

УДК 681.326

Повышение эффективности системы автоматизированного коммерческого учета электроэнергии за счет введения функций прогнозирования

Б.А. Староверов, Б.А. Гнатюк

ФГБОУВПО «Костромской государственной технологической университет», г. Кострома, Российская Федерация
E-mail: sba44@mail.ru

Авторское резюме

Состояние вопроса: Для обеспечения технических, организационных и экономических мер по оптимизации режимов работы энергосистем, выравниванию графиков нагрузки необходимо расширение функций автоматизированных систем коммерческого учета электроэнергии АСКУЭ. Одной из возможностей повышения эффективности АСКУЭ является включение в ее состав подсистемы прогнозирования электропотребления.

Материалы и методы: Исследование проблемы прогнозирования электропотребления осуществлено на основе анализа научных работ по данной тематике за последние годы. Для построения универсальной подсистемы прогнозирования как наиболее перспективные использованы искусственные нейронные сети.

Результаты: Предложена структура автоматизированной интеллектуальной системы коммерческого учета электроэнергии АИСКУЭ, расширение функциональных возможностей которой обеспечивается подсистемой прогнозирования. Рассмотрен способ построения подсистемы прогнозирования на основе составной каскадной нейронной сети, состоящей из параллельно соединенных нейронных сетей разного типа и линейной нейронной сети, осуществляющей формирование результирующего усредненного прогноза.

Выводы: Предложенная структура АИСКУЭ позволяет повысить эффективность управления процессами производства, передачи и потребления электроэнергии за счет анализа и прогнозирования потребления электроэнергии с достаточно высокой точностью благодаря автоматической адаптации к различным режимам и графикам производства и потребления электроэнергии.

Ключевые слова: подсистема измерения, подсистема прогнозирования, каскадная нейронная сеть, автоматическая адаптация.

Improving efficiency of automated electric power fiscal metering systems by introducing forecasting functions

B.A. Staroverov, B.A. Gnatyuk

Kostroma State University of Technology, Kostroma, Russian Federation
E-mail: sba44@mail.ru

Abstract

Background: Technical, organizational and economic measures aimed at optimizing the operation modes of power systems and balancing the loads require expanding the functions of automated electric power fiscal metering systems. One of the ways to improve the efficiency of such systems is introduction of a power consumption forecasting subsystem.

Materials and methods: The problem of forecasting power consumption was studied based on the analysis of the related scientific works of the recent years. Artificial neural networks were used as the most promising technology to design a universal forecasting subsystem.

Results: The study resulted in developing the structure of an intelligent automated electric power fiscal metering system with the functionality of the latter extended by introducing a forecasting subsystem. The paper describes the technique of designing the forecasting system based on a compound cascade neural network consisting of parallel neural networks of different types and a linear neural network forming the resulting average forecast.

Conclusions: The developed structure of an intellectual automated electric power fiscal metering system improves the efficiency of power generation, transmission and consumption control through analysis and accurate forecasting of power consumption due to the system automatic adjustment to different modes and schedules of power generation and consumption.

Key words: metering subsystem, forecasting subsystem, cascade neural network, automatic adjustment.

В последние годы на всех уровнях энергосетевых и энергоснабжающих организаций применяются полномасштабные автоматизированные системы коммерческого учета электроэнергии (АСКУЭ). Данные, получаемые с помощью АСКУЭ, используются на уровне РДУ, ЦУС для управления, планирования и коррекции текущих режимов энергосистемы, для коммерческого и технического учета элек-

троэнергии. Одновременность процессов производства и потребления электрической энергии обуславливает необходимость одновременного измерения производимой, передаваемой и потребляемой энергии и мощности, высокоточного прогнозирования потребления электроэнергии, а также выработки технических, организационных и экономических мер по оптимизации режимов работы энергосистем,

выравниванию графиков нагрузки. Это требует расширения функций автоматизированных систем коммерческого учета электроэнергии.

Одной из возможностей повышения эффективности АСКУЭ является включение в ее состав подсистемы прогнозирования электропотребления на различные интервалы времени (месяц, неделю, сутки вперед). Это позволит значительно повысить эффективность управления процессами производства, передачи и потребления электроэнергии. Анализ отклонений прогнозируемого потребления от реально существующего позволяет упреждающе реконфигурировать системы производства и распределения электроэнергии, автоматизировать расчет нагрузок для сбытовых компаний, определять и снижать коммерческие потери, автоматизировать выявление незарегистрированных пользователей.

На рис. 1 в обобщенном виде представлена структура автоматизированной интеллектуальной системы коммерческого учета электроэнергии (АИСКУЭ), расширение функциональных возможностей которой обеспечивается подсистемой прогнозирования.

Сигналы с первичных измерителей ПИ поступают в подсистему измерения, которая выполняет основные функции АСКУЭ. Выходная информация с этой подсистемы поступает на вход подсистемы прогнозирования выработки и потребления энергии и на вход анализатора отклонений прогнозов от показателей измерения. С анализатора и с подсистемы измерения информация поступает на систему поддержки принятия решений СППР и SCADA. Информация с этих блоков используется для целей управления производством, передачи и сбыта электроэнергии.

Технические средства измерения количества и качества электроэнергии и мощности достаточно хорошо разработаны и используются с самого начала создания и развития сетей электроснабжения. Более того, эти средства постоянно улучшаются и модернизируются в соответствии с общим развитием науки и техники. В настоящее время осуществляется переход к микропроцессорным системам обработки информации [1]. Наиболее проблематичным является реализация подсистемы прогнозирования.

Хотя в настоящее время существует множество методик и программных средств прогнозирования потребления электроэнергии, все они требуют предварительной адаптации под конкретные условия режимов работы энергетических объектов. Поэтому в первую очередь стоит задача разработки достаточно универсальной подсистемы прогнозирования.

Практически любой из методов прогнозирования базируется на идее экстраполяции, под которой понимается распространение закономерностей, связей и соотношений, действующих в изучаемом периоде и за его пределами.

Методы статистической обработки информации для построения прогностических моделей разработаны достаточно хорошо. Развитие вычислительной техники, математическое и статистическое моделирование способны дать достаточно достоверные и точные результаты при сравнительно небольших затратах как на создание, так и на использование моделей прогнозирования.

При всем разнообразии математического аппарата моделирования, для прогнозирования электропотребления используются в основном упрощенные или линейные регрессионные модели. Однако они часто не могут обеспечить достаточную адекватность прогнозов, и для повышения точности прогнозирования в уравнение регрессии добавляются некоторые нелинейные члены. Распространенной «нелинейной» моделью является модель полиномиальной регрессии.

Существуют причины, по которым регрессионные модели отражают протекающие явления не достаточно точно. Модель не может точно учесть влияние случайных возмущений в каждом отдельном измерении, она показывает лишь некоторые усредненные характеристики. Кроме того, регрессионные модели чувствительны к зашумлению данных, к недостаточности статистической информации и наличию в ней ошибочных данных. Добавление и изъятие входных величин и данных на различных этапах прогнозирования может сказаться на точности и соответствии модели действительности. В таких случаях необходимо применение нелинейных математических моделей или более сложных статистических методов

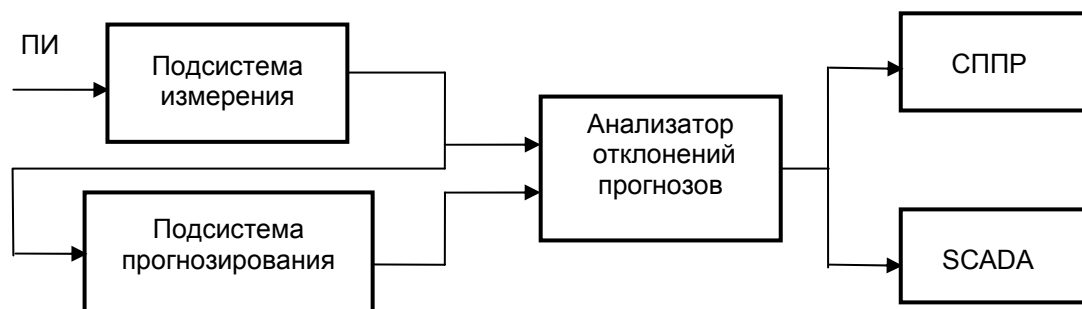


Рис. 1. Структура АИСКУЭ с подсистемой прогнозирования

моделирования, таких как методы дисперсионного анализа.

Однако применение как регрессионных, так и дисперсионных методов усложняется не только недостатком для построения математических моделей количеством статистического материала, но и его зашумленностью, наличием недостоверных данных. Все это требует от математической модели прогнозирования способности изменять структуру моделирования, анализировать зашумленные данные, быть устойчивой по отношению к изменениям объемов потребления.

Наиболее перспективным направлением в области прогнозирования на сегодняшний день является использование математического аппарата искусственных нейронных сетей. Адаптация подсистемы прогнозирования к конкретным условиям на различных уровнях иерархии измерения происходит на этапе обучения нейронной сети, что повышает точность процессов прогнозирования [2].

Применение искусственных нейронных сетей для прогнозирования рассматривается во многих работах. Однако не существует строго определенного алгоритма выбора количества нейронов в сети, их структуры и процедуры подготовки исходных данных, отсутствуют четкие рекомендации по составу входных переменных и количеству необходимых наблюдений. Выбор переменных осуществляется интуитивно, а вопрос о том, сколько наблюдений нужно иметь для обучения сети, часто является открытым. Известен ряд эвристических правил, увязывающих число необходимых наблюдений с размерами сети. Например, простейшее из них гласит, что число наблюдений должно быть в десять раз больше числа связей в сети.

Однако этого часто бывает недостаточно. Наибольшая точность прогнозирования достигается в случае объединения различными способами разнотипных нейронных сетей в единую систему [3]. В связи с этим для получения максимально возможной универсально-

сти выбран способ построения подсистемы прогнозирования на основе составной каскадной нейронной сети (рис. 2).

Первый каскад представляет собой ансамбль из наиболее эффективных нейронных сетей. В ансамбль объединены следующие сети: многослойный персептрон, линейная, обобщенно-регрессионная и радиальная базисная сети. На вход этих сетей подаются одни и те же входные переменные (ВП).

Ансамбли имеют лучшее качество прогноза, чем отдельные сети. Усреднение прогнозов по всем моделям с различной структурой и обучение на основе различных множеств данных позволяет уменьшить дисперсию модели (переобучение), не увеличивая смещение модели (недообучение). Это связано с тем, что в одних случаях при разных режимах, графиках нагрузок и потребления электроэнергии более точные прогнозы дают различные виды нейронных сетей. При этом заранее неизвестно, какой вид сети будет давать наиболее точный прогноз. Поэтому каждая сеть обучается отдельно, а результирующий прогноз формируется как усредненная методом взвешенных наименьших квадратов величина. Для этого используется второй каскад, состоящий из линейной нейронной сети. На вход этой усредняющей сети подаются результаты прогнозов, полученных от отдельных нейронных сетей первого каскада (рис. 2). Нейронная сеть выходного каскада индивидуально обучается методом обратного распространения ошибки по алгоритму, минимизирующему среднеквадратичное отклонение величины прогноза от истинного значения. Благодаря этому веса синаптических связей настраиваются таким образом, что обеспечивается определение результирующей величины прогноза (РП), которая имеет минимальное квадратичное отклонение от величин прогнозов, выдаваемых отдельными нейронными сетями первого каскада.

Следующей проблемой является определение состава входных параметров, которые подаются на входы нейронных сетей пер-

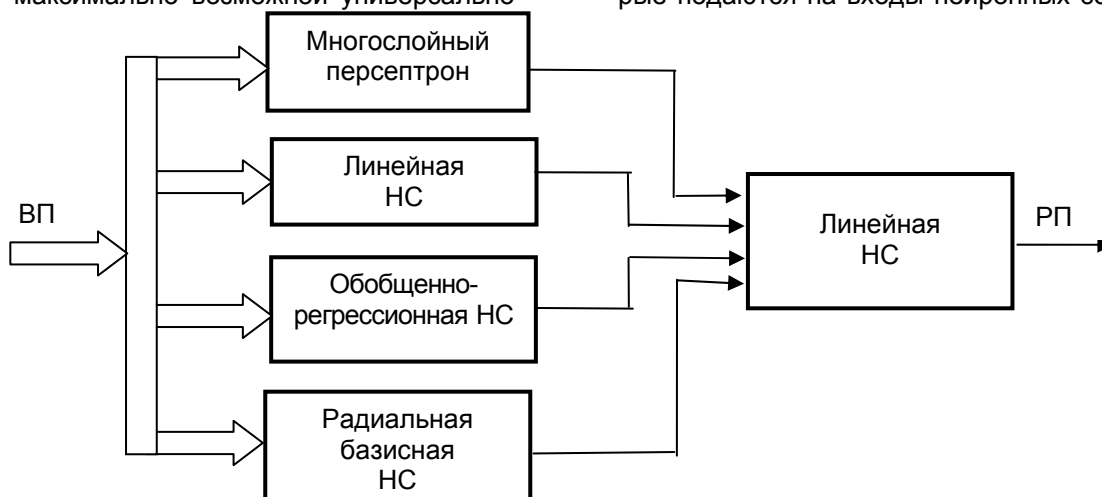


Рис. 2. Структура каскадной нейронной сети

вого каскада. Наиболее полный перечень этих параметров включает в себя:

– принадлежность дней недели к типу дней: рабочий день, выходной день, предпраздничный день, праздничный день, послепраздничный день;

– суточные графики нагрузок за последние несколько недель, включая прошедшие дни недели в целом по энергообъекту и отдельным его частям;

– суточное потребление электроэнергии энергообъекта и отдельных его частей за последние недели;

– суточные графики ограничений и аварийных отключений мощностей энергообъекта и отдельных его частей за последние недели;

– суточные графики нагрузок нерегулярных дней за прошедший год и несколько лет;

– среднесуточные значения температуры за последние недели;

– среднесуточные значения освещенности за последние недели;

– коэффициенты корреляции нагрузок расчетных узлов с нагрузкой энергообъекта, нагрузками наблюдаемых по телеметрии районов;

– прогноз температур и облачности на предстоящие три и десять дней;

– плановые задания графиков нагрузок отдельных предприятий на предстоящие три и десять дней.

Однако этот состав параметров, или факторов, часто бывает избыточным и требует уточнения на основе анализа графиков потребления или нагрузки электроэнергии. В частности, для Костромской сбытовой компании было определено, что часовой прогноз потребления электрической энергии наиболее точно определяется с использованием следующих переменных: W – номер недели; $W-1$ – номер предыдущей недели; $W-2$ – номер, соответствующий периоду двухнедельной давности; D – характер дня (выходной – 0, рабочий – 1); $D-1$ – характер предыдущего дня (выходной – 0, рабочий – 1); H – характер часа (пик – 11, полупик – 01, минимум – 00); T – прогноз почасового значения температуры.

Кроме того, необходимо использовать динамические переменные. При прогнозировании на h -й час в D -й день учитываются следующие величины потребления электроэнергии P : $P(D,h-1)$; $P(D,h-2)$; $P(D,h-3)$; $P(D,h-4)$; $P(D-1,h)$; $P(D-1,h-1)$; $P(D-1,h-2)$; $P(D-1,h-3)$; $P(D-1,h-4)$; $P(D-2,h)$; $P(D-2,h-1)$; $P(D-2,h-2)$;

$P(D-2,h-3)$; $P(D-2,h-4)$; $P(D-3,h)$; $P(D-3,h-1)$; $P(D-3,h-2)$; $P(D-3,h-3)$; $P(D-3,h-4)$; $P(D-7,h)$.

Экспериментальные исследования показали, что применение для прогнозирования рассмотренной каскадной нейронной сети позволяет получить ошибку прогнозирования менее 5 % в 98,36 % случаях и менее 2,79 % в 95 % от общего объема прогнозных данных.

В соответствии со структурой, представленной на рис. 1, и теми задачами, которые возлагаются на СППР, она должна строиться как система обработки и интеллектуального анализа данных (Data Mining). Процесс поддержки принятия решений основан на поиске скрытых закономерностей в полученных данных. При этом используются также методы искусственного интеллекта, прикладной статистики, теории баз данных.

Таким образом, предложенная структура АИСКУЭ, включающая в себя подсистемы прогнозирования и поддержки принятия решений, позволяет повысить эффективность управления процессами производства, передачи и потребления электроэнергии за счет анализа и прогнозирования потребления электроэнергии с достаточно высокой точностью благодаря автоматической адаптации к различным режимам и графикам производства и потребления электроэнергии.

Список литературы

1. **Гутовцев А.Л.** Современные принципы автоматизации энергоучета в энергосистемах // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2003. – № 4. – С. 4–10.
2. **Осовский С.** Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
3. **Староверов Б.А., Мормылев М.А.** Прогнозирование и управление энергопотреблением с помощью ансамбля нейронных сетей // Проблемы автоматизации и управления в технических системах: тр. Междунар. науч.-техн. конф. – Пенза: Изд-во ПГУ, 2009. – С. 239–242.

References

1. Gutovtsev, A.L. *Sovremennyye printsipy avtomatizatsii energoucheta v energosistemakh* [Modern automation and fiscal metering principles in power systems]. *Promyshlennyye ASU i kontrolyery*, 2003, no. 4, pp. 4–10.
2. Osovskiy, S. *Neironnyye seti dlya obrabotki informatsii* [Neural networks for information processing]. Moscow, *Finansy i statistika*, 2002. 344 p.
3. Staroverov, B.A., Mormylev, M.A. *Prognozirovaniye i upravleniye energopotrebleniem s pomoshch'yu ansamblya neyronnykh setey* [Artificial neural networks ensemble – based energy consumption forecasting and control]. *Trudy Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii «Problemy avtomatizatsii i upravleniya v tekhnicheskikh sistemakh»* [Collected works of the International scientific and technical conference «Automation and control problems in engineering systems»]. Penza, Izdatel'stvo PGU, 2009, pp. 239–242.

Староверов Борис Александрович,

ФГБОУВПО «Костромской государственный технологический университет»,

доктор технических наук, профессор кафедры автоматизации и микропроцессорной техники, заведующий кафедрой автоматизации и микропроцессорной техники,

телефон (4942) 31-75-60,

e-mail: sba44@mail.ru

Гнатюк Борислав Алексеевич,
ФГБОУВПО «Костромской государственный технологический университет»,
аспирант кафедры автоматики и микропроцессорной техники,
телефон (4942) 31-75-60,
e-mail: abg-07@mail.ru