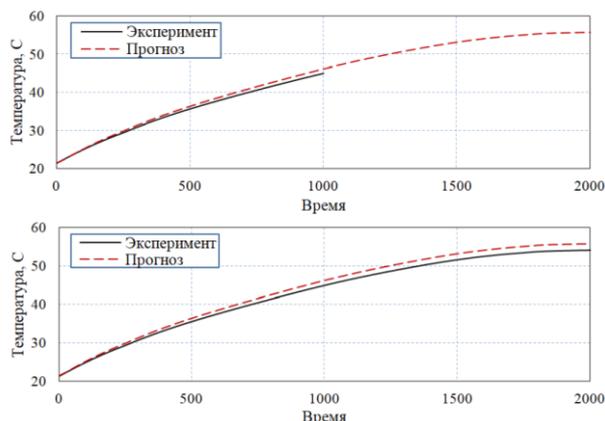


Рис. 4. Графики экспериментальных и прогнозируемых температур кабеля № 7 (состаренного)

Вывод. Предложенный нейросетевой алгоритм прогнозирования характеристик электрической изоляции был апробирован на контрольной выборке экспериментальных данных, по которым обучение искусственной нейронной сети не проводилось. Результаты прогноза показали эффективность выбранной модели. Многоэтапный метод прогнозирования температурного режима токоведущей жилы силового кабеля позволяет осуществлять прогноз для тестовых данных с погрешностью в 2,2 %

Заключение. Предложена методика и разработана нейросеть для определения температурного режима токоведущей жилы силового кабеля. Предложенный нейросетевой алгоритм прогнозирования характеристик электрической изоляции был апробирован на контрольной выборке экспериментальных данных, по которым обучение искусственной нейронной сети не проводилось. Результаты прогноза показали эффективность выбранной модели. Разработан многоэтапный метод прогнозирования ресурса позволяет осуществлять прогноз для тестовых данных с погрешностью в 2,2 %. Для прогнозирования более чем на один шаг вперед необходимо воспользоваться методом многоэтапного прогнозирования. Основная область применения разработанной нейросети для определения температурного режима токоведущей жилы заключается в диагностике и прогнозировании ресурса ЭИ силового кабеля.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Положение ОАО «Россети» о единой технической политике в электросетевом комплексе. – М.: ОАО «Россети», 2013. – 196 с.
2. Анищенко В.А., Колосова И.В. Основы надежности систем электроснабжения. – Мн.: БНТУ, 2007.
3. Дубяго М.Н., Полуянович Н.К. Совершенствование методов диагностики и прогнозирования электроизоляционных материалов систем энергоснабжения. Южный федеральный университет. – Ростов-на-Дону; Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2019. – 192 с.
4. Каталог оборудования компании LIOS Technology GmbH – 2010.
5. ГОСТ Р МЭК 60287-1-1. Кабели электрические. Расчет номинальной токовой нагрузки. Ч. 1-1. Уравнения для расчета номинальной токовой нагрузки и расчет потерь. Общие положения. – М.: Стандартинформ, 2009. – 28 с.
6. ГОСТ Р МЭК 60287-1-2. Кабели электрические. Расчет номинальной токовой нагрузки. Ч. 1-2. Уравнения для расчета номинальной токовой нагрузки и расчет потерь. Коэффициенты потерь, обусловленных вихревыми токами в оболочке, для двух цепей, расположенных в одной плоскости. – М.: Стандартинформ, 2009. – 23 с.

7. ГОСТ Р МЭК 60287-2-2. Кабели электрические. Расчет номинальной токовой нагрузки. Ч. 2-2. Тепловое сопротивление. Метод расчета коэффициентов снижения максимально допустимой токовой нагрузки для групп кабелей, проложенных на воздухе и защищенных от прямого солнечного излучения. – М.: Стандартинформ, 2009. – 12 с.
8. Ларина Э.Т. [и др.]. Расчет переходных тепловых режимов одножильного силового кабеля с пластмассовой изоляцией, проложенного в воздухе // Электротехника. – 1991. – № 10. – С. 39-42.
9. Тутков, В.В. К оценке теплового режима трехфазной линии из СПЭ-кабеля // Кабель-News. – 2009. – № 10. – С. 47-51.
10. Neher J.M., McGrath M.H. The calculation of the temperature rise and load capability of cable systems // Philadelphia electric company. – October 1957. – P. 752-763.
11. Leon F. Calculation of underground cable ampacity // CYME international T&D Inc. – 2005.
12. Меламед М.А. Современные методы анализа и прогнозирования режимов электропотребления в электроэнергетических системах // Итоги науки и техники. Серия «Энергетические системы и их автоматизация». – 1988. – Т. 4. – С. 4-111.
13. Gross G. and Galiana F.D. Short term load forecasting // Proc. IEEE. – 1987. – Vol. 75, No. 12. – P. 1558-1573.
14. Chen S.T., David C.Y., Moghaddamjo A.R. Weather sensitive short-term load forecasting using non fully connected artificial neural network // IEEE Trans. on Power Systems. – 1992. – Vol. 7, No. 3. – P. 1098-1105.
15. Hsy Y., Ho K. Fuzzy expert systems: An application to short term load forecasting // IEE Proceedings – C. – 1992. – Vol. 139, No. 6. – P. 471-477.
16. Lee K.Y., Park J.H. Short-term load forecasting using an artificial neural network // IEEE Trans. on Power Systems. – 1992. – Vol. 7, No. 1. – P. 124-130.
17. Meldorf M., Kilter J., Pajo R. Comprehensive Modelling of Load // CIGRE Regional Meeting, June 18-20, 2007, Tallinn, Estonia. – P. 145-150.
18. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование электрических нагрузок ЭЭС с использованием методов искусственного интеллекта // Сб. трудов Российского национального симпозиума по энергетике. Казань 10–14 сент. 2001 г. – М.: КГЭУ, 2001. – С. 103-106.
19. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – 2-е изд. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
20. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 452 с.
21. Кричевский М.Л. Интеллектуальный анализ в менеджменте. – СПб.: СПбГУАП, 2005. – 48 с.
22. Сидоров С.Г. и др. Многопроцессорная реализация нейросетевого алгоритма прогнозирования изменения характеристик электрической изоляции // Вестник ИГЭУ. – 2011. – Вып. 1.
23. Полуянович Н.К., Дубяго М.Н. Прогнозирование ресурса кабельных линий с использованием метода искусственных нейронных сетей // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 3 (205). – С. 51-62.
24. Galushka V.V., Fathi V.A. Formation of the training sample by using artificial neural networks in search problems database errors // Inženernyj vestnik Dona (Rus). – 2013. – No. 2. – URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n2y2013/1597/.
25. Дубяго М.Н., Полуянович Н.К. Метод оценки и прогнозирования остаточного ресурса изоляции кабельных линий // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 3. – С. 132-143.

REFERENCE

1. Polozhenie OAO «Rosseti» o edinoj tekhnicheskoy politike v elektrosетevom komplekse [Regulation of JSC "Rosseti" on the unified technical policy in the electric grid complex]. Moscow: OAO «Rosseti», 2013, 196 p.
2. Anishchenko V.A., Kolosova I.V. Osnovy nadezhnosti sistem elektrosnabzheniya [Fundamentals of reliability of power supply systems]. Minsk: BNTU, 2007.

3. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* Sovershenstvovanie metodov diagnostiki i prognozirovaniya elektroizolyatsionnykh materialov sistem energosnabzheniya [Improving methods of diagnostics and forecasting of electrical insulation materials of power supply systems]. Rostov-on-Don; Taganrog; Izd-vo YuFU, 2019, 192 p.
4. Katalog oborudovaniya kompanii LIOS Technology GmbH – 2010 [Directory of equipment of the company lios Technology GmbH – 2010].
5. GOST R MEK 60287-1-1. Kabeli elektricheskije. Raschet nominal'noy tokovoy nagruzki. Ch. 1-1. Uravneniya dlya rascheta nominal'noy tokovoy nagruzki i raschet poter'. Obshchie polozheniya [GOST R IEC 60287-1-1. Electrical cables. Calculation of the rated current load. Part 1-1. Equations for calculating the rated current load and calculating losses. Generalities]. Moscow: Standartinform, 2009, 28 p.
6. GOST R MEK 60287-1-2. Kabeli elektricheskije. Raschet nominal'noy tokovoy nagruzki. Ch. 1-2. Uravneniya dlya rascheta nominal'noy tokovoy nagruzki i raschet poter'. Koeffitsienty poter', obuslovlennykh vikhrevymi tokami v obolochke, dlya dvukh tsepey, raspolozhennykh v odnoy ploskosti [GOST R IEC 60287-1-2. Electrical cables. Calculation of the rated current load. Part 1-2. Equations for calculating the rated current load and calculating losses. Coefficients of losses due to eddy currents in the shell for two circuits located in the same plane]. Moscow: Standartinform, 2009, 23 p.
7. GOST R MEK 60287-2-2. Kabeli elektricheskije. Raschet nominal'noy tokovoy nagruzki. Ch. 2-2. Teplovoe soprotivlenie. Metod rascheta koeffitsientov snizheniya maksimal'no dopustimoy tokovoy nagruzki dlya grupp kabeley, prolozhennykh na vozdukh i zashchishchennykh ot pryamogo solnechnogo izlucheniya [GOST R IEC 60287-2-2. Electrical cables. Calculation of the rated current load. Part 2-2. Thermal resistance. Method for calculating the reduction coefficients of the maximum permissible current load for groups of cables laid in the air and protected from direct solar radiation]. Moscow: Standartinform, 2009, 12 p.
8. *Larina E.T. [i dr.]*. Raschet perekhodnykh teplovykh rezhimov odnozhil'nogo silovogo kabelya s plastmassovoy izolyatsiey, prolozhennogo v vozdukh [Calculation of transient thermal modes of a single-core power cable with plastic insulation laid in the air], *Elektrotehnika* [Electrical Engineering], 1991, No. 10, pp. 39-42.
9. *Titkov, V.V.* K otsenke teplovogo rezhima trekhfaznoy linii iz SPE-kabelya [On the estimation of the thermal regime of a three-phase line from a SPE cable], *Kabel'news* [Cable-news], 2009, No. 10, pp. 47-51.
10. *Neher J.M., McGrath M.H.* The calculation of the temperature rise and load capability of cable systems, *Philadelphia electric company*, October 1957, pp. 752-763.
11. *Leon F.* Calculation of underground cable ampacity, *CYME international T&D Inc.*, 2005.
12. *Melamed M.A.* Sovremennyye metody analiza i prognozirovaniya rezhimov elektropotrebleniya v elektroenergeticheskikh sistemakh [Modern methods of analysis and forecasting of power consumption in electric power systems], *Itogi nauki i tekhniki. Seriya «Energeticheskie sistemy i ikh avtomatizatsiya»* [Itogi Nauki i Tekhniki. Series Energy systems and their automation], 1988, Vol. 4, pp. 4-111.
13. *Gross G. and Galiana F.D.* Short term load forecasting, *Proc. IEEE*, 1987, Vol. 75, No. 12, pp. 1558-1573.
14. *Chen S.T., David C.Y., Moghaddamjo A.R.* Weather sensitive short-term load forecasting using non fully connected artificial neural network, *IEEE Trans. on Power Systems*, 1992, Vol. 7, No. 3, pp. 1098-1105.
15. *Hsy Y., Ho K.* Fuzzy expert systems: An application to short term load forecasting, *IEE Proceedings – C*, 1992, Vol. 139, No. 6, pp. 471-477.
16. *Lee K.Y., Park J.H.* Short-term load forecasting using an artificial neural network, *IEEE Trans. on Power Systems*, 1992, Vol. 7, No. 1, pp. 124-130.
17. *Meldorf M., Kilter J., Pajo R.* Comprehensive Modelling of Load, *CIGRE Regonal Meeting, June 18-20, 2007, Tallinn, Estonia*, pp. 145-150.
18. *Shumilova G.P., Gotman N.E., Startseva T.B.* Prognozirovanie elektricheskikh nagruzok EES s ispol'zovaniem metodov iskusstvennogo intellekta [Prediction of electric loads of EPS using artificial intelligence methods], *Sb. trudov Rossiyskogo natsional'nogo simpoziuma po energetike. Kazan' 10–14 sent. 2001 g.* [Proceedings of the Russian National Symposium on Energetike. Kazan' 10–14 sent. 2001]. Moscow: KGEU, 2001, pp. 103-106.

19. *Khaykin S.* Neyronnye seti: polnyy kurs [Neural networks: full course]. 2nd ed. Moscow: Izd. dom «Vil'yams», 2006, 1104 p.
20. *Rutkovskaya D., Pulin'skiy M., Rutkovskiy L.* Neyronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems]: trans. from polish I.D. Rudinskogo. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2008, 452 p.
21. *Krichevskiy M.L.* Intellectual'nyy analiz v menedzhmente [Intelligent analysis in management]. Saint Petersburg: SPbGUAP, 2005, 48 p.
22. *Sidorov S.G. i dr.* Mnogoprotsessornaya realizatsiya neyrosetevogo algoritma prognozirovaniya izmeneniya kharakteristik elektricheskoy izolyatsii [Multiprocessor implementation of a neural network algorithm for predicting changes in the characteristics of electrical insulation], *Vestnik IGEU* [Bulletin of the ISEU], 2011, Issue 1.
23. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Prognozirovaniye resursa kabel'nykh liniy s ispol'zovaniem metoda iskusstvennykh neyronnykh setey [Prediction of the resource of cable lines using the method of artificial neural networks], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2019, No. 3 (205), pp. 51-62.
24. *Galushka V.V., Fathi V.A.* Formation of the training sample by using artificial neural networks in search problems database errors, *Inzhenernyy vestnik Dona (Rus.)*, 2013, No. 2. Available at: ivdon.ru/magazine/archive/n2y2013/1597/.
25. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* Metod otsenki i prognozirovaniya ostatochnogo resursa izolyatsii kabel'nykh liniy [A method for assessing and predicting the residual life of insulation of cable lines], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2019, No. 3, pp. 132-143.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.И. Финаев.

Полюянович Николай Константинович – Южный федеральный университет; e-mail: nik1-58@mail.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 89185693365; кафедра электротехники и мехатроники.

Азаров Николай Васильевич – e-mail: s.t.a.l.k.e.r999@yandex.ru; тел.: 89281758225; кафедра электротехники и мехатроники; аспирант.

Огреничев Александр Васильевич – e-mail: ogrenicheval@mail.ru; тел.: 89281758225; кафедра электротехники и мехатроники; аспирант.

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; 44, Nekrasovsky, Taganrog, 347928, Russia; phone: +79185693365; the department of electric technics and mechatronics.

Azarov Nikolay Vasilyevich – e-mail: s.t.a.l.k.e.r999@yandex.ru; phone: +79281758225; the department of electrical engineering and mechatronics; graduate student.

Ogrenichev Alexander Vasilyevich – e-mail: ogrenicheval@mail.ru; phone: +79281758225; the department of electrical engineering and mechatronics; graduate student.

Dubyago Marina Nikolaevna – e-mail: w_m88@mail.ru; phone: +79281758225; the department of electrical engineering and mechatronics; graduate student.