

Полуянович Николай Константинович, к.т.н., доцент,
Дубяго Марина Николаевна, к.т.н., доцент,
Южный федеральный университет
E-mail: nik1-58@mail.ru

НЕЙРОСЕТЕВОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ КАК ОСНОВОПОЛАГАЮЩИЙ ПРИНЦИП УСТОЙЧИВОЙ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ

Показано, что интеллектуальный счётчик системы интеллектуального учета электроэнергии (ИСУ) находится в непрерывной связи с производителем и потребителем энергии, то есть мониторинг происходит в режиме реального времени. Разработана нейросеть для оценки пропускной способности, расчёта и прогнозирования температуры жил силовой кабельной линии в режиме реального времени на основе данных системы температурного мониторинга, и с учетом изменения токовой нагрузки линии. Получены прогнозные оценки электропотребления модели прогнозирования, некоторых присоединений, энергосистемы величины, потребляемой активной и реактивной мощности, имеет допустимый уровень погрешности прогнозирования образцом.

Ключевые слова: Энергосеть, управление, прогнозирование нагрузки, искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети, надежность систем энергоснабжения.

Полуянович Николай Константинович, т. и. к., доцент,
Дубяго Марина Николаевна, т. и. к., доцент,
Түштүк федералдык университети

ТУРУКТУУ ЭНЕРГИЯ ТУТУМУНУН НЕГИЗГИ ПРИНЦИБИ КАТАРЫ ЭНЕРГИЯНЫ КЕРЕКТӨӨНҮ НЕЙРОСЕТАРДЫК БОЛЖОЛДОО

Электр энергиясын акылдуу эсептөө тутумунун (ИЭЭ) акылдуу эсептегичтери энергияны өндүрүүчү жана керектөөчү менен үзгүлтүксүз байланышта экендиги, башкача айтканда, мониторинг реалдуу убакыт режиминде жүргүзүлөт. Өткөрүү жөндөмдүүлүгүн баалоо, температураны көзөмөлдөө тутумунун маалыматтарынын негизинде реалдуу убакыт режиминде турак жай электр кабелдик линиясынын температурасын эсептөө жана болжолдоо үчүн жана линиянын учурдагы жүктөмүнүн өзгөрүшүн эске алуу менен иштелип чыккан. Электр керектөөсүн болжолдоо моделинин, айрым кошулулардын, энергия системасынын чоңдугун, Активдүү жана реактивдүү кубаттуулукту керектөөнүн болжолдуу баалоолору алынган, үлгү менен болжолдоонун каталарынын жол берилген деңгээлине ээ.

Негизги сөздөр: энергия тармагы, башкаруу, жүктү болжолдоо, жасалма интеллект, машинаны үйрөнүү, нейрон тармактары, энергия тутумдарынын ишенимдүүлүгү.

Poluyanovich Nikolay Konstantinovich, candidate of
technical sciences, associate professor,
Dubayago Marina Nikolaevna, candidate of technical
sciences, associate professor,
Southern Federal University

NEURAL NETWORK FORECASTING OF ENERGY CONSUMPTION AS A FUNDAMENTAL PRINCIPLE OF A SUSTAINABLE ENERGY SYSTEM

It is shown that the smart meters of the intelligent electricity metering system (ISU) are in continuous communication with the producer and consumer of energy, that is, monitoring takes place in real time. A neural network has been developed to estimate the capacity, calculate and predict the temperature of the cores of a power cable line in real time based on data from the temperature monitoring system, and taking into account changes in the current load of the line. Predictive estimates of the power consumption of the forecasting model, some connections, the power system of the magnitude of the consumed active and reactive power, has an acceptable level of prediction error by the sample.

Key words: Power grid, management, load forecasting, artificial intelligence, machine learning, neural networks, reliability of power supply systems.

Введение. Формирование баланса электроэнергии энергосистемы, ее технологическая устойчивость, влияющая на качество электроэнергии, существенно зависит от правильного прогнозирования расчетных электрических нагрузок [1]. При этом обеспечивается также оптимальное распределение нагрузки между объектами энергосистемы путем регулирования загрузки оборудования, а основные мощности генерации электроэнергии задействуются в часы и зоны оптового рынка энергии с минимальной ценой [2]. Оперативный и диспетчерский персонал осуществляет контроль и управление электрическими сетями и подстанциями. На уровне автоматизированных рабочих мест реализуются функции АСУ. Далее реализуется диспетчерское управление и сбор данных с помощью счетчиков электроэнергии SCADA системы. На этом уровне осуществляется основное оперативное управление состоянием сети. Функциями АИИС является: – сбор, передача и обработка данных для целей управления электросетевым комплексом; – мониторинг, оценка и диагностика состояния электрических сетей и оборудования электрических подстанций; – передача информации на верхний уровень корпоративной информационной системы управления ресурсами.

На нижнем уровне в точках получения измеряемых данных используются многофункциональные счетчики электроэнергии (КИПП-2М, ПСЧ-4ТМ.05 и др.), трансформаторы тока и напряжения. В рассматриваемых системах многофункциональные счетчики играют важную роль. Они объединяют в себе функции интеллектуального измерительного преобразователя электрических параметров, непосредственно счетчика, измерителя качества электроэнергии и устройства связи, что позволяет использовать их в качестве базовых элементов многоуровневой системы управления.

Второй уровень включает устройства сбора и передачи данных (УСПД) и каналобразующую аппаратуру. Интеллектуальный модуль анализа потерь и балансировки подстанции, интегрированный в УСПД, позволяет оперативно реагировать на аварийные ситуации на объекте и бороться с воровством электроэнергии.

На третьем уровне осуществляется автоматизированный сбор, обработка и хранение результатов измерений. Производится интеллектуальный анализ данных (Data Mining) о состоянии энергообъекта. Верхние уровни системы состоят из средств сбора, хранения и передачи измерительной информации. К интеллектуальным возможностям ЦУС стоит отнести систему поддержки принятия решения (СППР). При поиске скрытых закономерностей используются методы искусственного интеллекта, прикладная статистика, теория баз данных.

Актуальность и задачи исследования. Для обеспечения устойчивой работы электроэнергетической системы актуальной и имеющей большое практическое значение научно-технической задачей является разработка методики прогнозирования потребления электрической энергии с заданной дискретностью на основе изучения системных свойств и связей в электротехническом комплексе и составления моделей статистических данных [3].

Отсюда задачами данного исследования является:

- разработка математической модели краткосрочного прогнозирования электропотребления электротехнического комплекса участка районных электрических сетей 10 кВ с помощью аппарата искусственных нейронных сетей;
- создания прогнозной модели электропотребления с использованием искусственных нейронных сетей.
- повышение энергоэффективности прогнозирования потребления электрической энергии, обеспечивающей снижение погрешности прогнозирования относительно применяемого метода прогнозирования;
- увеличение точности предсказания предполагаемого потребления электроэнергии с целью оптимального использования энергоресурсов.

Таким образом, актуальной и имеющей большое практическое значение научно-технической задачей является разработка методики прогнозирования потребления электрической энергии на основе изучения системных свойств и связей в электротехническом комплексе и составления моделей статистических данных.

Структурная схема интеллектуальной энергосети. Управление энергосетью может быть организовано в виде многоуровневой системы управления. Верхний уровень обеспечивает задачу управления в рамках всей энергосети, последующие для локальных участков или непосредственно для локальных элементов этой энергосети (рис 1), таких как генерирующие или распределяющие электроэнергию элементы. Верхний уровень системы управления представляет собой систему планирования. На этом уровне система формирует сегменты и определяет уровень необходимой мощности генерирующих источников для обеспечения спроса потребителей. Формирование сегментов происходит по принципу территориальной распределенности и принципу энергетической самодостаточности сегмента, т.е. в нормальном режиме количество генерируемой мощности достаточно для обеспечения потребностей потребителей и остается некоторый резерв мощности.

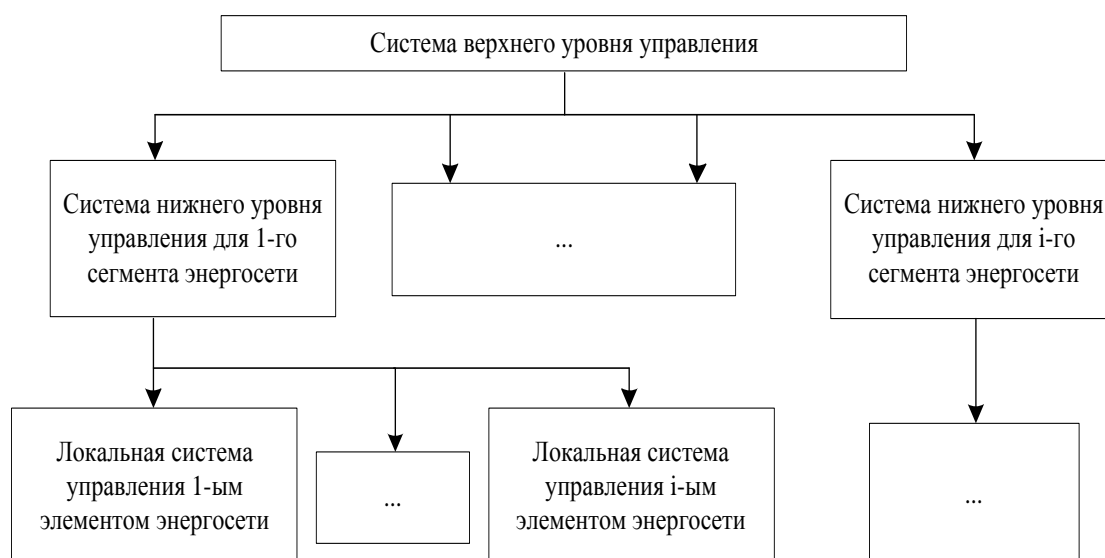


Рис. 1. Блок-схема системы управления энергосетью

На втором уровне системы управления формируются задания по мощности для каждого элемента сегмента энергосети. Для формирования заданий применяется алгоритм распределения, обеспечивающий минимум СКО текущего баланса мощностей. Указанный алгоритм реализуется с помощью псевдообратной матрицы. На нижнем уровне происходит управление элементами энергосети, а именно – электростанциями. Представим электростанцию как источник генерации – синхронный генератор, и синтезируем регулятор способный удовлетворить потребность верхнего уровня управления.

Технологические инновации smart-счетчиков. Для решения задачи поддержания баланса мощностей между генерирующей стороной и потреблением электрической энергии необходимы системы интеллектуального учета электроэнергии (ИСУ). В системах нижнего уровня, в точках получения измеряемых данных, используются многофункциональные счетчики электроэнергии. Построение архитектуры цифровой подстанции также начинается с устройств учета и контроля электроэнергии (счетчиков). Интеллектуальный счётчик находится в непрерывной связи с производителем энергии, то есть мониторинг происходит в режиме реального времени, и может быть использован в качестве интерфейса для устройств быстрого реагирования на спрос. Точность прогнозирования потребления электроэнергии определяет эффективность управления электроснабжением и соответствующее увеличение прибыли энергетических предприятий. Проблема прогнозирования электропотребления заключается в том, что необходимо учесть огромное количество факторов, имеющих влияние на изменение энергопотребления [4]. Данное обстоятельство делает задачу краткосрочного прогнозирования электропотребления (short-term load forecasting – STLF) актуальной.

Синтез нейросети. Для реализации нейронно-сетевых концепций разработано большое количество специализированных программных средств. Пакет фирмы «The MathWorks» MATLAB также предоставляет пользователям возможность работы с нейронными сетями. Использование «Neural Network Toolbox» совместно с другими средствами MATLAB открывает широкий простор для эффективного комплексного использования современных математических методов для решения самых разных задач прикладного и научного характера. Для построения нейронной сети использовался встроенный функционал Matlab. Прогнозирование электропотребления осуществлялось при длине интервала предыстории 30 суток, так как опытным путем было установлено, что для этих интервалов характерны меньшие ошибки прогнозных оценок [5-7]. Все входные параметры необходимо нормализовать на отрезке значений от 0 до 1. Нормализация достигается за счет деления каждой компоненты входного вектора на длину самого вектора.

В качестве выходных параметров выбраны показания отдельных счетчиков, а в качестве входных – наборы определяющих и влияющих параметров [4]. При построении внутренней структуры прогнозной модели, определяющей зависимость выходных параметров от входных была выбрана нейросеть (НС) типа «многослойный персептрон» содержала во входном слое 5 нейронов, в выходном – 2 нейрона. Структура НС определялась опытным путем, представлена на рис. 2, состоит из: – входного слоя сенсорных элементов, которые получают информацию непосредственно из «внешней среды»; – скрытых слоев, в которых происходят основные вычисления НС; – выходного слоя, формирующего итоговый отклик нейронной сети. Для настройки весов нейронной сети используется алгоритм обучения с учителем, известный как алгоритм обратного распространения ошибки.

В качестве основных входных данных используется 5 нейронов:
– использование самого прогнозируемого параметра – величина потребляемой активной и реактивной мощности 1 и 2 входы;

– использование набора определяющих параметров как основы для получения прогноза, с дополнительным учетом влияющих параметров – температура окружающей среды - 3 вход, – текущая дата, служит для уточнения месяца и дня недели при прогнозе - 4 вход, 5 вход был введен для определения рабочих и выходных дней недели.

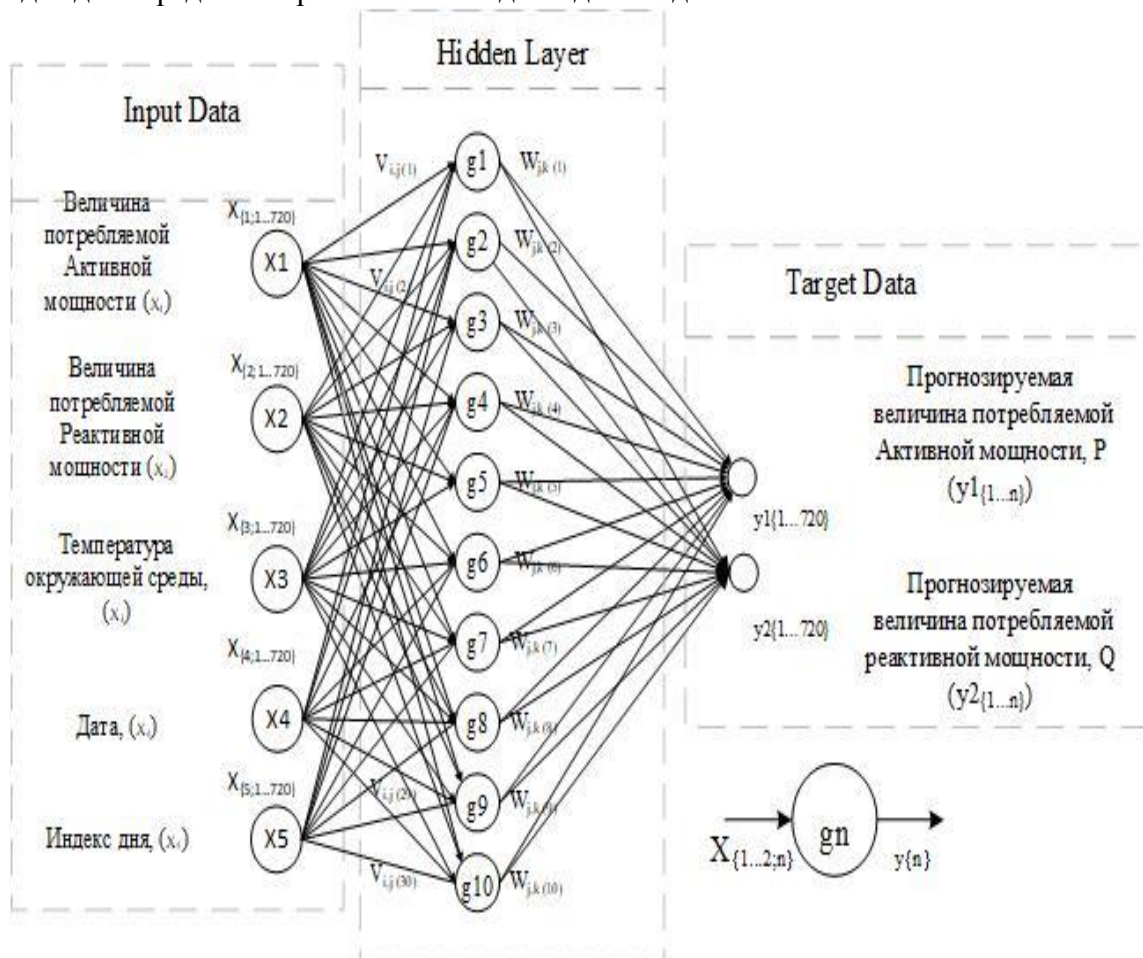


Рис.2. НС для прогнозирования величины потребляемой P, Q.

Дополнительно был введен параметр «индекс дня», для определения рабочих или выходных дней недели.

Оценка точности прогноза ИНС на тестовом множестве размерностью P оценивается по среднему абсолютная ошибка в процентах (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100, \quad (1)$$

где y_i – фактическое значение нагрузки, \hat{y}_i – результат прогноза, p – количество данных.

Разработка модели прогнозирования. Предложенная математическая модель прогнозируемого объема электропотребления (ЭП) – это функция от следующих переменных:

$$V_2(t) = \{M, N, T_{cp}, t, h, V_1, T_n\}, (2)$$

где $V_2(t)$ – прогнозируемая величина объемов потребляемой электроэнергии; $V_1(t)$ – текущая величина объемов потребляемой электроэнергии; M – порядковый номер месяца в году; N – порядковый номер дня в месяце; T_{cp} – среднесуточная температура окружающего воздуха; h – флаг для рабочего или выходного дня (1 – рабочий, 0 - выходной); T_n – тариф на электроэнергию; t – часовой интервал времени.

При создании обучающей выборки входные сигналы нейронной сети представляются параметрами t, $V_{1э}$, N, T_{cp} , n, h, а эталонные значения – параметром $V_{2э}$.

Результаты исследований. Использование встроенного функционала Matlab для построения нейронной сети открывает широкий простор для эффективного комплексного использования современных математических методов для решения самых разных задач прикладного и научного характера. Графики (рис.3, 4) прогноза потребляемой активной (P) и реактивной (Q) мощности для прогноза на неделю (таблица 1) и прогноза на месяц (таблица 2), составленные на основании следующих данных: температура, дата, тариф, представлены ниже.

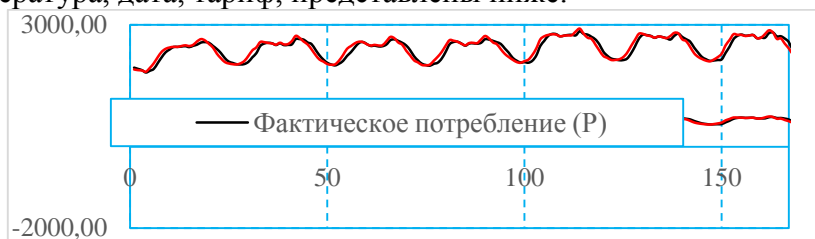


Рис.3. НС прогнозирование величины, потребляемой активной P(t) и реактивной Q(t) мощности на неделю

Таблица 1.

Погрешность прогнозирования активной и реактивной мощности на неделю

| Погрешность | | | |
|-------------------|--------|---------------------|--------|
| Активная мощность | | Реактивная мощность | |
| Ср. значение % | 5.55 % | Ср. значение % | 7.69 % |
| Макс. значение % | 9.11 % | Макс. значение % | 9.71 % |

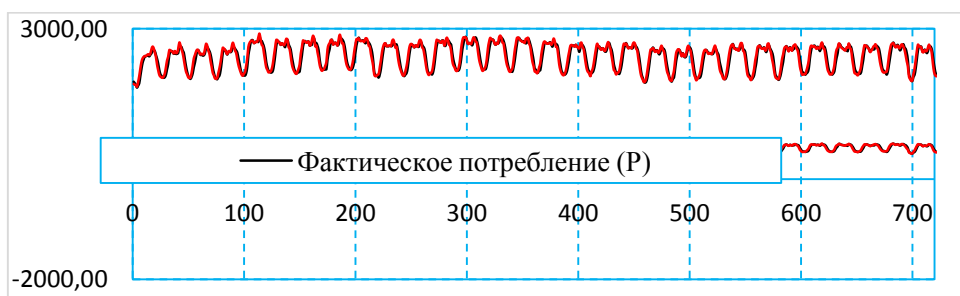


Рис.4. НС прогнозирование величины, потребляемой активной P(t) и реактивной Q(t) мощности на месяц

Таблица 2.

Погрешность прогнозирования активной и реактивной мощности на месяц

| Погрешность | | | |
|-------------------|--------|---------------------|--------|
| Активная мощность | | Реактивная мощность | |
| Ср. значение % | 3.57 % | Ср. значение % | 8.37 % |
| Макс. значение % | 5.74 % | Макс. значение % | 9.75 % |

Выводы:

1. Разработанная НС математическая модель сводит задачу краткосрочного прогнозирования электропотребления к поиску матрицы свободных коэффициентов посредством обучения на имеющихся статистических данных.

2. Проведено моделирование системы управления на базе разработанного программно-моделирующего комплекса, демонстрирующее ранее представленные численные показатели методов и алгоритмов, примененных в системе управления энергосетью.

3. Получены прогнозные оценки электропотребления энергосистемы по данным потребляемой электроэнергии наружной температуры, типу дня и т.д.

4. Модель прогнозирования величины, потребляемой активной и реактивной мощности вполне работоспособна, однако на данном этапе все еще имеет довольно высокий уровень погрешности прогнозирования.

5. Для повышения точности прогнозирования необходимо увеличить базу данных, составляющих обучающую выборку, т.к. на данный момент имеющиеся данные охватывают временной промежуток длиной лишь 3-4 месяца.

Литература:

1. Автоматизация диспетчерского управления в электроэнергетике / Под общей ред. Ю.Н. Руденко и В.А. Семенова. [Текст] // М.: Издательство МЭИ, 2000. – 648 с.
2. Полуянович Н.К., Эксплуатация и ремонт систем электроснабжения промышленных предприятий. Южный Федеральный Университет, Инженерно-технологическая академия, Институт радиотехнических систем и управления, Кафедра электротехники и мехатроники. [Текст] / И.А. Тибейко // Таганрог, 2014.
3. Дубяго М.Н., Совершенствование методов диагностики и прогнозирования электроизоляционных материалов систем энергоснабжения. Монография [Текст] / М.Н. Дубяго, Н.К. Полуянович // Полуянович; Южный федеральный университет. – Ростов-на-Дону; Таганрог: Издательство Южного федерального университета, 2019. – 192 с.
4. Полуянович Н.К. Оценка воздействующих факторов и прогнозирование электропотребления в региональной энергосистеме с учетом режима ее эксплуатации. ж. [Текст] / М.Н. Дубяго // Известия ЮФУ. Технические науки. №2 2022. С.31-46.
5. Дубяго М.Н. Алгоритм обучения искусственной нейронной сети факторного прогнозирования ресурса изоляционных материалов силовых кабельных линий. ж. [Текст] / Н.К. Полуянович // Известия ЮФУ. Технические науки. №2 2021. С.59-73.
6. Полуянович Н.К., Прогнозирование ресурса электроизоляционных материалов силовых кабелей с использованием метода искусственных нейронных сетей. монография [Текст] / М.Н. Дубяго, Н.В. Азаров, А.В. Огреничев // Ростов-на-Дону; Таганрог, 2022. С. 116.
7. Дубяго М.Н. Метод оценки и прогнозирования остаточного ресурса изоляции кабельных линий. ж. [Текст] / Н.К. Полуянович / Известия ЮФУ. Технические науки. №3 2019. С.132-143.

УДК 519.71

Нишанова Миновархон Мамасолиевна,
ст. преподаватель, кафедра Технология
компьютерного проектирования,
Ферганский политехнический институт
E-mail: ezrecruiter21@gmail.com

АВТОМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ УПРАВЛЕНИЕ СИНТЕЗОМ

В системе автоматического управления установившаяся точность системы определяется низкочастотным участком ЛАЧХ и зависит от значения передаточного коэффициента системы, а погрешность, вызванная возмущающим движением, зависит от коэффициента регулятора. Однако чрезмерное увеличение коэффициента передачи может привести к неустойчивости системы и необходимости ее корректировки с помощью КУ.