

**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

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.

ВВЕДЕНИЕ

Постоянное развитие вычислительной техники позволяет внедрять различные инновации во все сферы человеческой деятельности. Электронно-вычислительная техника повышает эффективность работы различных отраслей промышленности. В энергетике применяются методы искусственного интеллекта для планирования объемов производства электрической энергии. Данные мероприятия позволяют повысить надежность работы энергетической сети, автоматизировать и оптимизировать процессы производства, распределения и потребления энергии.

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

В данной статье методом исследования являются технологии машинного обучения. В общем случае модель работы определенной системы можно описать простой функцией $y = f(x)$. Не всегда удается описать математически функцию f и использовать ее напрямую. Основной задачей машинного обучения является поиск зависимостей наиболее точно связывающих входную переменную x и выходную y . Подборка таких значений называется обучением.

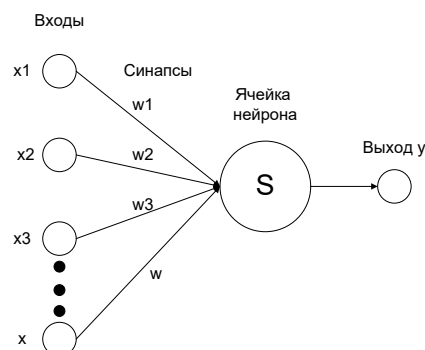


Рисунок 1 – Математическая модель нейрона

Наиболее целесообразной техникой машинного обучения для задач прогнозирования энергопотребления является использование искусственных нейронных сетей. Применение искусственных нейронных сетей [1, 2, 3] позволяет устанавливать нелинейные зависимости между будущими и фактическими значениями процессов, также они адаптивны и масштабируемы [4] к недостаткам следует отнести неопределенность в выборе структуры сети и настройке ее параметров, отсутствие прозрачности моделирования [5].

В данной работе в качестве объекта исследования рассматривается 24х часовой профиль нагрузки г. Петропавловска. На основе ретроспективных данных потребления электрической энергии, температуры окружающей среды и типа дня недели прогнозируются графики нагрузки на сутки вперед. Точность прогнозирования в данном случае напрямую зависит от качества представления исходных данных, архитектуры и способа обучения нейронной сети.

Объем потребляемой мощности принят с шагом в один час, таким образом, обучающая выборка за один календарный год составляет 8760 строк. Помимо данных о потребляемой мощности в обучающий задачник добавлены данные, влияющие на потребление, это температура окружающей среды, тип дня недели.

Таблица 1 – Выдержка из обучающей выборки

Дата	Время, час	Потребление за аналогичные сутки прошлого года, МВт	Потребление за прошлые сутки, МВт	Средняя температура, градус С°	Выходные и праздники
01.05.2017	0	37,33	28,03	5,9	1
01.05.2017	1	36,89	30,74	5,9	1
01.05.2017	2	68,55	31,76	5,9	1
01.05.2017	3	51,84	29,29	3,7	1
01.05.2017	4	41,71	40,66	3,7	1
01.05.2017	5	41,99	49,36	3,7	1
01.05.2017	6	54,26	37,18	4,7	1
01.05.2017	7	54,77	24,19	4,7	1
01.05.2017	8	31,83	54,73	4,7	1

Приведенные в таблице 1 параметры являются входными данными, подаваемыми на вход нейронов первого слоя. Количество нейронов первого слоя определяется объемом обучающей выборки. Число нейронов второго слоя определяется опытным путем в процессе обучения. Нейронная сеть, определяя весовые характеристики связей между нейронами, находит фактически потребленную нагрузку в рассматриваемый день. Фактическое потребление электрической энергии является выходным параметром сети.

Алгоритм представленный на рисунке 2 показывает процедуру ввода данных и обучения нейронной сети на их основе.

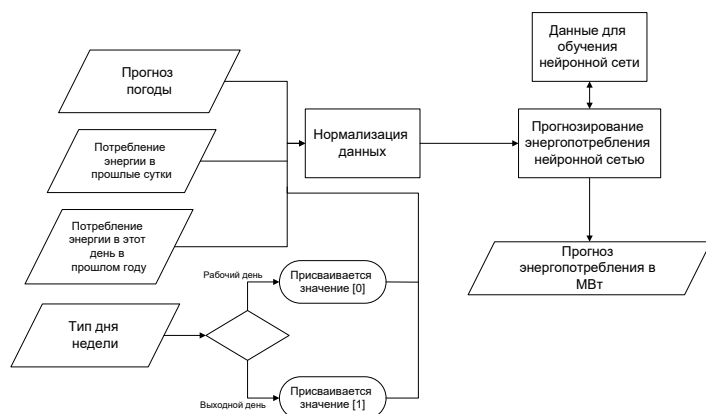


Рисунок 2 – Алгоритм процесса задания исходных данных и обучения нейронной сети

Работа алгоритма начинается с задания исходных данных, вводятся данные о прогнозе погоды в прогнозируемый день, а также ретроспективные данные об энергопотреблении за прошлые сутки и аналогичный день прошлого года. В связи с этим, для осуществления прогноза необходимо иметь базу ретроспективных данных минимум на один календарный год. При вводе типа дня недели происходит проверка на принадлежность дня к выходному либо рабочему дню, нужно значение подлежит дальнейшей обработке.

Далее введенные исходные данные подлежат нормализации в пределах [0, 1]. Процедура нормализации предусматривает приведение различных типов данных к одному виду. Такая форма записи является необходимой при обучения нейронной сети.

Нормализация данных производится по следующей формуле:

$$\hat{Y} = \frac{Y - Y_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}}, \quad (2)$$

где $\hat{Y}$ – нормализованное значение переменной,

Y – фактическое, ненормализованное значение переменной,

$Y_{\min}$ – минимальное значение переменной в базе данных,

$Y_{\max}$ – максимальное значение переменной в базе данных.

Нормализованные данные поступают на вход нейронной сети, где происходит ее обучение.

Все данные обучающей выборки были нормализованы для того, чтобы все значения данных лежали в одном интервале и оказывали одинаковое

влияние на обучение сети. Нормализация данных осуществлялась с помощью функций MATLAB (рис. 1).

```

>> %% Load data from Excel
norm = 1;
inputs = xlsread('dataset.xlsx', sprintf('B%d:F%d', 2, 17497));
targets = xlsread('dataset.xlsx', sprintf('G%d:G%d', 2, 17497));
data = [inputs, targets];
%% Normalization
if norm == 1
    for i = 1: length(data)
        max_ = max(max(data));
        min_ = min(min(data));
        for j = 1: length(data(i,:))
            data(i,j) = (data(i,j) - min_) / (max_ - min_);
        end
    end
end
%% Save as
inputs = data(:, 1: end - 1);
targets = data(:, end);
save('inputs.mat', 'inputs');
save('targets.mat', 'targets');
  
```

Рисунок 3 – Нормализация данных

Представленный программный код позволяет в автоматическом режиме формировать и сохранять обновленную базу данных, содержащую только нормализованные данные.

В процессе эксперимента на вход нейронной сети подавались не нормализованные данные и нормализованные, ошибки прогнозирования в обоих случаях представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Пример прогнозирования нагрузки с помощью искусственных нейронных сетей с нормализацией входных данных и без нее

Дата	Фактическая нагрузка, МВт	Модуль ошибки прогнозирования при нормализации данных, %	Модуль ошибки прогнозирования без нормализации данных, %
29.04.2018	44,49	2,15	10,12
29.04.2018	39,32	0,96	5,38
29.04.2018	36,59	0,16	18,11
29.04.2018	35,1	0,38	13,26
29.04.2018	34,26	0,68	7,55

29.04.2018	34,6	0,11	8,78
29.04.2018	31,18	0,29	11,15
29.04.2018	31,39	0,05	13,76
29.04.2018	35,75	1,13	9,24

Согласно данных, представленных в таблице 2, являющихся примером работы нейронной сети, ошибка прогнозирования при нормализации данных значительно ниже. В первом случае ошибка лежит в пределах $[0,05 \div 2,15] \%$, во втором – $[5,38 \div 13,76] \%$.

ВЫВОДЫ

Эффективность прогноза энергопотребления зависит от формы представления исходных данных. Экспериментальным путем установлено, что нормализация данных повышает точность прогноза энергопотребления.

На основании оценки погрешности прогноза выявлено, что включение нормализации данных в обработку исходной информации позволяет достичь значения средней абсолютной ошибки прогноза 1,9 % при прогнозе потребления электрической энергии городом Петропавловском.

Полученная точность достаточна для использования результатов прогноза в диспетчерском управлении электрическими сетями.

Повышение эффективности работы энергетической системы возможно при оптимальном распределении электрической мощности между элементами электрических сетей. При краткосрочном планировании режима работы энергосистемы основной информацией являются прогнозируемые данные об энергопотреблении. В этом случае результативность диспетчерского управления на прямую будет зависеть от точности прогноза графика нагрузки.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1 **Zhisheng Zhang and Wenjie Gong** Short-Term Load Forecasting Model Based on Quantum Elman Neural Networks (Mathematical Problems in Engineering) vol. 2016.

2 **J. W. Taylor and R. Buizza**, «Neural network load forecasting with weather ensemble predictions,» IEEE Trans. Power Syst., vol. 17, no.3, – pp. 626–632, 2002.

3 **Osman, Z. H.; Awad, M. L.; Mahmoud, T. K.** «Neural network based approach for short-term load forecasting,» Power Systems Conference and Exposition, 2009. PSCE '09. IEEE/PES, vol., no., – pp. I-8, 15–18 March 2009.

4 **Хайкин С.** Нейронные сети: полный курс. – М. : ООО «И. Д. Вильямс», 2006. 1104 с.

5 **Mazengia, D. H.** Forecasting Spot Electricity Market Prices Using Time Series Models: Thesis for the degree of Master of Science in Electric Power Engineering. Gothenburg, Chalmers University of Technology, 2008. 89 p.

Материал поступил в редакцию 12.08.19.

Н. И. Калантаевская¹, С. И. Латыпов², К. Т. Кошеков³

Машина оқыту әдістемесінің көмегімен күнтізбелік кестеде мәліметтерді қалыпқа келтіру әдісін қолдану тиімділігін зерттеу

^{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 efficiency of application of the method of normalization of data when building schedules days forward by means of machine training technique

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

Petropavl, 150000, Republic of Kazakhstan.

Material received on 12.08.19.

Мақалада машинаны оқыту технологиясын қолдана отырып, бір күндік жүктеме кестесін құру үшін кіріс деректерін қалыпқа келтірудің тиімділігі қарастырылады. Модельдеу Matlab бағдарламалық қамтамасыздандыру ортасында жүзеге асырылады, ол техникалық есептеулерге мамандандырылған және әр тәжірибе үшін бастапқы мәліметтерді жеке өңдеуге мүмкіндік береді. Жасанды нейрондық желілер қуатты тұтынуды болжау үшін машинаны оқыту әдісі ретінде таңдалды. Тәжірибе барысында өңделмеген мәліметтер алдымен нейрондық желінің кірісіне беріледі және алынған болжамның дәлдігі есептеледі, содан кейін операция қалыпқа келтірілген мәліметтермен қайталанады. Қалыптастыру нейрондық желінің тиімділігін бірнеше есе арттыруға мүмкіндік беретіні анықталды. Нейрондық желі Қазақстан Республикасының Петропавл қаласында энергияны тұтынудың нақты деректері бойынша оқытылды.

The article examines the effectiveness of the normalization of input data for constructing load schedules for the day ahead using machine learning technologies. The simulation is carried out in the Matlab software environment, which specializes in technical calculations and allows for the processing of initial data individually for each experiment. Artificial neural networks were chosen as a machine learning technique for predicting power consumption. During the experiment, the non-processed data is first fed to the input of the neural network and the accuracy of the resulting prediction is calculated, then the operation is repeated with normalized data. It has been established that normalization allows to increase the efficiency of the neural network several times. The neural network was trained on real energy consumption data in the city of Petropavlovsk, Republic of Kazakhstan.

ГРНТИ 86.35.00

А. Д. Кантарбаева¹, С. А. Бекеева², Е. Ж. Князов³

¹н.с. Лаборатории регламентации в области охраны труда, РГКП «Республиканский научно-исследовательский институт по охране труда Министерства труда и социальной защиты населения Республики Казахстан», г. Нур-Султан, 010000, Республика Казахстан;

²к.б.н., доцент, с.н.с. Лаборатории регламентации в области охраны труда, РГКП «Республиканский научно-исследовательский институт по охране труда Министерства труда и социальной защиты населения Республики Казахстан», г. Нур-Султан, 010000, Республика Казахстан;

³н.с. Лаборатории регламентации в области охраны труда, РГКП «Республиканский научно-исследовательский институт по охране труда Министерства труда и социальной защиты населения Республики Казахстан», г. Нур-Султан, 010000, Республика Казахстан

e-mail: nauka@rniiot.kz

ОЦЕНКА ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО РИСКА РАБОТНИКОВ ОБРАБАТЫВАЮЩЕЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ

В результате проведенной оценки профессиональных рисков на изучаемом предприятии обрабатывающей промышленности было установлено, что все работники основного производственного подразделения во время трудового процесса подвергаются воздействию психофизиологического фактора (тяжесть и напряженность труда). При этом риск травматичности работников связан с воздействием элементов конструкции производственного оборудования. Также неблагоприятное воздействие оказывают на работников предприятия высокая и низкая температура поверхности оборудования, поражение электрическим током, угроза пожара электричеством и другие факторы. Работникам данного предприятия установлена 3 степень риска, так как опасность работы связана с технологическим циклом работ по выпуску асфальта и холодных смесей.

Ключевые слова: оценка профессионального риска, травматизм, несчастный случай, аттестация рабочих мест, обрабатывающая промышленность.