

Н.К. Полуянович, М.Н. Дубяго

**АНАЛИЗ И ВЫБОР МЕТОДИКИ В РЕШЕНИИ ЗАДАЧ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИИ СИСТЕМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
ТЕРМОФЛУКТУАЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ В КАБЕЛЬНЫХ СЕТЯХ**

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. 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 2,5 % что является вполне приемлемым результатом. Для повышения точности необходимо использовалось большое количество входных и выходных данных при обучении сети, а также некоторая доработка ее структуры. Модель позволяет оценивать текущее состояние изоляции и прогнозировать остаточный ресурс СКЛ. 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, M.N. Dubyago

**ANALYSIS AND SELECTION OF METHODOLOGIES IN THE SOLUTION
OF THE PROBLEMS OF INTELLECTUALIZATION IN SYSTEMS
FOR PROGNOSIS OF THERMOFLUCTUATION PROCESSES IN CABLE
NETWORKS**

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. To solve the problem of forecasting the PCL resource, a network was selected with direct data distribution and back propagation of the error, because net-

works of this type, together with an 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 has been 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 2.5 %, which is an acceptable result. To increase the accuracy, a large amount of input and output data was used when training the network, as well as some refinement of its structure. The model allows you to evaluate the current state of isolation and predict the residual life of PCL. 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 подвергается 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.

Преимущества СКЛ в системах электроснабжения. Несмотря на то, что кабельные линии широко используются уже на протяжении половины века, только сейчас современные технологии проектирования и производства позволяют стать им эффективной альтернативой воздушных линий электропередач:

1. Подземные кабели обладают уникальными свойствами по передаче энергии – они не излучают электрических полей, имеют улучшенные характеристики по потери мощности, высокую стойкость при аварийных нагрузках. СКЛ можно использовать в местах плотной застройки, реках и сложных геологических условиях, местах, где требуется сохранение окружающей среды, ландшафтов, значимых строений и т.п.

2. Энергосбережение. Себестоимость кабельных сетей приближается к стоимости воздушных линий электропередач. Кабельные сети менее восприимчивы к тяжелым погодным условиям (штормы, землетрясения, и т.д), что сокращает стоимость обслуживания по сравнению с воздушными линиями. СКЛ содержат большое количество меди, наиболее токопроводящего металла, в результате чего на 30% снижаются потери при высоких нагрузках по сравнению с ВЭЛ, а следовательно повышается рентабельность всей энергосистемы. СКЛ используют в качестве проводника более эффективные медные сплавы, которые работают при более низких температурах.

3. Повышенная надежность. Современные кабельные сети используют поперечно сшитый полиэтилен (XLPE) в качестве основного изоляционного материала, который уже 20 лет подтверждает свою высокую надежность.

4. Мониторинг состояния кабеля (мониторинг температуры фаз кабеля по всей длине) обеспечивает надежную работу кабельной системы. Система помогает эксплуатационным организациям в решении задач: снижения количества перебоев в электроснабжении или системных аварий; оперативного реагирования на возникающие перегрузки; увеличение нагрузки без превышения допустимой температуры; прогнозирования срока эксплуатации и др.

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 рассматривает 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. Разработка тепловой схемы замещения СКЛ. Тепловые процессы. В общем случае допустимый длительный ток кабеля зависит от ряда факторов [18].

$$I_{\text{доп}} = f(n, \theta_{\text{ж}}, \theta_{\text{с}}, \tau, R, P_{\text{и}}), \quad (1)$$

где n – количество жил в кабеле, шт; $\theta_{\text{ж}}$ – допустимая температура нагрева жилы кабеля при продолжительной нагрузке, °С, $\theta_{\text{с}}$ – температура окружающей среды, °С, S – суммарное тепловое сопротивление кабеля и окружающей среды, град см/Вт; R – электрическое сопротивление токопроводящей жилы кабеля, Ом; $P_{\text{и}}$ – мощность, рассеиваемая в изоляции кабеля за счет диэлектрических потерь, Вт.

Уменьшение n , $\theta_{\text{с}}$, R , S , R и $P_{\text{и}}$, а также увеличение $\theta_{\text{ж}}$ способствует повышению $I_{\text{доп}}$. При одинаковом числе жил из одного и того же проводникового материала величина $I_{\text{доп}}$ главным образом зависит от значений $\theta_{\text{ж}}$, S и R . Следовательно, кабели напряжением 6–10 кВ с изоляцией из СПЭ, имеющие $\theta_{\text{ж}} = 90$ °С, при идентичных условиях прокладки допускают большие токи нагрузки по сравнению с кабелями с бумажной пропитанной изоляцией, у которых $\theta_{\text{ж}} = 65$ °С при напряжении 6 кВ и $\theta_{\text{ж}} = 60$ °С при напряжении 10 кВ. При прокладке в воздухе величина S складывается из тепловых сопротивлений

кабеля и его поверхности, а при прокладке в земле – из тепловых сопротивлений кабеля, защитных покровов и почвы, окружающей кабель. Тепловое сопротивление кабеля зависит в основном от его геометрических размеров и конструктивных особенностей, а также от удельного теплового сопротивления материалов, из которых изготовлен кабель. Удельное тепловое сопротивление полиэтилена небольшое (300–400 град см/Вт), что обеспечивает хорошую теплопроводность полимерной изоляции и оболочки кабеля и благоприятно сказывается на его пропускной способности. Отметим, что с ростом температуры нагрева жилы имеет место некоторое снижение удельного теплового сопротивления изоляционного материала. Это способствует увеличению допустимого тока кабеля.

Длительно допустимые токовые нагрузки проводников могут определяться на основе теплового расчета или экспериментально. Для изолированных проводников расчетные формулы получаются сложными, требующими большого количества исходных данных, которые часто носят неопределенный характер. Поэтому в справочной информации по кабельной продукции приводятся допустимые токи кабелей, полученные на основе расчета и уточненные экспериментально с учетом применяемой изоляции, площади сечения жил, условий прокладки и допустимых температур нагрева жил и окружающей среды. Особенностью одножильных кабелей с изоляцией из СПЭ напряжением 6–10 кВ является то, что они имеют большую пропускную способность при прокладке в воздухе, а не в земле.

Ресурс изоляционных материалов зависит от таких параметров как температура, ток, влажность [3], поэтому необходимо исследования температурного поля в сечении СКЛ [12, 13]. Низкая теплопроводность изоляции кабеля рис. 1, приводит к высокому температурному градиенту, поэтому температура наиболее нагретого участка в сечении кабеля (вблизи жилы) значительно отличается от измеренной температуры, а в переходных режимах эта разница может увеличиваться в несколько раз. Поэтому актуальна задача создания нейросетей 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.

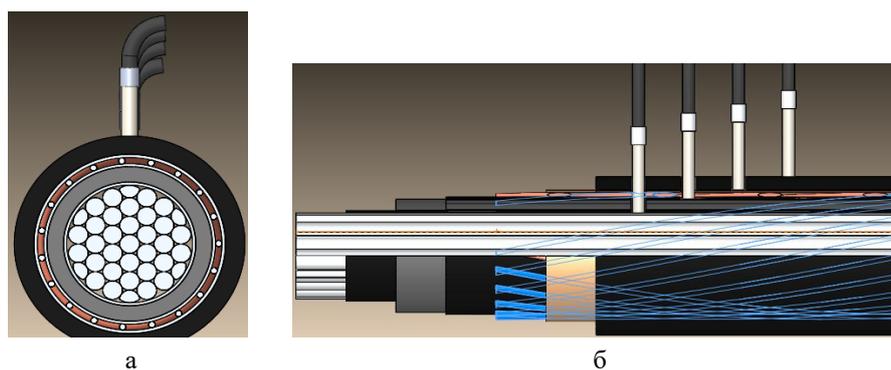


Рис. 1. Сечение кабеля и его эквивалентная тепловая схема замещения

Помимо оценки пропускной способности к задачам мониторинга теплового режима относят оценку температуры жилы в режиме реального времени и своевременное предотвращение токовых перегрузок СКЛ, требуется прогнозирование

температур жил кабелей в режиме реального времени. Последнее означает, что необходимо постоянно прогнозировать нагрев кабелей на некоторое время вперед, причем такое, чтобы была возможность принять меры по снижению нагрузки КЛ. Нейронные сети не программируются в привычном смысле этого слова, они обучаются [12]. Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами.

Поэтому в работе рассматривается задача с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС) рассчитывать процесс передачи тепла через изоляционные слои (рис.1), при сложном изменении температуры жилы. Причина выбора обусловлена необходимостью прогнозирования нелинейных изменений температуры.

2. Интеллектуальная система мониторинга силовых кабельных сетей.

Пропускная способность кабельных линий ограничивается допустимой температурой нагрева жилы. На рабочие показатели кабельной системы оказывают такие факторы как условия прокладки (тепловое сопротивление грунта, температура грунта, расстояние до соседних кабелей, источников тепла и т.д.). Ключевым элементом современных систем распределенного измерения температуры кабеля стало оптическое волокно.

Интеллектуальная система мониторинга кабельных сетей основана на современной технологии распределённого измерения температуры оптоволокна (Distributed Fiber-Optic Sensing) [15]. Данная технология позволяет проводить высокоточные измерения температуры по всей длине высоковольтного кабеля [16] в реальном времени более чем в 40000 точках с разрешающей способностью 1 метр с помощью многомодового оптического волокна вмонтированного в кабель [17]. Система позволяет: получать данные о температурном профиле высоковольтного кабеля в реальном времени для постоянного мониторинга состояния кабеля и раннего выявления пожаров и аварийных ситуаций; использовать температурные данные для динамического управления нагрузкой высоковольтной сети; точно (до 50 см) определять места локальных перегревов и выдавать аварийные сообщения на пульт диспетчерской с указанием расположения аварийного участка. Краткое описание распределенных методов волоконно-оптического мониторинга приведено в табл. 1.

Мониторинг температуры КЛ посредством оптоволокна является на сегодняшний день единственным способом диагностики КЛ на всей ее протяженности. На разных участках трассы при протекании одного и того же тока, температура токопроводящей жилы может отличаться. Ключевым элементом современных систем распределенного измерения температуры кабеля стало оптическое волокно. Информация о состоянии КЛ собранная за определенные периоды времени (сезоны) позволяет более правильно и экономично эксплуатировать КЛ, а также минимизировать возможные аварии в распределительных сетях. Пропускная способность кабеля ограничивается допустимой температурой нагрева жилы. Существует два способа применения оптоволокна в качестве датчика измерения распределенной температуры КЛ. Первый – металлический модуль с оптоволоконными экранами находится в экране кабеля (интегрируется вместо одной из проволок экрана в процессе производства), второй – оптоволоконный кабель, с наименьшей толщиной изолирующего слоя, прокладывается вдоль кабельной трассы максимально близко к оболочке силового кабеля. Согласно СТО 56947007-29.060.20.170-2014, внутренние дефекты элементов КЛ (участков КЛ, концевых и соединительных муфт) выявляются по превышению измеренной температуры контролируемого элемента (зоны аномального нагрева поверхности) над температурой аналогичных элементов других фаз, находящихся в одинаковых условиях на 1 °С и более.

Таблица 1

Методы волоконно-оптического мониторинга

Метод мониторинга	Описание метода
DAS (Distributed Acoustic Sensing) – распределенный акустический мониторинг	Основывается на рассеянии Рэлея при использовании одномодового оптоволокна. Акустические колебания вызывают небольшие изменения показателя преломления, улавливаемые с помощью этого рассеяния.
DTS (Distributed Temperature Sensing) – распределенный температурный мониторинг	Основывается на использовании двух компонент рассеяния Рамана, смещенных по частоте относительно исходного сигнала. Амплитуда антистоксовой компоненты сильно зависит от температуры волокна, а стоксовая нет. Две эти частоты выделяются из отраженного сигнала, после из отношения их спектральных интенсивностей, определяется температура в точке рассеяния.
DSS (Distributed Strain Sensing) – распределенный мониторинг напряжений (механических)	Реализуется только на одномодовом волокне при использовании рассеяния Менделъштама – Бриллюэна. При изменении механического напряжения волокна происходит сдвиг частоты Бриллюэна, который может быть зафиксирован.

Таким образом, для эксплуатации кабельной линии необходимо знать температуры жилы кабеля, в то время, как измерение температуры производится в металлическом экране кабеля или на поверхности оболочки кабеля. Зная условия прокладки для различных участков кабельной линии можно рассчитать температуру проводника в зависимости от распределенной температуры экрана кабеля [3]. Сбор и анализ данных по температуре по всей длине кабельной линии дает полную картину процессов, происходящих в линии, что позволяет более рационально использовать кабельные электросети при разных условиях и режимах работы. Для мониторинга тепловых процессов в СКЛ оптимальным является метод, основанный на рассеянии Рамана.

2.1. Методы, основанные на моделях нейронных сетей. Многие нелинейные задачи не поддаются строгой формализации традиционными математическими методами [14]. В таких условиях, когда решение задачи аналитически в общем виде невозможно, оправдан нейросетевой подход, позволяющий обеспечить достаточно высокое качество выполнения задачи. В ряде работ касающихся аппроксимации нелинейных функций заложен математический базис нейросетевой теории, определяющий универсальные аппроксимирующие свойства нейронных сетей. В большинстве случаев аналитические модели диагностирования это нелинейные соотношения, затрудняющие формирование модели объекта диагностирования по моделям составляющих компонент. Формально высказывание об универсальных аппроксимационных свойствах нелинейности представляется в виде:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_q^{2n+1} h_p \left[\sum_p^n \Phi_q^p(x_p) \right].$$

Оно утверждает, что с помощью линейных операций и каскадного соединения можно из произвольных нелинейных элементов получить любой требуемый результат с заранее заданной точностью. Здесь h_p – непрерывная функция; $\Phi_q^p(x_p)$ – функция, зависящая от x .

Для решения задач аппроксимации нелинейностей важны методики разрешающие проблемы принятия решений в условиях неполных данных с учетом постоянно изменяющихся условий окружающей среды. Этим методикам отвечают возможности нейро - технологий. Нейронные сети не требуют традиционного программирования: информация обучения НС накапливается в весах, а не в программах. Это делает их устойчивыми к флуктуациям входных воздействий и обеспечивает устойчивость работоспособности сети при выходе из строя отдельных ее компонент. На возникший дефект сеть реагирует только изменением качества функционирования при сохранении общей работоспособности (это роднит ее с высокоорганизованными биологическими системами).

Изначальными процедурами построения однонаправленной сети являются задание топологии и задание правил обучения. Топология выбирается исходя из требуемой точности идентификации, содержания задачи, количества параметров процесса, размерности вектора входных данных. Настройка сети это многоходовой итерационный процесс, при котором периодически анализируются результаты и регулируются параметры: количество ассоциативных слоев, количество нейронов в слое, выбор функции активации.

Увеличение количества слоев позволяет выявить более тонкие статистические закономерности. Но размерность сети должна соответствовать размерности данных обучающей выборки. В противном случае, способность сети к обучению будет снижаться, или наоборот, будет утрачена способность сети определять основные параметры отображения.

Обзор НС методов прогнозирования. В 1991 году, Park D.C. и др. разработали нейронную сеть для моделирования и прогнозирования нагрузки [19–21]. Нейронные сети, по существу это нелинейные функции, которые имеют способность выполнения аппроксимации нелинейных зависимостей. Выходы искусственной нейронной сети являются линейными или нелинейными математическими функциями ее входов. Преимуществом технологии нейронных сетей является интеллектуальная обработка. Недостатком является то, что процесс обучения является относительно медленным, и это не гарантирует сходимости между фактическими и прогнозными данными. Кроме этого, определение оптимального набора входных переменных и размеры скрытых слоев следует исследовать на практике.

При применении нейронной сети для целей прогнозирования, необходимо решить следующие задачи: выбрать архитектуру нейронной сети; определить количество и соединение слоев и элементов; принять решение по использованию двунаправленной или однонаправленной связи и цифрового формата [22]. Самой популярной архитектурой искусственной нейронной сети для прогнозирования электрической нагрузки является архитектура обратного распространения. Эта сеть использует непрерывно оцениваемые функции и обучение с учителем. Фактические числовые данные весов, присваиваемые входам элементов определяются путем сопоставления архивных данных (например, время и погода) с заданными выходами (например, прогнозные данные нагрузки) во время обучения. Искусственные нейронные сети с неконтролируемым обучением не требуют предварительной оперативной подготовки.

Rapallexhoroulos и др. в [23] также разработали и внедрили многоуровневую прямолинейную трехслойную ИНС для краткосрочного прогнозирования нагрузки. В этой модели используются три типа переменных в качестве входных данных нейронной сети: входы связанные с временем года, входы связанные с погодой и с

историческими нагрузками. Khotanzad и др. [24] описали модель ИНС для прогнозирования нагрузки, которая основана на нескольких стратегиях, которые отражают различные тенденции данных. В основе прогнозной модели используется многослойный персептрон, обучаемый по алгоритму обратного распространения ошибки. Эта прогнозная модель может учитывать влияние температуры и относительной влажности на нагрузку, а также содержит функцию, которая может прогнозировать почасовую температуру и относительную влажность, необходимые для работы системы. Chen и др. в [25] также разработали трехслойную прямолинейную модель нейронной сети, в которой при обучении также использовался алгоритм обратного распространения. Их ИНС также рассматривает цену на электроэнергию в качестве одной из основных характеристик загрузки энергосистемы. Многие опубликованные исследования используют искусственные нейронные сети в сочетании с другими методами прогнозирования, такими как временные ряды [26] и нечеткая логика. Искусственная нейронная сеть не нуждается в человеческом опыте и направлена на создание связей между входным набором данных и наблюдаемыми выходами. Это является достоинством при работе с нелинейными зависимостями между нагрузкой и влияющими на неё факторами.

Таблица 2

Сравнение алгоритмов прогнозирования

Требования к специалисту	
Традиционный алгоритм	Нейронная сеть
<ul style="list-style-type: none"> – Для применения алгоритмов работающему специалисту требуется большее количество знаний в данной области. – Несовершенство традиционных современных методик анализа электроэнергии (ЭЭ) и потерь. 	<p>НС обучается на подготовленных специалистом примерах. От специалиста требуются знания о том, какие данные необходимы, в каком виде и количестве, как их подготовить для передачи в сети и как в итоге интерпретировать полученные результаты.</p> <ul style="list-style-type: none"> – Альтернативный подход к анализу потерь ЭЭ.
Обучаемость	
Традиционный алгоритм	Нейронная сеть
<p>Появление новых данных вызывает необходимость в их пересчете. Реальные процессы (I, t[°]C, Pn и т.д.) не могут быть адекватно описаны традиционными стохастическими моделями, т.к. являются существенно нелинейными.</p>	<p>Благодаря системе обучения они адаптируются к различным изменениям, каждый раз применяя новые данные для поиска решения поставленной задачи.</p>
Универсальность	
Традиционный алгоритм	Нейронная сеть
<p>Многие традиционные алгоритмы предназначены для решения конкретной задачи</p>	<ul style="list-style-type: none"> – нахождение решения при неопределенности, отсутствии некоторых закономерностей или входных данных; – не обязательно устанавливать взаимоотношения между величинами заранее (сеть изучает взаимосвязи на уже готовых моделях). – могут работать с данными различных типов (дискретные данные, непрерывные или номинальные).

Сравнение традиционных и нейросетевых алгоритмов для прогнозирования, по нескольким основным критериям [27], представленных в табл. 2, показало преимущество НС методов.

Можно выделить следующие методы прогнозирования: – экстраполяция (распространение тенденций и закономерностей, действующих в прошлом, на будущее); – моделирование (разработка математических моделей, которые на основе анализа ретроспективных данных могут оценивать наиболее вероятные значения в будущем); – экспертные оценки (суждения о будущем выносят эксперты предметной области на основе личных знаний и опыта. Классификация НС методов прогнозирования представлена на рис. 2



Рис. 2. Классификация НС методов прогнозирования

3. Экспериментальные исследования по обучающей выборке. Для составления модели прогнозирования на базе ИНС была выбрана система Matlab. При прогнозирования 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 изменении действующего значения тока жилы кабеля и разработанной модели прогноза с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС) на глубоких 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, рис. 1. Для каждого значения тока жилы бралось по 400 точек температуры $\theta_{з.о}$, $\theta_{о.с}$.

В статье приведены результаты прогноза температуры жилы кабеля ($\theta_{ж}$), с помощью ИНС, для четырех исследуемых образцов кабеля. Построены графики экспериментальной температуры исследуемых образцов и графики построенные на основе данных обучающей выборки и нейросети (рис. 3).

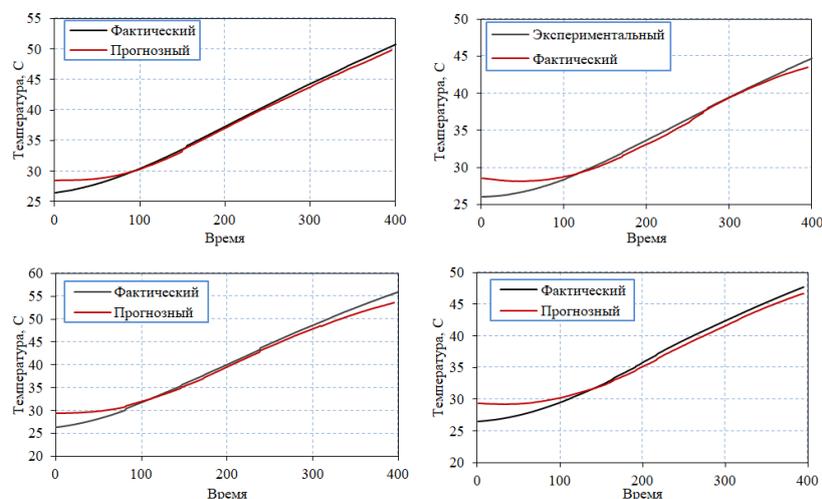


Рис. 3. График экспериментальной температуры образцов кабеля №1, 2, 3, 4 (фактический) и графики построенные на основе данных обучающей выборки нейросетью (прогнозный)

Результаты прогноза температуры жилы кабеля (θж) полученные на основе данных обучающей выборки нейросетью и графики экспериментально снятой температуры, одного из исследуемых образцов (№1), а также результаты анализа погрешностей приведены в табл. 3.

Таблица 3

Экспериментальные и спрогнозированные значения

Ток жилы, А	Средняя температура токоведущей жилы		Средняя величина ошибки прогноза	
	Экспериментальная, t°C	Спрогнозированная, t°C	t°, С	t°, %
440	34,22	34,47195	1,045001	3,031455
450	38,75	42,567	3,817004	8,967048
455	38	41,10783	3,107835	7,560201
460	39,155	42,80692	3,879702	9,063258
470	38,28	38,79928	2,442176	6,294385
475	35,03	36,72509	1,695086	4,615608
480	37,47	36,26801	1,201989	3,314185
485	36,125	36,16032	0,609145	1,684567
490	36,435	38,53838	2,103384	5,457894
495	32,785	37,63504	4,850041	12,88704
500	36,185	36,09096	1,1344	3,143169
510	42,59582	39,47206	3,155809	7,995045
515	37,095	37,93254	0,837542	2,207977
525	39,655	37,49795	3,234812	8,626637
530	37,375	37,97731	0,724587	1,907947
540	47,065	43,94306	3,121937	7,104504
580	45,845	48,68854	2,843538	5,840262
600	48,47	48,55757	1,442092	2,969861

Средняя ошибка прогноза температуры жилы кабеля $\theta_{ж}$ при различных токах жилы (табл. 1) не превышает 13 %, что свидетельствует о возможности применения метода искусственных нейронных сетей для целей прогнозирования температуры жилы кабеля по температуре на поверхности $\theta_{з.о}$, рис. 1.

Заключение. Показана необходимость разработки более совершенной методики анализа тепловых режимов в СКЛ. По основным критериям проведено сравнение традиционных и нейросетевых алгоритмов для прогнозирования, которое показало преимущество НС методов. Разработана нейросеть для определения температурного режима токоведущей жилы силового кабеля. 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). Приведены результаты экспериментальные исследования прогноза температуры жилы кабеля ($\theta_{ж}$), с помощью ИНС. При анализе данных было определено, что максимальное отклонение данных, полученных от нейросети от данных обучающей выборки, составило менее 2,5 % что является вполне приемлемым результатом. Модель позволяет оценивать текущее состояние изоляции и прогнозировать остаточный ресурс СКЛ. 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. – 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. Полуянович Н.К., Дубяго М.Н. Прогнозирование ресурса кабельных линий с использованием метода искусственных нейронных сетей // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 3. – С.51-62.
13. Дубяго М.Н., Полуянович Н.К. Метод оценки и прогнозирования остаточного ресурса изоляции кабельных линий // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 3. – С. 132-143.

14. Горева Т.И., Порнягин Н.Н., Пюкке Г.А. Нейросетевые модели диагностики технических систем // Вестник КРАУНЦ. Физ.-мат. науки. – 2012. – № 1 (4). – С. 31-43.
15. Якунин А.В. Мониторинг теплового режима эксплуатации кабельных линий 110-500 кВ // Сб. докладов конференции «Линии электропередачи 2010: Проектирование, строительство, опыт эксплуатации и НТП». – 2010. – С. 306-310.
16. Ukil A., Braendle H., Krippner P. Distributed temperature sensing: review of technology and applications // Sensors Journal, IEEE. – 2012. – Vol. 12, No. 5. – P. 885-892.
17. Deng J., Xiao H., Huo W. and other. Optical fiber sensor-based detection of partial discharges in power transformers // Optics and Laser Technology. – 2001. – Vol. 33, No. 5. – P. 305-311.
18. Бачелис Д.С., Белорусов Н.И., Саакян А.Е. Электрические кабели, провода и шнуры: Справ. – М.: Энергия, 1971. – 704 с.
19. El-Sharkawi, Park D.C. Electric load forecasting using an artificial neural network // IEEE Transaction on Power Systems. – 1991. – No. 6 (2). – P. 442-449.
20. Peng M., Hubele N.F., Karady G.G. Advancement in the application of neural networks for short-term load forecasting // IEEE Transactions on Power Systems. – 1992. – Vol. 7. – P. 250-257.
21. Desouky A.A., Elkateb M.M. Hybrid adaptive techniques for electric-load forecast using ANN and ARIMA // IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution. – 2000. – Vol. 4. – P. 213-217.
22. Peng M., Hubele N.F., Karady G.G. Advancement in the application of neural networks for short-term load forecasting // IEEE Transactions on Power Systems. – 1992. – Vol. 7. – P. 250-257.
23. Papalexopoulos A.D., Hao S., Peng T.M. An implementation of a neural network based load forecasting model for the EMS // IEEE Transactions on Power Systems. – 1994. – Vol. 9. – P. 1956-1962.
24. Khotanzad A. ANNSTLF - A neural-network-based electric load forecasting system // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1997. – Vol. 8. – P. 835-846.
25. Chen C.S., Tzeng Y.M., Hwang J.C. The application of artificial neural networks to substation load forecasting // Electric Power Systems Research. – 1996. – Vol. 38, Issue 2. – P. 153-160.
26. Chow T.W., Leung C.T. Nonlinear autoregressive integrated neural network model for short-term load forecasting // IEE Proceedings, Generation, Transmission and Distribution. – 1996. – Vol. 143. – P. 500-506.
27. Курбацкий В.Г., Томин Н.В. Практика использования новых информационных технологий для прогнозирования и анализа отдельных характеристик сетевых энергопредприятий // Проблемы энергетики. – 2006. – № 3-4.

REFERENCE

1. Polozhenie OAO «Rosseti» o edinoy tekhnicheskoy politike v elektrosetevom 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 elektricheskie. 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 elektricheskie. Raschet nominal'noy tokovoy nagruzki. Ch. 1-2. Uravneniya dlya rascheta nominal'noy tokovoy nagruzki i raschet poter'. Koeffitsienty poter', obuslovlennyykh 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 elektricheskie. Raschet nominal'noy tokovoy nagruzki. Ch. 2-2. Teplovoye 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 izolyatsiyey, 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. Poluyanovich N.K., Dubyago M.N. Prognozirovanie resursa kabel'nykh liniy s ispol'zovaniem metoda iskusstvennykh neyronnykh setey [Forecasting the resource of cable lines using the method of artificial neural networks], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2019, No. 3, pp. 51-62.
13. Dubyago M.N., Poluyanovich N.K. Metod otsenki i prognozirovaniya ostatochnogo resursa izolyatsii kabel'nykh liniy [Method for estimating and predicting the residual insulation life of cable lines] *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2019, No. 3, pp. 132-143.
14. Goreva T.I., Pornyagin N.N., Pyukke G.A. Neyrosetevye modeli diagnostiki tekhnicheskikh sistem [Neural network model for diagnosis of technical systems], *Vestnik KRAUNTS. Fiz.-mat. nauki* [Vestnik KRAUNTS. Phys. -Mat. sciences], 2012, No. 1 (4), pp. 31-43.
15. Yakunin A.V. Monitoring teplovogo rezhima ekspluatatsii kabel'nykh liniy 110-500 kV [Monitoring of the thermal mode of operation of 110-500 kV cable lines], *Sb. dokladov konferentsii «Linii elektroperedachi 2010: Proektirovanie, stroitel'stvo, opyt ekspluatatsii i NTP»* [Collection of reports of the conference "power transmission Lines 2010: Design, construction, operational experience and NTP"], 2010, pp. 306-310.
16. Ukil A., Braendle H., Krippner P. Distributed temperature sensing: review of technology and applications, *Sensors Journal, IEEE*, 2012, Vol. 12, No. 5, pp. 885-892.
17. Deng J., Xiao H., Huo W. and other. Optical fiber sensor-based detection of partial discharges in power transformers, *Optics and Laser Technology*, 2001, Vol. 33, No. 5, pp. 305-311.
18. Bachelis D.S., Belorусov N.I., Saakyan A.E. Elektricheskie kabeli, provody i shnury: Sprav. [Electric cables, wires and cords: Reference]. Moscow: Energiya, 1971, 704 p.
19. El-Sharkawi, Park D.C. Electric the load forecasting using an artificial neural network, *IEEE Transaction on Power Systems*, 1991, No. 6 (2), pp. 442-449.
20. Peng M., Hubele N.F., Karady G.G. Advancement in the application of neural networks for short-term load forecasting, *IEEE Transactions on Power Systems*, 1992, Vol. 7, pp. 250-257.
21. Desouky A.A., Elkateb M.M. Hybrid adaptive techniques for electric-load forecast using ANN and ARIMA, *IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution*, 2000, Vol. 4, pp. 213-217.
22. Peng M., Hubele N.F., Karady G.G. Advancement in the application of neural networks for short-term load forecasting, *IEEE Transactions on Power Systems*, 1992, Vol. 7, pp. 250-257.
23. Papalexopoulos A.D., Hao S., Peng T.M. An implementation of a neural network based load forecasting model for the EMS, *IEEE Transactions on Power Systems*, 1994, Vol. 9, pp. 1956-1962.
24. Khotanzad A. ANNSTLF - A neural-network-based electric load forecasting system, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, Vol. 8, pp. 835-846.
25. Chen C.S., Tzeng Y.M., Hwang J.C. The application of artificial neural networks to substation load forecasting Electric, *Power Systems Research*, 1996, Vol. 38, Issue 2, pp. 153-160.
26. Chow T.W., Leung C.T. Nonlinear autoregressive integrated neural network model for short-term load forecasting, *IEE Proceedings, Generation, Transmission and Distribution*, 1996, Vol. 143, pp. 500-506.

27. Kurbatskiy V.G., Tomin N.V. Praktika ispol'zovaniya novykh informatsionnykh tekhnologiy dlya prognozirovaniya i analiza otdel'nykh kharakteristik setevykh energopredpriyatiy [The Practice of using new information technologies for forecasting and analysis of individual characteristics of the network utilities], *Problemy energetiki* [Problems of power engineering], 2006, No. 3-4.

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.

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.

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

УДК 004.853

DOI 10.18522/2311-3103-2020-2-66-78

В.В. Бова, Э.В. Кулиев, С.Н. Щеглов

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДА ПОИСКА АССОЦИАТИВНЫХ ПРАВИЛ ДЛЯ ЗАДАЧ ОБРАБОТКИ БОЛЬШИХ ДАННЫХ*

Объемы современных баз данных имеют значительные объемы и содержат большие массивы информации. Одним из популярных методов обнаружения знаний для задач обработки и анализа больших данных стали алгоритмы поиска ассоциативных правил. В статье решается задача построения баз ассоциативных правил для анализа представленной большими массивами неструктурированных данных на основе поиска в них различных закономерностей с учетом значимости их признаков. Предложен метод синтеза баз ассоциативных правил, в котором выполняется построение транзакционной базы данных на основе вычисления пороговых значений поддержки и применением критериев оценивания косвенных ассоциаций, что позволяет извлекать как частые, так и неясные наборы ассоциативных правил. С целью повышения вычислительной эффективности извлечения ассоциативных правил, применяется генетический алгоритм оптимизации входных параметров признакового пространства поиска. Метод позволяет улучшить время извлечения правил, сократить число сгенерированных обобщенных правил, избежать затратной процедуры предобработки синтезированной базы правил. Разработан программно-алгоритмический модуль, с помощью которого проведены экспериментальные исследования метода синтеза ассоциативных правил на основе фильтрации входных параметров модели поиска для решения задач обработки неструктурированных данных. Проведенные серии экспериментов на тестовых транзакционных базах данных позволили уточнить теоретические оценки временной сложности метода, в котором для вычисления взвешенной поддержки наборов правил с учетом оценки априорной информативности признаков, входящих в данный набор применяется генетический алгоритм. Временная сложность разработанного метода составляет $\approx O(I^2)$. Сравнительный анализ проводился на тестовых данных корпуса Retail Data с алгоритмами Apriori и Frequent Pattern-Growth. Результаты исследований подтвердили эффективность метода поиска на больших наборах транзакций, позволяющего более чем на 40 % уменьшить мощность избыточного множества извлеченных ассоциативных правил по сравнению с известными алгоритмами и показали перспективность его применения для задачи обнаружения знаний при обработке данных большого объема.

Извлечение ассоциативных правил; неструктурированные данные; генетический алгоритм; база ассоциативных правил; большие данные.

* Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ № 19-07-00099 и № 18-07-00055.