

**С. Торайғыров атындағы Павлодар мемлекеттік университетінің
ҒЫЛЫМИ ЖУРНАЛЫ**

НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ
Павлодарского государственного университета имени С. Торайгырова

ПМУ ХАБАРШЫСЫ

Энергетикалық сериясы
1997 жылдан бастап шығады



ВЕСТНИК ПГУ

Энергетическая серия
Издается с 1997 года

ISSN 1811-1858

№ 3 (2019)

Павлодар

Денчик А. И., Мусина Ж. К., Ткачук А. А. Факторный анализ основных признаков конструкторско-технологической подготовки производства	161
Дюсенов К. М., Садыкова С. Б., Картджанов Н. Р., Шапкенов Б. К. Некоторые вопросы эффективности использования кавитационных технологий для автономных систем отопления	173
Есхожин Д. З., Ахметов Е. С., Есхожин К. Д. Некоторые вопросы динамики молотильного барабана с переменной скоростью бича	182
Жандарбекова А. М., Машекенова А. Х., Хамза С. Қ. Анализ эффективности режима работы светофорных объектов	195
Жолдангарова Г. И., Байкенова Н. Б., Анарбаев А. Е. Зарубежный опыт управления финансовой устойчивостью предприятий в развитых странах	202
Зарипов Р. Ю., Токтаганов Т. Т., Сембаев Н. С., Имангазинова Д. Б. Получение топливных брикетов из отходов животноводства	217
Кайдар М. Б., Кайдар А. Б., Шапкенов Б. К., Марковский В. П., Кислов А. П., Шаймерденов А. Т., Русланов Р. Р., Тұрлыбек Е. Б. Улучшение качества напряжения статическими фильтрокомпенсирующими устройствами	228
Кайдар М. Б., Кайдар А. Б., Шапкенов Б. К., Марковский В. П., Кислов А. П., Шаймерденов А. Т., Маденов Н. М., Сумин Е. В. Активные фильтрокомпенсирующие устройства	241
Калантаевская Н. И., Латыпов С. И., Кошекоев К. Т. Исследование влияния способа организации обучающей выборки на точность прогнозирования электрической нагрузки	250
Калантаевская Н. И., Латыпов С. И., Кошекоев К. Т. Исследование эффективности применения нормализации данных при построении графиков нагрузок на сутки вперед с помощью техник машинного обучения	257
Кантарбаева А. Д., Бекеева С. А., Князов Е. Ж. Оценка профессионального риска работников обрабатывающей промышленности	265
Кулькеева М. М. Анализ рынка тепло и гидроизоляционных материалов в Республике Казахстан	274
Мергалимова А. К., Умирзаков Р. А., Онгар Б., Талипов О. М. Сравнительный анализ экономичности использования сжатого и сжиженного природного газа для растопки и стабилизации горения факела в котлах	287
Оразбаев Б. Б., Шангитова Ж. Е., Кенжебаева Т. С., Оразбаева К. Н., Махатова В. Е. Задача принятия решений по управлению процессом получения серы в реакторе Клауса и метод ее решения в нечеткой среде	295

Ордабаев Е. К., Калтаев А. Г., Ахметов С. И., Есаулков В. С. Нормирование и контроль экологических показателей транспортных энергетических установок в эксплуатации	306
Рожков А. В., Балабаев О. Т., Адилова Н. Д., Абишев К. К. Математическая модель оптимизации вагонопотоков на АО «АрселорМиттал Темиртау»	313
Рожков А. В., Балабаев О. Т., Абишев К. К., Маринченко О. С. Определение геометрических параметров гравитационного углеспуска угольного разреза	321
Самуратов Е. К., Келаманов Б. С., Акуев А. М., Жумагалиев Е. У., Кабылканов С. К. Исследование агломерации железной руды месторождения Велиховское Северное	328
Серіков Т. Ф., Мирзакулова Ш. А., Юсупова Г. М., Авелбекова С. Ш., Сабитова А. Ж. Анализ временного ряда методом ССА	339
Серіков Т. Ф., Касымханова А. К., Мускенова А. Б. Криптосистема	346
Серіков Т. Ф., Құдайберген А. М. Вид криптографии, основанный на криптографии Виженера и Цезаря	351
Серіков Т. Ф., Құрманбай Н. М. Новая модель криптографии на основе кода ASCII	357
Султанова Б. К., Дюсембаева А. Н. Исследование и формализация процесса создания рабочей программы учебной дисциплины	364
Урумбаев Д. С., Говорун В. Ф. Управление составом электролита по оценке перегрева криолит-глиноземного расплава электролита	371
Хамзина Б. Е., Жолдангарова Г. И., Байкенова Н. Б., Анарбаев А. Е. Повышение эффективности функционирования информационной модели управления финансовой устойчивости предприятия	381
Хацевский В. Ф., Хацевский К. В., Гоненко Т. В. Математическая модель индукционного электронагревателя для индивидуальных систем теплоснабжения	393
Шапкенов Б. К., Кайдар А. Б., Кайдар М. Б., Кислов А. П., Нефтысов А. В., Марковский В. П., Жумадинова А. К., Тюлюгенова Л. Б., Ирсымов Р. М., Кожанова О. Т. Применение IGBT преобразователей для тяговых приводов	403
Юров В. М., Балтабеков А. С., Гученко С. А., Лауринас В. Ч. Свойства высокоэнтропийных покрытий после влияния сильноточного пучка	413
Зиганзирова Е. В., Кибартене Ю. В., Кибартас В. В., Кислов А. П., Мельников В. Ю., Мухамедов Б. А., Умурзакова А. Д. Организация функционирования энергоэффективных систем с ВИЭ-компонентами и технологиями	427

Н. И. Калантаевская¹, С. И. Латыпов², К. Т. Кошекков³

¹PhD докторант, кафедра «Энергетика и радиоэлектроника», Факультет Инженерии и цифровых технологий, Северо-Казахстанский государственный университет имени М. Козыбаева, г. Петропавловск, 150000, Республика Казахстан;

²PhD докторант, кафедра «Энергетика и радиоэлектроника», Факультет Инженерии и цифровых технологий, Северо-Казахстанский государственный университет имени М. Козыбаева, г. Петропавловск, 150000, Республика Казахстан;

³д.т.н., профессор, кафедра «Энергетика и радиоэлектроника», Факультет Инженерии и цифровых технологий, Северо-Казахстанский государственный университет имени М. Козыбаева, г. Петропавловск, 150000, Республика Казахстан

e-mail: ¹natasha0487@mail.ru; ²slatypov@mail.ru; ³kkoshekov@mail.ru

ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ СПОСОБА ОРГАНИЗАЦИИ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ НА ТОЧНОСТЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ

Статья посвящена вопросам прогнозирования энергопотребления в г. Петропавловск, Республика Казахстан. Экспериментальным путем производится анализ влияния различных факторов на точность прогнозирования электрической нагрузки. В качестве базы знаний для обучения нейронной сети предлагается использование ретроспективные данные о потребляемой мощности, температуру окружающей среды, тип дня недели. Моделирование производится в программной среде MATLAB. Обучение нейронной сети производится методом обратного распространения ошибки.

Ключевые слова: Прогнозирование нагрузки, нейронные сети, обучающая выборка, ошибка прогноза.

ВВЕДЕНИЕ

С переходом Казахстана к балансирующему рынку электрической энергии особую актуальность приобретает вопрос прогнозирования электрической нагрузки. Работа балансирующего рынка купли-продажи электрической энергии строится на свободной торговле электрической

энергией, причем оплачивают участники рынка только разницу между фактически потребленной мощностью и предоставленной заявкой о потреблении. Чем меньше разница между планом и фактом потребления, тем меньше расходов несет участник рынка. Таким образом, существующие правила функционирования балансирующего рынка электрической энергии стимулируют участников рынка к составлению наиболее точного прогноза потребления электрической энергии.

Прогноз дает информацию для последующего планирования спроса, обеспечения надежного снабжения потребителей, минимизацию затрат на производство, поставку и поддержание качественных показателей электрической энергии [1].

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Существуют различные методы и способы прогнозирования нагрузки. Наиболее часто применяемы на практике это различные сочетания статистических методов. Не во всех случаях данный метод дает хороший результат. Главным образом, это объясняется тем, что различные объекты прогнозирования имеют свою специфику, и множество факторов влияющих на энергопотребление, характерны именно для этого объекта. Особенностью энергопотребления является сложность в установлении функциональных зависимостей между факторами влияющими на энергопотребление и фактической нагрузкой, а также о степени влиянии каждого фактора в отдельности и их комбинаций.

Способ прогнозирования позволяющий получит достоверный результат с неопределенными, либо не полными входными параметрами является использование средств машинного обучения, а именно искусственных нейронных сетей.

Искусственные нейронные сети – это устройства, основанные на параллельной обработке информации всеми звеньями. Они обладают способностью к обучению и обобщению накопленных знаний. Нейронным сетям присущи черты искусственного интеллекта. Натренированная на ограниченном множестве данных сеть способна обобщать полученную информацию и показывать хорошие результаты на данных, не использовавшихся в процессе обучения. К выполняемым нейронными сетями функциям относятся аппроксимация, классификация, прогнозирование [2].

В зависимости от решаемой задачи используются различные архитектуры нейронных сетей. Многослойный персептрон является архитектурой нейронной сети, позволяющий наиболее полно учесть особенности процесса прогнозирования энергопотребления. Принцип работы нейронной сети при прогнозировании заключается в подаче информации на

входной слой сети, далее происходит обучения нейронной сети и выходным параметром является прогнозируемая переменная. Так многослойный персептрон содержит один или несколько слоев помимо входного, данные слои являются скрытыми. Подавая информацию с входного слоя на скрытый, нейронная сеть позволяет устанавливать и использовать наиболее значимые факторы, влияющие на результат.

Таким образом, многослойный персептрон позволяет обрабатывать большой объем входной информации за малое время, имеет возможности строить зависимости при зашумленной или неинформативной входной информации, позволяет выявлять скрытые зависимости между входными и выходными данными.

В качестве функции активации нейронной сети выбран сигмоид. Данная функция имеет следующий вид:

$$y_j = \frac{1}{1 + \exp(-v_j)}, \quad (1)$$

где v_j – индуцированное локальное поле (т.е. взвешенная сумма всех синаптических входов плюс пороговое значение) нейрона j ;

y_j – выход нейрона.

Данная функция гладкая и всюду дифференцируема. Основным достоинством использования сигмоидальной функции при прогнозировании является ее способность усиливать слабые сигналы и не насыщаться от сильных, также сигмоид не бинарен, что делает активацию гладкой, а не ступенчатой.

Реализация задачи прогнозирования электрической нагрузки осуществляется с помощью пакета расширения среды MATLAB Neural Network Toolbox. Обучения нейронной сети производится методом обратного распространения ошибки.

Полный алгоритм обучения нейронной сети с помощью процедуры обратного распространения строится следующим образом: [3]

ШАГ 1. Подать на входы сети один из возможных образов и в режиме обычного функционирования нейронной сети, когда сигналы распространяются от входов к выходам, рассчитать значения последних.

$$s_j^{(q)} = \sum_{i=0}^L y_i^{(q-1)} w_{ij}^{(q)}, \quad (2)$$

где s_j – взвешенная сумма входных сигналов нейрона j , то есть аргумент активационной функции w_{ij} – весовой коэффициент синаптической связи, соединяющей i -й нейрон слоя $(q-1)$ с j -м нейроном слоя q , n – коэффициент скорости обучения, $0 < n < 1$, L – число нейронов в слое $(q-1)$ с учетом нейрона с постоянным выходным состоянием +1, задающего смещение; $y_i^{(q-1)} w_{ij}^{(q)}$ – i -й вход нейрона j слоя q .

$$y_i^{(q)} = f(s_i^{(q)}), \quad (3)$$

где $f(s_i^{(q)})$ – сигмоид,

$$y_r^{(0)} = x_r, \quad (4)$$

где x_r – r -я компонента вектора входного образа.

ШАГ 2. Рассчитать $\delta^{(Q)}$ для выходного слоя по формуле

$$\delta_j^{(Q)} = (y_j^{(Q)} - d_j) \frac{dy_j}{ds_j}, \quad (5)$$

Рассчитать изменения весов $\Delta w^{(Q)}$ слоя Q .

$$\Delta w_{ij}^{(Q)} = -n \delta_j^{(Q)} y_i^{(Q-1)}, \quad (6)$$

ШАГ 3. Рассчитать $\delta^{(q)}$ и $\Delta w^{(q)}$ для всех остальных слоев, $q = (Q-1) \dots 1$.

$$\delta_j^{(q)} = \left[\sum_r \delta_r^{(q+1)} w_{jr}^{(q+1)} \right] \frac{dy_j}{ds_j}, \quad (7)$$

$$\Delta w_{ij}^{(q)} = -n \delta_j^{(q)} y_i^{(q-1)}, \quad (8)$$

ШАГ 4. Скорректировать все веса в нейронной сети:

$$w_{ij}^{(q)}(t) = w_{ij}^{(q)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(q)}(t), \quad (9)$$

ШАГ 5. Если ошибка сети существенна, перейти на шаг 1. В противном случае – конец.

Первый этап при прогнозировании энергопотребления является составление обучающей выборки. От качества исходной базы данных напрямую зависит точность прогнозирования. Входной информацией являются данные прямо, либо косвенно влияющие на энергопотребление. Целью данной работы является выявление экспериментальным путем как меняется точность прогноза в зависимости от входной информации.

Энергопотребление является многофакторным процессом. В данном исследовании модель энергопотребления принята как нелинейной функцией следующего вида:

$$W = f(W_1, W_2, T, N, t), \quad (10)$$

Где W – фактическое энергопотребление, МВт

W_1 – энергопотребление за прошлые сутки, МВт

W_2 – энергопотребление в аналогичный день в прошлом году, МВт

T – температура окружающего воздуха в день фактического энергопотребления, °C

N – тип дня недели (рабочий, выходной или праздничный),

t – час суток.

Энергопотребление имеет устойчивые систематические изменения во времени и количество потребленной энергии в аналогичную дату в прошлом году является основой для прогнозирования, трендовой составляющей прогноза. За температуру окружающей среды взята средняя температура воздуха с градацией в 3 часа в рассматриваемый день. Дни недели классифицированы по следующему признаку, является текущий день рабочим или относится к выходным и праздничным дням.

В данной работе для построения обучающей выборки используются данные потребляемой нагрузки городом Петропавловском Северо-Казахстанской области. Данные предоставлены АО «Северо-Казахстанская Распределительная Электросетевая Компания».

В ходе эксперимента в обучающий задачник последовательно добавлялись факторы, влияющие на энергопотребление. В качестве прогнозируемого дня взято 01.07.2018 г. Результаты эксперимента приведены в таблице 1.

Наилучший результат моделирования с ошибкой в 1,922 % приведен на рисунке 1.

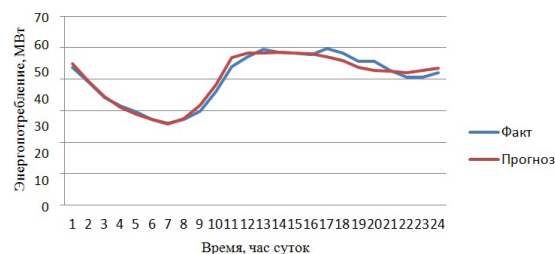


Рисунок 1 – Прогнозируемый и фактический график энергопотребления на 01.07.2018 г.

Ошибка прогнозирования (δ) определяется следующим образом:

$$\delta = \frac{y_{uj} - y_j}{y_{uj}}, \quad (11)$$

где y_{uj} – фактическое потребление электрической энергии;

y_j – прогнозируемое потребление электрической энергии.

Таблица 1 – Прогнозирование энергопотребление с различными обучающими выборками

Среднее значение модуля ошибки при прогнозе на основе ретроспективных данных об энергопотреблении, %	Среднее значение модуля ошибки при прогнозе на основе ретроспективных данных об энергопотреблении и с учетом дня недели, %	Среднее значение модуля ошибки при прогнозе на основе ретроспективных данных об энергопотреблении с учетом дня недели и температуры окружающей среды, %
3,27	2,15	1,922

ВЫВОДЫ

В результате был получен комплекс характеристик, анализ которых позволил заключить следующее: при использовании обучающей выборки содержащей ретроспективные данные об энергопотреблении с учетом дня недели и температуры окружающей среды для краткосрочного прогнозирования на одни сутки вперед получен наилучший результат и значение средней абсолютной ошибки прогноза составило 1,922 %. Расчет значения средней абсолютной ошибки прогноза производился по формуле (11).

Таким образом установлено, что необходимо учитывать температуру окружающей среды, так как климат Казахстана предполагает динамичные изменения температуры в пределах $[0 \div 10]$ градусов за один день. Введение параметра температуры в обучающую выборку позволило улучшить результат прогнозирования более чем на 1 %. Введение в обучающую выборку параметра, указывающего на принадлежность дня к выходному или рабочему, позволила уменьшить значение средней абсолютной ошибки на 0,2 %.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1 Шумилова, Г. П. Прогнозирование электрических нагрузок при оперативном управлении электроэнергетическими системами на основе нейросетевых структур/ Г. П. Шумилова, Н. Э. Готман, Т. Б. Старцева. – Екатеринбург : УРО РАН, 2008. – 88 с.

2 Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

3 Круглов, В. В.; Борисов, В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика; – М. : Горячая линия – Телеком; Издание 2-е, стер. – Москва, 2002. – 382 с.

Н. И. Калантаевская¹, С. И. Латыпов², К. Т. Кошекков³

Электрондың жоспарлығының дәлділігінің негізгі нәтижесін ұйымдастыру әдісі

^{1,2,3}М. Қозыбаев атындағы

Солтүстік Қазақстан мемлекеттік университеті,

Петропавл қ., 150000, Қазақстан Республикасы.

Материал 12.08.19 баспаға түсті.

N. I. Kalantaevskaya¹, S. I. Latypov², K. T. Koshekov³

Research of the impact of a method of organizing a learning sample on the accuracy of forecasting electric load

^{1,2,3}M. Kozybayev North Kazakhstan State University,

Petropavl, 150000, Republic of Kazakhstan.

Material received on 12.08.19.

Мақала Қазақстан Республикасының Петропавловск қаласында энергияны тұтынуды болжау мәселелеріне арналды. Әр түрлі факторлардың электр жүктемесінің болжамды дәлдігіне әсерін эксперименттік талдау. Энергияны тұтыну, қоршаған ортаның температурасы, апта күнінің түрі ретроспективті деректерді қолдану нейрондық желіні оқыту үшін білім базасы ретінде ұсынылады. Модельдеуді MATLAB бағдарламалық жасақтамасы жасайды.

The article is devoted to the issues of forecasting energy consumption in the city of Petropavlovsk, Republic of Kazakhstan. Experimental analysis of the influence of various factors on the prediction accuracy of the electrical load. The use of retrospective data on power consumption, ambient temperature, type of day of the week is proposed as a knowledge base for training the neural network. The simulation is made by the MATLAB software environment.

Н. И. Калантаевская¹, С. И. Латыпов², К. Т. Кошекков³

¹PhD докторант, кафедра «Энергетика и радиоэлектроника», Факультет Инженерии и цифровых технологий, Северо-Казахстанский государственный университет имени М. Козыбаева, г. Петропавловск, 150000, Республика Казахстан;

²PhD докторант, кафедра «Энергетика и радиоэлектроника», Факультет Инженерии и цифровых технологий, Северо-Казахстанский государственный университет имени М. Козыбаева, г. Петропавловск, 150000, Республика Казахстан;

³д.т.н., профессор, кафедра «Энергетика и радиоэлектроника», Факультет Инженерии и цифровых технологий, Северо-Казахстанский государственный университет имени М. Козыбаева, г. Петропавловск, 150000, Республика Казахстан

e-mail: ¹natasha0487@mail.ru; ²slatypov@mail.ru; ³kkoshekov@mail.ru

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ НОРМАЛИЗАЦИИ ДАННЫХ ПРИ ПОСТРОЕНИИ ГРАФИКОВ НАГРУЗОК НА СУТКИ ВПЕРЕД С ПОМОЩЬЮ ТЕХНИК МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

В статье исследуется эффективность нормализации входных данных для построения графиков нагрузки на сутки вперед с помощью технологий машинного обучения. Моделирование проводится в программной среде Матлаб, специализирующейся на технических вычислениях и позволяющей индивидуально для каждого эксперимента произвести обработку начальных данных. В качестве техники машинного обучения для прогнозирования энергопотребления выбраны искусственные нейронные сети. В ходе эксперимента на вход нейронной сети подаются сначала не обработанные данные и вычисляется точность получившегося прогноза, далее операция повторяется с нормализованными данными. Установлено, что нормализация позволяет повысить эффективность работы нейронной сети в несколько раз. Обучение нейронной сети проводилось на реальных данных об энергопотреблении в г. Петропавловск, Республика Казахстан.

Ключевые слова: машинное обучение, нормализация данных, обработка информации, база знаний.