

В Е С Т Н И К

**АЛМАТИНСКОГО УНИВЕРСИТЕТА
ЭНЕРГЕТИКИ И СВЯЗИ**

№ 3(46)

2019

**Научно-технический журнал
Выходит 4 раза в год**

Алматы

БАКАЛАВРИАТ

- 6B06101 - Информатика
- 6B06102 - Информационные системы
- 6B06103 - Вычислительная техника и программное обеспечение
- 6B06104 - Системы информационной безопасности
- 6B06201 - Радиотехника, электроника и телекоммуникации
- 6B06202 - Инфокоммуникационные технологии и системы
- 6B06203 - Специальная электросвязь
- 6B07103 - Теплоэнергетика
- 6B07104 - Автономные энергетические системы
- 6B07105 - Тепловые электрические станции
- 6B07106 - Атомные электрические станции и установки
- 6B07107 - Энергоменеджмент и энергоаудит
- 6B07101 - Электроэнергетика
- 6B07102 - Интеграция и управление Smart технологиями энергосбережения и энергоэффективности в электроэнергетике
- 6B07108 - Автоматизация и управление
- 6B07109 - Приборостроение
- 6B07110 - Контрольно-измерительные приборы и системы в робототехнике
- 6B07111 - Космическая техника и технологии
- 6B07112 - Космическая инженерия
- 6B08501 - Энергообеспечение сельского хозяйства
- 6B08502 - Гибридные системы электроснабжения агропромышленных объектов
- 6B11201 - Безопасность жизнедеятельности и защита окружающей среды
- 6B11202 - Инженерная экология и безопасность в энергетике

МАГИСТРАТУРА

- 7M06101 - Информатика
- 7M06102 - Информационные системы
- 7M06103 - Вычислительная техника и программное обеспечение
- 7M06104 - Системы информационной безопасности
- 7M06201 - Радиотехника, электроника и телекоммуникации
- 7M07101 - Электроэнергетика
- 7M07102 - Теплоэнергетика
- 7M07103 - Возобновляемые и нетрадиционные источники энергии. Интеграция возобновляемых, нетрадиционных и вторичных источников энергии в систему энергоснабжения зданий
- 7M07104 - Возобновляемые источники энергии (ВИЭ). Интеллектуальное управление системами распределенной генерации на основе ВИЭ
- 7M07105 - Автоматизация и управление
- 7M07106 - Приборостроение
- 7M07107 - Космическая техника и технологии
- 7M07108 - Безопасность жизнедеятельности и защита окружающей среды

ИНОГОРОДНИМ СТУДЕНТАМ ПРЕДОСТАВЛЯЕТСЯ ОБЩЕЖИТИЕ

НАШИ КОНТАКТЫ:

🏠 г.Алматы, ул.А.Байтурсынулы 126/1
☎ +7 (727) 292 0303
✉ aues1975@gmail.com



AUES University



AUES University



@aues_university



Aues University

#АУЭС
#AUES
#AUPET
#БУДНИАУЭС

A U E S . K Z

СОДЕРЖАНИЕ

ТЕПЛОЭНЕРГЕТИКА

Достияров А. М., Умышев Д. Р., Катранова Г. С.

Численное моделирование изотермического течения воздуха турбинными профилями в COMSOL Multiphysics.....5

ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКА

Калантаевская Н. И., Латыпов С. И., Кошеков К. Т.

Модель организации данных и процесса обучения нейронной сети при построении графиков нагрузки на сутки вперед.....11

РАДИОТЕХНИКА И ЭЛЕКТРОНИКА

Мендакулов Ж. К.

Экспериментальное измерение уровня мощности сигнала в зависимости от расстояния внутри помещения при прямой видимости и при наличии преграды для улучшения точности позиционирования в закрытых помещениях.....17

Мендакулов Ж. К.

Анализ чувствительности алгоритма триангуляции к ошибкам в измерении углов для задач определения местоположения внутри помещений.....26

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

Алёшин Д. В., Солодовник А. А., Демьяненко А. В.

Компьютерная обработка изображений как метод изучения эволюции полей серебристых облаков.....35

Pak A., Rakhymbekuly Zh. , Egemberdyeva Z.

The comparative analysis of methods of collcation for low-resource language.....41

Аканова А. С., Оспанова Н. Н., Кухаренко Е.В.

Реализация алгоритма портера для слов казахского языка.....48

Зуева Е. А., Пыркова А. Ю.

Исследование работы USB-устройств, использующих DuckyScript.....53

ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКА

МРНТИ 44.01.77

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

Северо-Казахстанский государственный университет имени М. Козыбаева,
г. Петропавловск, Казахстан

¹natasha0487@mail.ru, ²slatypov@mail.ru, ³kkoshekov@mail.ru

МОДЕЛЬ ОРГАНИЗАЦИИ ДАННЫХ И ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРИ ПОСТРОЕНИИ ГРАФИКОВ НАГРУЗКИ НА СУТКИ ВПЕРЕД

Аннотация. Основой работы оптового рынка электрической энергии является планирование объемов купли-продажи энергии. График нагрузки на следующий день позволит сформировать баланс в перетоках электрической энергии в энергосистеме. В статье рассматривается метод прогнозирования потребления электрической энергии на сутки вперед с помощью нейронных сетей. Предлагается способ организации исходных данных для обучения нейронной сети, экспериментально выбирается архитектура сети и метод ее обучения. Моделирование производится в программной среде MATLABc помощью алгоритма Левенберга — Марквардта. Обучение проводится на основе предварительно нормализованных данных о ретроспективной нагрузке за прошлые сутки и за аналогичный день прошлого года, температуре воздуха, типе дня недели. Полученные результаты прогнозирования имеют среднюю ошибку, не превышающую 2%.

Ключевые слова: нейронные сети, электроэнергетические системы, качество электрической энергии, прогнозирование нагрузки.

Введение

В существующей системе управления энергетической системой оператор сети должен постоянно поддерживать баланс между спросом и предложением, чтобы избежать проблем с нарушением надежности электроснабжения и избежать экономических потерь. Оператор сети использует прогнозирование энергопотребления для обеспечения того, чтобы электростанции производили нужное количество электроэнергии в нужное время, что позволит постоянно и надежно удовлетворять потребность в электроэнергии. [1]

Нагрузка - это фундаментальная и важная информация для крупных промышленных организаций, генерирующих и распределительных предприятий, особенно при планировании производства, повседневных операциях, экономических расчетах. [2].

Существует классификация прогнозирования нагрузки с точки зрения продолжительности времени планирования: до 1 дня для краткосрочного прогнозирования нагрузки, от 1 дня до 1 года для среднесрочного прогнозирования нагрузки и 1 ± 10 лет для долгосрочного прогнозирования нагрузки. [3]

Спрос формируется ежечасно, и невозможно мгновенно запустить или остановить производство на электростанции; поэтому планирование выработки электроэнергии в основном осуществляется ежедневно. Таким образом, краткосрочное прогнозирование нагрузки играет решающую роль для управления на рынке электроэнергии. [4]

Одним из наиболее перспективных способов прогнозирования нагрузки является применение искусственных нейронных сетей. Модель искусственной нейронной сети представляет собой систему обработки информации, которая имеет определенные характеристики общие с биологическими нейронными сетями. [5] Получая входную информацию и соответствующий ей отклик, нейронная сеть обучается, устанавливая соответствующие математические зависимости. Преимущество нейронных сетей перед

другими методами прогнозирования временных рядов заключается в эффективной работе с неполными либо неточными входными данными, высокой работоспособности при больших объемах обрабатываемой информации, высокой точности прогнозирования.

Материалы и методы

В данной работе в качестве объекта исследования рассматривается 24-х часовой профиль нагрузки г. Петропавловска. Методом исследования является нейросетевое моделирование. На основе ретроспективных данных потребления электрической энергии, температуры окружающей среды и типе 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. Целью исследования является разработка алгоритма процесса задания исходных данных и обучения нейронной сети.

Как и любой процесс, потребление электрической энергии можно представить в виде математической модели. На энергопотребление влияет разнообразное количество факторов, совокупность которых можно выразить матрицей из k строк, элементы которых являются параметрами факторов.

$$A = \begin{matrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_k \end{matrix} = \begin{Bmatrix} X_{11} & X_{12} & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{k1} & X_{k2} & X_{kn} \end{Bmatrix} \quad (1)$$

Где, под X_1 понимается значение энергопотребления в прошлые сутки, под X_2 значение энергопотребления в аналогичный день прошлого года, под X_3 – значение температуры окружающей среды, X_4 – тип дня недели.

Имея объем информации о совокупности факторов, влияющих на энергопотребление, получаем матрицу элементов (параметров) нескольких групп: $X_1 = (X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1n})$; $X_2 = (X_{21}, X_{22}, \dots, X_{2n})$; $X_3 = (X_{31}, X_{32}, \dots, X_{3n})$.

Реализация задачи прогнозирования электрической нагрузки г. Петропавловска осуществляется с помощью пакета расширения среды MATLABNeuralNetworkToolbox. В качестве архитектуры нейронной сети выбран многослойный персептрон со следующей структурой: один входной слой, пять скрытых слоев, один выходной слой (рис. 1). Архитектура сети подбиралась эмпирически, где основным фактором было оптимальное соотношение точности сети и затрат технических ресурсов на обучение.

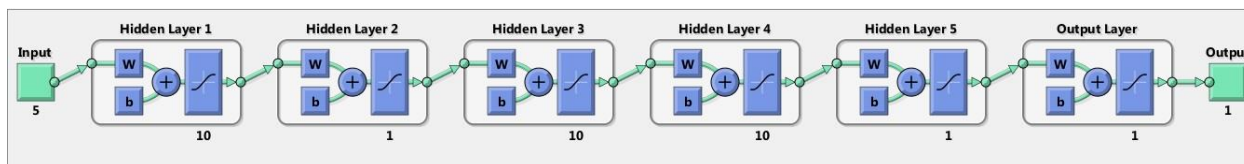


Рисунок 1 – Архитектура нейронной сети в среде MATLAB

Обучение глубокой нейронной сети происходило с помощью алгоритма Левенберга — Марквардта. Алгоритм Левенберга-Марквардта был независимо разработан Кеннетом Левенбергом и Дональдом Марквардтом. [6, 7] Данный алгоритм можно рассматривать как линейную комбинацию метода Гаусса-Ньютона и метода градиентного спуска. Чередование этих двух методов называется стратегией демпфирования и определяет коэффициент демпфирования. Если параметр затухания большой, алгоритм Левенберга-Марквардта регулирует параметры как в методе градиентного спуска. Если параметр демпфирования мал, алгоритм Левенберга-Марквардта обновляет параметры как в методе

Гаусса-Ньютона. Перечисленные методы являются алгоритмами оптимизации для основной задачи наименьших квадратов, т. е. они используют задачи наименьших квадратов для подгонки данных. [8]

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

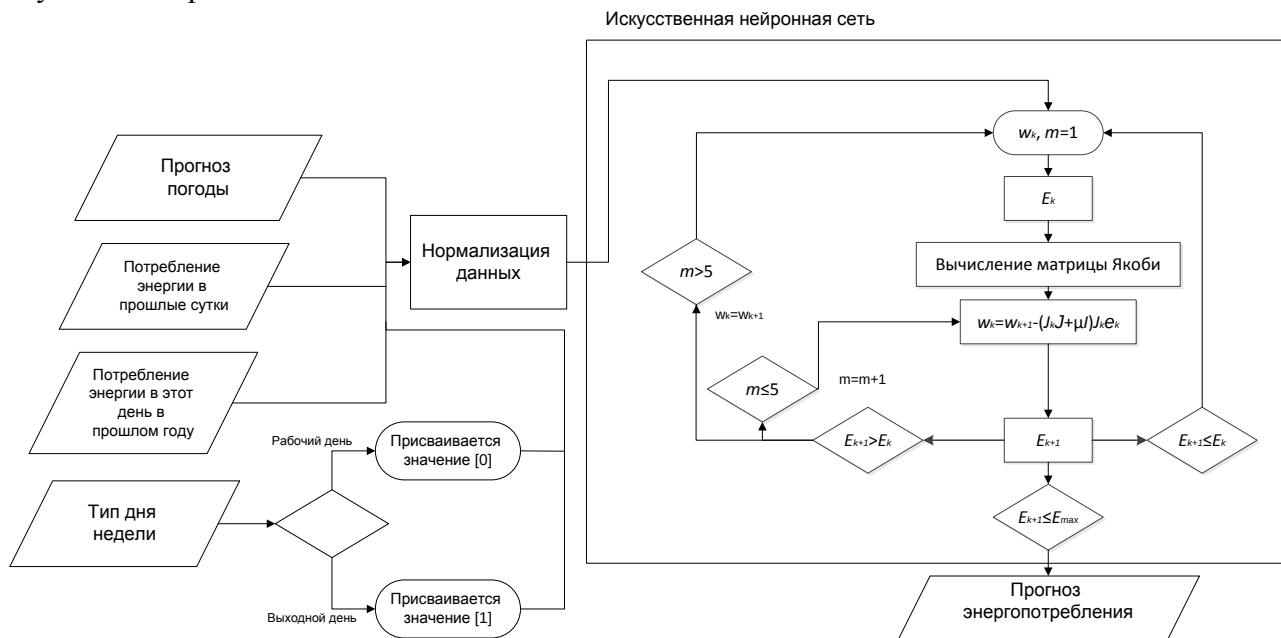


Рисунок 2 – Алгоритм процесса задания исходных данных и обучения нейронной сети

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 обучении нейронной сети.

Нормализация данных производится по следующей формуле:

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

Где, $\dot{Y}$ - 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 следующим образом. Начальные весовые коэффициенты w_k генерируются случайным образом, и оценивается ошибка сети E_k . Подбирается следующий весовой коэффициент w_{k+1} , оценивается общая ошибка E_{k+1} . Если текущая суммарная ошибка увеличивается в результате обновления весового коэффициента, весовой коэффициент сбрасывается на прежнее значение и увеличивается коэффициент μ в 10 раз. Если текущая

общая ошибка уменьшается в результате обновления, то сохраняется новый весовой коэффициент в качестве текущего и уменьшается коэффициент μ в 10 раз. Процедура повторяется, пока текущая общая ошибка не станет меньше требуемого значения.

На последнем этапе нейронная сеть выдает прогноз энергопотребления.

Результаты

Предлагаемый алгоритм был апробирован на реальных данных в условиях АО «Северо-Казахстанская Распределительная Электросетевая Компания» для прогнозирования энергопотребления г. Петропавловска на сутки вперед.

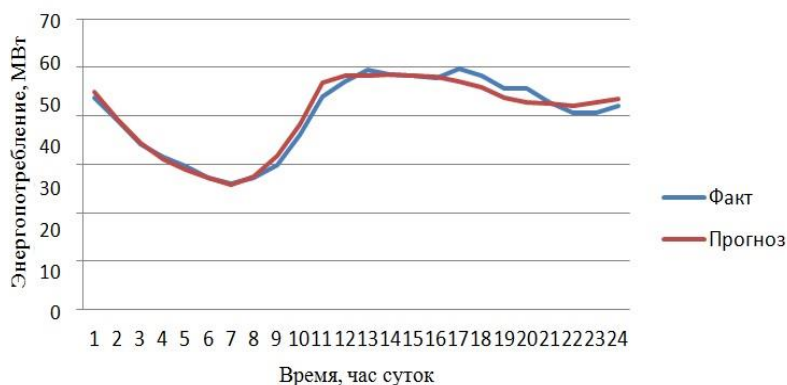


Рисунок 3 – Прогнозируемый и фактический график энергопотребления на 01.07.2018г.

Ошибка при прогнозировании составила 1,922%. В общем случае применение искусственных нейронных сетей дает ошибку около 2% [9]. Полученный уровень ошибки входит в указанный предел, что свидетельствует о верном выборе входных данных, архитектуры сети и метода обучения.

Выводы

На качество прогноза энергопотребления влияют данные, используемые для обучения нейронной сети. Экспериментальным путем установлено, что наибольшая точность прогноза достигается при использовании данных об энергопотреблении в прошлые сутки, в аналогичный день в прошлом году, данных о температуре окружающей среды, типе дня недели.

Результаты, полученные в ходе исследования, говорят об адекватности полученной модели энергопотребления, и прогнозные значения нагрузки на сутки вперед могут использоваться энергоснабжающими организациями на практике.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Ayoub Fentis, Lhoussain Bahatti, Mohamed Tabaa, Mohammed Mestari Short-term nonlinear autoregressive photovoltaic power forecasting using statistical learning approaches and in-situ observations International Journal of Energy and Environmental Engineering <https://doi.org/10.1007/s40095-018-0293-5>
- [2] Hahn H, Meyer-Nieberg S, Pickl S. Electric load forecasting methods: Tools for decisionmaking. Eur J Oper Res. 2009; 199(3):902±907. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.01.062>
- [3] [Hesham Alfares](#) and Nazeeruddin Mohammad, Electric load forecasting: Literature survey and classification of methods International Journal of Systems Science, 2002, volume 33, number 1, pages 23-34

[4] Ömer Özgür Bozkurt, Göksel Biricik, Ziya Cihan Tayşi. Artificial neural network and SARIMA based models for power load forecasting in Turkish electricity market, PLOS ONE, 2017, DOI: 10.1371/journal.pone.0175915

[5] G. E. Nasr, E. A. Badr and M. R. Younes Neural networks in forecasting electrical energy consumption: univariate and multivariate approaches, International Journal of Energy Research 26(1):67 - 78

[6] K. Levenberg, A method for the solution of certain problems in least squares, Quarterly of Applied Mathematics, 5, 164–168, 1944.

[7] D. Marquardt, An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters, SIAM Journal on Applied Mathematics, 11(2), 431–441, June 1963.

[8] Protić, D., Feedforward neural networks: the Levenberg-Marquardt optimization and optimal brain surgeon pruning, VOJNOTEHNIČKI GLASNIK / MILITARY TECHNICAL COURIER, 2015., Vol. LXIII, No. 3 pp. 11–28

[9] 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.

REFERENCES

[1] Ayoub Fentis, Lhoussain Bahatti, Mohamed Tabaa, Mohammed Mestari Short-term nonlinear autoregressive photovoltaic power forecasting using statistical learning approaches and in-situ observations International Journal of Energy and Environmental Engineering <https://doi.org/10.1007/s40095-018-0293-5>

[2] Hahn H, Meyer-Nieberg S, Pickl S. Electric load forecasting methods: Tools for decisionmaking. Eur J Oper Res. 2009; 199(3):902±907. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.01.062>

[3] [Hesham Alfares](#) and Nazeeruddin Mohammad, Electric load forecasting: Literature survey and classification of methods International Journal of Systems Science, 2002, volume 33, number 1, pages 23-34

[4] Ömer Özgür Bozkurt, Göksel Biricik, Ziya Cihan Tayşi. Artificial neural network and SARIMA based models for power load forecasting in Turkish electricity market, PLOS ONE, 2017, DOI: 10.1371/journal.pone.0175915

[5] G. E. Nasr, E. A. Badr and M. R. Younes Neural networks in forecasting electrical energy consumption: univariate and multivariate approaches, International Journal of Energy Research 26(1):67 - 78

[6] K. Levenberg, A method for the solution of certain problems in least squares, Quarterly of Applied Mathematics, 5, 164–168, 1944.

[7] D. Marquardt, An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters, SIAM Journal on Applied Mathematics, 11(2), 431–441, June 1963.

[8] Protić, D., Feedforward neural networks: the Levenberg-Marquardt optimization and optimal brain surgeon pruning, VOJNOTEHNIČKI GLASNIK / MILITARY TECHNICAL COURIER, 2015., Vol. LXIII, No. 3 pp. 11–28

[9] 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.

MODEL OF THE ORGANIZATION OF DATA AND THE PROCESS OF TEACHING A NEURAL NETWORK WHEN CONSTRUCTING SCHEDULES OF LOADING FOR THE DAY FORWARD

N. Kalantayevskaya, S. Latypov, K. Koshekov

M. Kozybayev North Kazakhstan state university,
Petrovsk, Kazakhstan

¹natasha0487@mail.ru, ²slatypov@mail.ru, ³kkoshekov@mail.ru

Abstract. The basis of the wholesale electricity market is the planning of the volume of purchase and sale of energy. The graph of the load on the next day will allow to form a balance in the flow of electrical energy in the power system. The article discusses a method for predicting the consumption of electric energy for the day ahead using neural networks. A method of organizing the initial data for learning neural is proposed, the network architecture and the method of its learning are experimentally selected. The simulation is performed in the MATLAB software environment using the Levenberg-Marquardt algorithm. Training is conducted on the basis of pre-normalized data on retrospective load for the past day and for the same day of last year, air temperature, type of day of the week. The obtained prediction results have an average error not exceeding 2%.

Keywords: neural networks, electric power systems, electric networks, quality of electric energy, load prediction.

ЖҮКТЕМЕ ГРАФИКТЕРІН БІР ТӘУЛІК БҰРЫН ҚҰРУ КЕЗІНДЕ НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІНІ ОҚЫТУ ПРОЦЕСІ МЕН ДЕРЕКТЕРДІ ҰЙЫМДАСТЫРУ МОДЕЛІ

Н.И. Калантаевская, С.И. Латыпов, К.Т. Кошекков

М. Қозыбаев атындағы Солтүстік Қазақстан мемлекеттік университеті,
Петропавл қ., Қазақстан

Аңдатпа. Электр энергиясының көтерме сауда нарығының негізі энергияны сатып алу-сату көлемін жоспарлау болып табылады. Келесі күні жүктің графикасы қуат жүйесінде электр энергиясының ағымында теңгерімді қалыптастыруға мүмкіндік береді. Мақалада нейрондық желілер арқылы электр энергиясын тұтынуды алдын-ала болжау әдісі қарастырылады. Нейронды оқытуға арналған бастапқы деректерді ұйымдастыру әдісі ұсынылды, желілік архитектура және оны оқыту әдістемесі эксперименталды түрде таңдалып алынды. Модельдеу MATLAB бағдарламалық ортасында Levenberg-Marquardt алгоритмін қолдану арқылы орындалады. Оқыту өткен күннің және өткен жылдың сол күнінің, ауа температурасының, аптаның күнінің түрі ретроспективті жүктеме бойынша қалыпқа келтірілген деректер негізінде жүргізіледі. Алынған болжау нәтижелерінің орташа қатесі 2% -дан аспайды.

Кілттік сөздер: нейрондық желілер, электр жүйесі, электр желілері, электр энергиясының сапасы, жүктемені болжау.