

ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

УДК 628.812.34:620.9

DOI: 10.35108/isvp20203(33)69-74

КОНЦЕПЦИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ ЭНЕРГОСЕТЬЮ

О. Б. Урумбаева¹, Т. А. Шалаев², О. М. Шикунская³

¹Астраханский государственный технический университет, г. Астрахань, Россия

²Государственное автономное учреждение «Гормедтехника», г. Москва, Россия

³Астраханский государственный архитектурно-строительный университет, г. Астрахань, Россия

Статья посвящена повышению качества функционирования электроэнергетических систем. Объект исследования – процессы управления электроэнергетическими системами. Предмет исследования – методы интеллектуального управления энергосетью. При управлении электроэнергетическими системами прогнозирование электрической нагрузки позволяет обеспечить основную исходную информацию для поддержки принятия решений. Используемые ранее модели и методы прогнозирования не учитывают в полной мере совокупность всех факторов, влияющих на потребление электроэнергии, таких как: продолжительность светового дня; прогноз погоды на предстоящие сутки; вероятность облачности или атмосферных осадков, время года, график электрических нагрузок; состояние изношенности электросетей; ранее зафиксированные нарушения в работе электросетевого комплекса; режим работы крупных потребителей; платежеспособность клиентов и прочее. Необходимость использования разнородных количественных и качественных параметров обуславливает целесообразность применения искусственного интеллекта, в частности, нейронной сети. Особенности предлагаемого авторами подхода являются учет в нейронной сети влияния на нейрон промежуточного слоя пары нейронов и динамическое изменение количества входных параметров.

Ключевые слова: *электропотребление, распределительные электрические сети, методы прогнозирования, вероятностные методы, регрессионные методы, интеллектуальные методы, нейронная сеть.*

INTELLIGENT POWER NETWORK CONCEPT

O. B. Urumbaeva¹, T. A. Shalaev², O. M. Shikulskaya³

¹ Astrakhan State Technical University, Astrakhan, Russia

² State Autonomous Institution "Gormedtehnika", Moscow, Russia

³ Astrakhan State University of Architecture and Civil Engineering, Astrakhan, Russia

The paper is devoted to improving the operation quality of electric power systems. The study's object is the processes of managing electric power systems. The study's subject is methods of intelligent control of the energy network. When controlling power systems, electrical load forecasting provides basic source information to support decision making. Previously used forecasting models and methods do not take fully into account the totality of all factors affecting electricity consumption, such as: daylight hours; weather forecast for the coming days; possibility of precipitation or cloud cover, season, schedule of electric loads; wear state of power grids; previously recorded violations in the operation of the electric grid complex, the mode of operation of the largest consumers; customer solvency, etc. The need to use heterogeneous quantitative and qualitative parameters determines the expediency of using artificial intelligence, in particular, a neural network. The peculiarities of the approach proposed by the authors are the consideration in the neural network of the influence of a pair of neurons on the neuron of the intermediate layer and the dynamic change in the number of input parameters.

Keywords: *distribution electric networks, power consumption, forecasting methods, regression methods, probabilistic methods, smart methods.*

Развитие электроэнергетических систем требует повышения качества их функционирования, что, кроме прочего, значительно зависит от возможности прогнозирования электрической нагрузки энергосистемы. При управлении электроэнергетическими системами основную исходную информацию для принятия решений обеспечивает прогнозирование электрической нагрузки. Потребность в качественном прогнозировании обусловлена как технологическими, так и экономическими причинами [9].

Существует множество важных нерегулярных экзогенных факторов, влияющих на потребление электроэнергии, таких как: время года, погодные явления, продолжительность светового дня, техническое состояние электросетей, ранее зафиксированные нарушения в работе электросетевого комплекса, включая

выход из строя оборудования, колебания цен на топливо, режим работы крупных потребителей, платежеспособность клиентов, режим работы электрической сети и прочее.

Широко применяемый термин «метод прогнозирования» используют как для простейших расчетов, так и для процедур многошаговых экспертных опросов, кроме того, как способ практического и теоретического действия [4]. От использования моделей и методик расчетов напрямую зависит достоверность прогноза.

На сегодняшний день известно большое количество различных моделей и методов прогнозирования потребления электроэнергии, таких как: регрессионные, авторегрессионные экспоненциального сглаживания, нейросетевые, на базе цепей Маркова, на основе классификационно-регрессионных деревьев [19], методы экс-

пертных оценок, теория межотраслевого баланса, основанные на теории игр, спектрального анализа, вариационного исчисления и др. [2, 3].

Основанные на регрессионных методах однофакторные прогнозы по временным рядам, применяемые ранее, не способны учитывать совокупность всех нерегулярных факторов [20]. В настоящее время, несмотря на широту применяемого инструментария, еще не решена проблема учета всех факторов, которые оказывают значительное воздействие на изменение объемов электропотребления, что способствовало бы требуемой точности расчетов.

Для решения данной проблемы необходим анализ и обоснование выбора наиболее эффективного метода прогнозирования или совокупности методов.

Обзор методов прогнозирования, применяемых в области энергетики

Результаты анализа основных моделей и методов, применяемых для прогнозирования [5, 6, 17, 21], в таблице 1.

Таблица 1
Анализ методов, применяемых для прогнозирования потребления электроэнергии

Модели и методы	Достоинства	Недостатки
Регрессионные модели и методы	- простота, - прозрачность, - гибкость моделирования; - единообразие анализа и проектирования.	- трудоемкость нахождения коэффициентов зависимости; - сложность определения функциональной зависимости; - отсутствие возможности моделирования нелинейных процессов.
Авторегрессионные модели и методы	- простота, - прозрачность моделирования; - множество примеров применения. - единообразие анализа и проектирования.	- трудоемкость и ресурсоемкость идентификации моделей; - низкая адаптивность; - невозможность моделирования нелинейностей.
Модели и методы экспоненциального сглаживания	- простота моделирования; - единообразие анализа и проектирования.	- недостаточная гибкость; - использование прогнозирующих полиномов низкого порядка (первого, второго) из-за усложнения формул идентификации; - узкая применимость моделей; - отсутствия аналитически выведенных подобных формул.
Нейросетевые модели и методы	- нелинейность моделей; - высокая адаптивность; - масштабируемость, - множество примеров применения; - единообразие анализа и проектирования.	- отсутствие прозрачности; - сложность выбора архитектуры; - сложность выбора алгоритма обучения; - жесткие требования к обучающей выборке; - ресурсоемкость процесса обучения.
Модели и методы на базе цепей Маркова	- простота моделирования; - единообразие анализа и проектирования.	- невозможность моделирования процессов с длинной памятью; - узкая применимость моделей.
Модели и методы на базе классификационно-регрессионных деревьев	- масштабируемость; - возможность учитывать категориальные переменные. - быстрота и простота процесса обучения.	- неоднозначность алгоритма построения дерева.
Экспертные методы исследования	- синтез опыта и интуиции для получения нового знания; - быстрота получения результатов; - возможность получения количественных оценок в случаях, когда отсутствуют статистические сведения или показатель имеет качественную природу;	- достоверность и надежность результатов исследования зависят от компетентности эксперта; - трудоемкость процедуры сбора информации; - субъективность метода; - потребность в высококвалифицированных специалистах для проведения опроса.

Анализ моделей и методов прогнозирования в области оптимизации электропотребления

показал, что нет такого совершенного метода, учитывающего, как особенности прогнозирования, так и факторы, существенно влияющие на изменение объема электропотребления.

Анализ достоинств и недостатков моделей и методов, применяемых в области прогнозирования энергораспределения позволил сделать вывод о целесообразности использования нейронных сетей [7, 18].

Основным достоинством нейросетевых моделей по отношению к другим моделям и методам прогнозирования является нелинейная зависимость прогнозируемых значений временного ряда от фактического его значений, а также от значений величин внешних факторов, т. е. их способность установления нелинейных зависимостей между фактическими и прогнозируемыми значениями процессов.

Другими существенными достоинствами являются: масштабируемость (параллельная структура позволяет ускорить процесс вычисления), адаптивность и единообразие их анализа и проектирования [16].

Нейронные сети разнообразны по своей архитектуре и прочим параметрам. Для их эффективного применения необходимо определиться с выбором наиболее подходящей для решения поставленной задачи архитектуры нейронной сети.

Анализ типов искусственной нейронной сети

Для решения задач по прогнозированию нагрузок используются сети прямого распространения, радиально-базисные, самоорганизующиеся и вейвлет-нейронные сети [10, 13].

Самой популярной архитектурой искусственной нейронной сети, используемой для прогнозирования электрических нагрузок, является архитектура прямого распространения. Для такой сети используется обучение с учителем и непрерывно оцениваемые функции.

Стандартная нейронная сеть прямого распространения представлена на рис. 1, она известна также как многослойный персептрон.

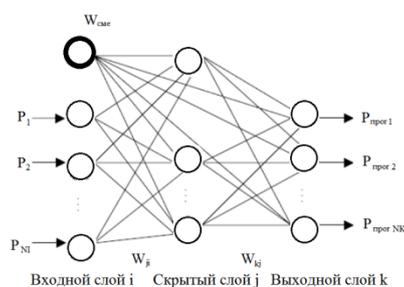


Рис. 1. Структура искусственной нейронной сети прямого распространения

Необходимо также отметить, что при выборе структуры искусственной нейронной сети (ИНС) большое значение имеет ее размерность, определяемая числом скрытых слоев, а также количеством нейронов в этих скрытых слоях.

Если для решения поставленной задачи размер сети недостаточен, то такая ИНС плохо будет обучаться и работать неправильно, а если размер сети превышает сложность решаемой задачи, тогда процесс обучения ИНС будет слишком длительным, или вообще сеть может оказаться непригодной для решения поставленной задачи. В каждом конкретном случае этот вопрос решается экспериментально.

Самоорганизующимися нейронными сетями (СНС) являются сети с обучением без учителя, которые выполняют задачи кластеризации и визуализации. Такие сети являются одной из версий нейронных сетей (карт) Кохонена.

В задачах обучения увеличение числа входных нейронов является важным фактором, снижающим количество ошибок и улучшающим адаптацию к изменяющимся условиям. Но, с другой стороны, неконтролируемое увеличение числа узлов вызывает перегрузку сети и её «переобучение» в целом. Вследствие этого необходимо решать, как и когда добавлять новые узлы в сеть, и когда не допустить добавление новых узлов.

СНС являются методом проецирования многомерного пространства в пространство с более низкой размерностью (чаще, двумерное). Вследствие понижения размерности исходной задачи и предопределенной структурой сети, в СНС возникают дефекты проецирования, анализ которых является достаточно сложной задачей.

Радиально-базисная сеть (РБС) – это искусственная нейронная сеть, использующая в качестве функций активации радиальные базисные функции. Структура радиально-базисной сети является фиксированной. РБС имеет один скрытый слой и линейные выходные нейроны (рис. 2) [8].

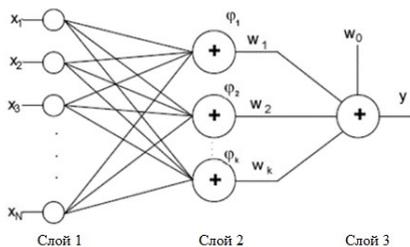


Рис. 2. Интерпретация радиально-базисной нейронной сети: слой 1 – входной слой, на который подаются входные векторы сигналов $x(x_1, x_2, \dots, x_N)$; слой 2 – скрытый слой нейронов с базисными радиальными функциями; слой 3 – выходной слой в виде линейного нейрона

РБС обладает рядом преимуществ по сравнению с самоорганизующимися нейросетями и многослойными сетями прямого распространения. Во-первых, они позволяют моделировать с помощью всего лишь одного промежуточного слоя произвольную нелинейную функцию, избавляя тем самым от необходимости решения вопроса о количестве слоев. Во-вторых, имеется возможность полной оптимизации параметров линейной комбинации в выходном слое с помо-

щью широко известных методов линейной оптимизации. Эти методы работают быстро и не испытывают трудностей с локальными минимумами, мешающими при обучении с использованием алгоритма обратного распространения. Вследствие этого РБС обучают на порядок быстрее, чем многослойные персептроны, которые используют алгоритм обратного распространения ошибки.

Вейвлет-нейронные сети (ВНС) имеют архитектуру РБС с заключенными в вейвлет-нейронах вейвлет-функциями, как это показано на рис. 3. Здесь каждый нейрон обладает h входами со своей вейвлет-функцией φ и своим весом w [1]. Это приводит, во-первых, к большой усредненной погрешности вычисления средней ошибки прогноза, а во-вторых, лучшей максимальной погрешности максимальной ошибки прогноза за весь период прогнозирования. Кроме того, важно отметить, что при практических расчетах вейвлет-нейронные сети обладают меньшей размерностью по сравнению с РБС, что играет положительную роль для ВНС по сравнению с РБС – это наличие вейвлет-функции в ВНС, позволяющее для подбора оптимальной точности вычисления изменять ее тип [11].

Также на практике для прогнозирования в редких случаях применяют нечеткие нейронные сети, эволюционные нейронные сети, генетические алгоритмы, роевый интеллект и искусственные иммунные системы. Важным недостатком применения данных алгоритмов является сложность для понимания программной реализации [12, 20].

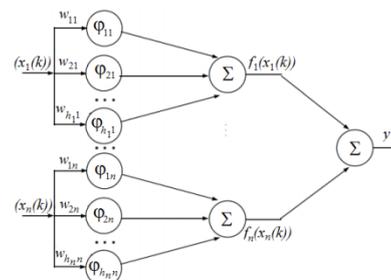


Рис. 3. Архитектура вейвлет-нейросети

Важно отметить, что в настоящее время практически не разработаны ИИС для прогнозирования поведения и управления нестационарными, нелинейными, многомерными объектами с различными видами неопределенности параметров, функционирующие в условиях реального времени.

Анализ различных типов НС показал, что НС позволяет решать задачи сложения, вычитания десятичных чисел, задачи прогнозирования временных рядов и линейного авторегрессионного анализа [7].

Выводы из анализа методов

Выполненный анализ многослойных нейронных сетей и алгоритмов их обучения показал ряд недостатков и проблем:

- 1) неопределенность в выборе количества слоев, а также числа нейронных элементов в слое;
- 2) медленная сходимость градиентного метода с постоянным шагом обучения;
- 3) сложность выбора подходящей скорости обучения α , обусловленная тем, что низкая скорость обучения приводит к скатыванию НС в локальный минимум, а высокая скорость обучения приводит к пропуску глобального минимума и может сделать процесс обучения расходящимся;
- 4) невозможность определения точек локального и глобального минимума в связи с тем, что градиентный метод не различает их;
- 5) влияние на поиск минимума функции среднеквадратической ошибки случайной инициализации весовых коэффициентов НС.

Анализ показал, что на сегодняшний день не существует НС, позволяющих успешно отслеживать полную динамику энергопотребления до конечного пользователя, учитывающих утечки в линиях электропередач и параметров, приведенных выше.

Таким образом, можно сделать вывод: для эффективного решения задач по прогнозированию нагрузок в распределительных энергосетях необходим новый подход в построении нейросетевой модели, который позволит минимизировать существующие недостатки или вовсе исключить их.

Исследования и обсуждения

Ввиду изложенных выше доводов предлагается использовать нейронную сеть, которая основана не на единичных связях нейрон-нейрон, а на влиянии на нейрон промежуточного слоя пары нейронов (рис. 4). В этом случае нейронная сеть становится устойчивой к непрерывно изменяющимся входным данным, таким как подключение/отключение очередного потребителя, добавление новых параметров учета, анализа энергопотребления и др.

Особенностями предлагаемого подхода являются учет в нейронной сети влияния пары нейронов на нейрон промежуточного слоя и динамическое изменение количества входных параметров.

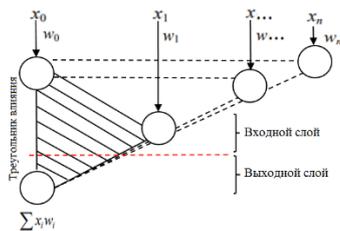


Рис. 4. Структура предлагаемой нейронной сети

Предлагаемая НС требует пересмотра самого нейрона, как суммирующей функции. Учитывая, что нейрон может не принимать участие в накоплении данных предлагается использовать в качестве активирующей - гиперболический тангенс. В данном случае в результате накопления некоего значения, нейрон может принимать три основных состояния:

1) значение нейрона от $[-1; 0]$, от $[0; +1]$ и 0 – соответствует суммарным накопленным данным и не отличается от классической нейронной сети;

2) значение нейрона от $[+1; +\infty]$ – соответствует тому, что для анализа накопленной информации структуры нейронной сети недостаточно. Требуется добавление дополнительного нейрона, перестройка схемы сети и определения новых весовых значений элементов влияния. После добавления нового нейрона, исходный нормализуется и приходит в 1-е состояние;

3) значение нейрона от $[-\infty; -1]$ соответствует тому, что данный нейрон является избыточным для данной сетевой структуры требует пересмотра схемы нейронной сети для исключения нейрона в дальнейших расчетах.

Математическое описание нейрона может быть представлено следующим образом (1):

$$f(x) = n \cdot \tanh(x/n).$$

В данном случае мы сохраним окно активации нейрона от -1 до $+1$ и оставим возможность выхода активационной функции за окно активации.

Все входные параметры условно подразделяются на параметры качества энергоснабжения, параметры функционирования (потребления) абонента, параметры аварийных случаев (погодные условия) или особых требований абонентов к качеству электроэнергии. Параметры обратной связи абонента (своевременная оплата, присутствие на месте в случае аварийной ситуации, реакция на перебои с обслуживанием) и др.

Количество входных нейронов и нейронов внутренних слоев в этом случае не является константой (в отличие от классической НС), а количество выходных нейронов наоборот жестко зафиксировано. Причем часть выходных нейронов имеют дополнительные связи с нейронами первого слоя. Получаемые значения выходных нейронов должны быть нормализованы к понятным для пользователя НС значениям.

Так как предполагается, что НС не ограничена только одним узлом абонентов и поставщиков электроэнергии и для построения связей нейросети одного узла с другими, потребуются дополнительно введение нейронов смещения на входном слое НС, и, возможно, на каждом из проектируемых слоев.

Заключение

Анализ предметной области позволил выявить проблему недостаточной эффективности энергоснабжения в распределительных сетях из-за неучета важных нерегулярных экзогенных факторов, влияющих на потребление электроэнергии, таких как: время года, погодные явления, продолжительность светового дня, техническое состояние электросетей, ранее зафиксированные нарушения в работе электросетевого комплекса, включая выход из строя оборудования, колебания цен на топливо, режим работы крупных потребителей, платежеспособность клиентов, режим работы электрической сети и прочее.

Авторами был выполнен анализ современных методов и алгоритмов прогнозирования нагрузок в распределительных сетях с целью подбора инструментария для решения проблемы, который позволил сделать вывод: на сегодняшний день не существует одного универсального, не обладающего недостатками и удовлетворяющего всем требованиям метода прогнозирования. Каждый метод и подход имеет свои достоинства, недостатки и границы применения. Несмотря на успешность их применения, необходима детальная проработка до того, как эти методы будут признаны в качестве официальной техники прогнозирования нагрузки [14, 15].

Ограничениями аналитических методов являются сложность и трудоемкость вычислений,

вызванные необходимостью выбора и вычисления для каждого параметра по отдельности аналитического выражения, кроме того, точность результатов прогнозирования зависит от выбора модели.

Общим недостатком существующих искусственных нейронных сетей является проблема создания эффективных и простых методик обучения. Ограничение многослойной искусственной нейронной сети прямого распространения – большое число нейронов, многократно участвующих в обработке данных. Помимо этого, для эффективной работы этих сетей требуются условия, гарантирующие сходимость вычислений.

Авторами предложено использовать нейронную сеть, базирующуюся не на единичных связях нейрон-нейрон, а на влиянии на нейрон промежуточного слоя пары нейронов. Особенности предлагаемого подхода являются учет в нейронной сети влияния на нейрон промежуточного слоя пары нейронов и динамическое изменение количества входных параметров.

Предложенный алгоритм построения нейронной сети для решения задач оптимизации энергоснабжения в распределительных сетях обеспечит нужный набор выходных параметров и позволит исключить недостатков существующих моделей, в части анализа неполных и противоречивых данных. В процессе обучения на неполных данных модель способна научиться тому, что в нее изначально не закладывалось.

Список литературы

1. Аль Зихери Б.М. Краткосрочное прогнозирование нагрузки на основе нейронной сети с использованием метода роя частиц / И.И. Надтока, Б.М. Аль Зихери // Современные энергетические системы и комплексы и управление ими: материалы XI международного научно - практической конф. г.новочеркасск / Юж-Рос. Техн. ун-т (НПИ) – Новочеркасск 2013, С. 34-38.
2. Бучатская В.В. Методика определения интервальных оценок при прогнозировании методами экстраполяции / В.В.Бучатская // Вестник Адыгейского государственного университета. Серия 4. Естественноматематические и технические науки. – 2012. - №3(106). – С.136-140.
3. Валь П.В. Краткосрочное прогнозирование электропотребления горного предприятия в условиях оптового рынка электроэнергии и мощности: дисс. канд.техн. наук: 05.09.03 // Валь Петр Владимирович. – Красноярск, 2012. – 190 с.
4. Ведерников А.С. Планирование режимов работы электроэнергетических систем / А.С.Ведерников и др. // Самара: Самар.гос.техн.ун-т. – 2016. –193 с.
5. Гофман А.В. Применение скользящего смещения средней температуры при прогнозировании электропотребления [Текст] / Гофман А.В., Ведерников А.С., Шелушенина О.Н. // Вестник Самарского государственного технического. Серия «Технические науки». – Самара: СамГТУ, 2012. – №1(33). – С. 114-118.
6. Давыдовский Ф.Н. Проблемы развития оптового рынка электроэнергии и мощности: формирование тарифов и оценка качества товара на основе системы показателей / Ф.Н. Давыдовский // Экономика, предпринимательство, право. – 2012. - №1. – С.15-21.
7. Лащев А.Я., Глушич Д.В. Синтез алгоритмов обучения нейронных сетей. // Труды VIII Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение» Сб.докл., 2002 г. – С. 997-999.
8. Мошенский И.В. Прогнозирование электрических нагрузок промышленных предприятий с помощью радиально-базисных нейронных сетей / И.В. Мошенский, И.Л. Лебединский, В.С. Ноздренков // Вестник сумского государственного университета. – 2011. – №1. – С. 147-153.
9. Поляхов Н.Д. Прогнозирование электропотребления на основе метода опорных векторов с использованием эволюционных алгоритмов оптимизации / Н.Д. Поляхов, И.А. Приходько, Е. Ван // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – №2.
10. Самигулина Г.А. Разработка интеллектуальных экспертных систем прогнозирования и управления на основе искусственных иммунных систем // Теоретическая информатика. – 2009. – Вып. 4. – С. 15-22.
11. Соловьева И.А. Прогнозирование электропотребления с учетом факторов технологической и рыночной среды / И.А. Соловьева, А.П. Дзюба // Научный диалог. – 2013. – №7(19).
12. Тихонов Э.Е. Методы прогнозирования в условиях рынка: учебное пособие. – Невинномысск, 2006.
13. Чернецов В.И. Прогнозирование потребления электрической энергии с использованием нейронных сетей / В.И. Чернецов, Е.Н. Казаковский // Надежность и качество: Междунар. сб. научн. тр. – 2006. – Т. 1. – С. 199-201.



14. Шумилова Г.П. Прогнозирование электрических нагрузок с применением методов искусственного интеллекта / Г.П. Шумилова, Н.Э. Готман, Т.Б. Старцева. – URL:<http://www.energy.komisc.ru/seminar/StShum1.pdf>. (дата обращения 12.12.2015).
15. Hippert H.S. Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation / H.S. Hippert, C.E. Pedreira, R.C. Souza // IEEE Trans. PAS. – 2001. – Vol. 16, no.1.
16. Paoletti S. Load forecasting for active distribution networks / S. Paoletti, M. Casini, A. Giannitrapani, A. Facchini, A. Garulli, A. Vicino // 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition on Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe). – 2011. – P. 1–6.
17. Ghods L. Different Methods of Long-Term Electric Load Demand Forecasting; A Comprehensive Review / L. Ghods, M. Kalantar // Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering. – 2011. – Vol. 7. – P. 249–259.
18. Christiaanse W.R. Short-Term Load Forecasting Using General Exponential Smoothing // Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on, V. PAS-90. – 1971. – no.2. – P. 900-911. DOI: 10.1109/TPAS.1971.293123.
19. Rabiner L.R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. - Proc. IEEE, vol.77, No.2, pp.257 – 286, 1989.
20. Taylor J.W. Short-Term Load Forecasting with Exponentially Weighted Methods / J.W.Taylor // IEEE Transactions on Power Systems.-2012.-27(1). – С.458–464.
21. Goel A. Regression Based Forecast of Electricity Demand of New Delhi / A.Goel // International Journal of Scientific and Research Publications.-2014. – Vol.4, Issue 9. – P.9.

© О. Б. Урумбаева, Т. А. Шалаев, О. М. Шикунская

Ссылка для цитирования:

О. Б. Урумбаева, Т. А. Шалаев, О. М. Шикунская. Концепция интеллектуального управления энергосетью // Инженерно-строительный вестник Прикаспия : научно-технический журнал / Астраханский государственный архитектурно-строительный университет. Астрахань : ГАОУ АО ВО «АГАСУ», 2020. № 3 (33). С. 69–74.

УДК 621.96:681.327.8

DOI: 10.35108/isvp20203(33)74-78

АДАПТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ИНФОРМАЦИОННЫМ РЕСУРСОМ В СИСТЕМЕ СВЯЗИ КРИТИЧЕСКИ ВАЖНОГО ОБЪЕКТА

Е. А. Жидко¹, А. Б. Власов²

¹Воронежский государственный технический университет, г. Воронеж, Россия

²Военно-воздушная академия имени профессора Н. Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина, г. Воронеж, Россия

Эффективное функционирование системы управления критически важных объектов в современных условиях может быть достигнуто только при широком внедрении информационных технологий в повседневную деятельность органов их управления с существенным повышением уровня информационной поддержки процессов управления. Вместе с тем, сложность структуры и многообразие функций информационно-телекоммуникационной системы приводят к увеличению числа уязвимых элементов и, как следствие, путей информационно-технических воздействий. В частности, за счет воздействий на подсистемы управления системами связи могут изменяться условия протекания процессов передачи-приема информации. При этом нарушается целостность, полнота и оперативность доведения информации. Указанные обстоятельства определяют необходимость совершенствования защиты информационно-телекоммуникационной системы в условиях информационного противоборства в условиях ограничения ресурса, выделяемого для выявления и нейтрализации угроз.

Ключевые слова: информационная безопасность, система связи и управления, адаптивная подсистема безопасности, защита информации, качество управления информационными ресурсами.

ADAPTIVE MANAGEMENT OF INFORMATION RESOURCE IN THE COMMUNICATION SYSTEM OF CRITICAL IMPORTANT OBJECT

E. A. Zhidko¹, A.B. Vlasov²

¹Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia

²The Air Force Academy named after Professor N.Ye. Zhukovsky and Yu.A. Gagarin, Voronezh, Russia

The effective functioning of the critical facilities management system in modern conditions can be achieved only with the widespread introduction of information technologies in the daily activities of their management bodies with a significant increase in the level of information support for management processes. At the same time, the complexity of the structure and the variety of functions of the information and telecommunication system lead to an increase in the number of vulnerable elements and, as a result, the ways of information and technical impacts. In particular, due to the impact on the control subsystems of communication systems, the conditions for the flow of information transmission and reception processes can change. At the same time, the integrity, completeness and efficiency of communicating information is violated. These circumstances determine the need to improve the protection of ITS in the context of information warfare in the face of limited resources allocated to identify and neutralize threats.

Keywords: information security, communication and control system, adaptive security subsystem, information protection, quality of information resources management.

Введение

К критически важным относятся объекты (КВО), на которые возлагаются первостепенные функции выполнения повседневных задач и при прекращении деятельности которых возникает

угроза срыва выполнения задач высокого уровня. К таким объектам относятся энергетические, транспортные, коммуникационные, строительные, промышленные, горнодобывающие, оборонные комплексы. Среди них можно выделить