

УДК 621

ПОВЫШЕНИЕ НАДЕЖНОСТИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Желукевич Д.О., Смертьева И.В.

Научный руководитель – к.т.н., доц. Старжинский А.Л.

Основными задачами, стоящими в настоящее время перед энергетическим сектором, являются повышение надежности и эффективности энергосистем, а также снижение потерь энергии. Одним из способов повышения надежности энергоснабжения с точки зрения бесперебойного электроснабжения, уменьшения перебоев в производстве и аварий на электрических и технологических частях является прогноз энергопотребления на основе искусственной нейронной сети (ИНС). Для этого была разработана компьютерная программа для расчета ожидаемых значений энергопотребления энергосистемы. Программный продукт обеспечивает автоматический выбор оптимального набора входных параметров нейронной сети, что позволяет повысить точность прогнозирования модели нейронной сети и энергопотребления в энергосистеме.

Метод прогнозирования нагрузки на основе ИНС является наиболее точным и перспективным. Предпочтительными являются ИНС прямого распределения. Сети этого типа состоят из нескольких слоев нейронов: входного слоя, выходного слоя и нескольких скрытых слоев. Нейроны каждого слоя не связаны между собой и взаимодействуют лишь с нейронами предыдущих слоев.

Рассмотрим принцип функционирования сети прямого распространения. Сигнал, который подается на сеть (входной), поступает на нейроны входного слоя, далее проходя все слои выделяется с выходов нейронов выходного слоя. Преобразования сигнала зависят от его начального сигнала, от преобразующей функции и величин весов связей.

Формула выходного сигнала y_j некоторого нейрона в j -м слое в сети прямого распространения:

$$y_i = f \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} y_i + \theta_j \right), \quad (1)$$

где y_i – выходной сигнал i -го нейрона предыдущего слоя;

w_{ij} – весовой коэффициент, выражающий степень влияния, оказываемого выходным сигналом i -го нейрона предыдущего слоя на j -й нейрон рассматриваемого слоя;

θ_j – смещение в j -м слое;

n – количество нейронов в предыдущем слое.

На основе ИНС прямого распределения рассмотрим методику краткосрочного прогнозирования электропотребления региональной электроэнергетической системы (ЭЭС).

Создание модели ИНС требует следующих шагов: выбор оптимального набора входных переменных; выбор архитектуры и обучение ИНС; тестирование полученной модели.

Первый этап - выбор переменных, которые описывают изучаемый процесс. В настоящее время известно, что сложно определить оптимальный набор входных параметров для начального обучения нейронной сети. Входные переменные выбираются на основе экспертной оценки, основанной на опыте эксплуатации этой энергетической системы. В то же время уровень качества прогнозирующей модели напрямую зависит от выбора и определения зависимости между входными переменными.

Следовательно, перед началом обучения ИНС необходимо выбрать оптимальный набор входных данных, чтобы значительно сократить время обучения и диагностику модели, а также повысить надежность прогнозирования обученной модели.

Цель автоматизации выбора – обеспечение способности модели автоматически учитывать необходимые входные параметры, содержащие наиболее значимую информацию о выходном сигнале, до начала обучения. Автоматический выбор оптимального набора входных переменных выполняется в модели ИНС в соответствии со следующими основными критериями.

Модель должна учитывать:

- статистика потребления электроэнергии – актуальные данные о потреблении энергии, которые имеют наиболее сильную корреляцию с выходным значением, т.е. оказывают сильнейшее влияние на суточный график потребления электроэнергии в регионе;
- набор входных данных должен содержать необходимый минимальный объем ретроспективной информации, которая обеспечивает требуемый уровень точности прогноза;
 - влияние температуры наружного воздуха;
 - влияние сезонности;
 - тип дня.

Для краткосрочных прогнозов потребления энергии оптимальный набор входных переменных ИНС состоит из 5 отдельных значений фактического потребления ЭЭС и уравнения зависимости электропотребления от температуры наружного воздуха.

Для примера рассмотрим ЭЭС с заданными параметрами.

Зависимость электропотребления от температуры представлена в виде графика:

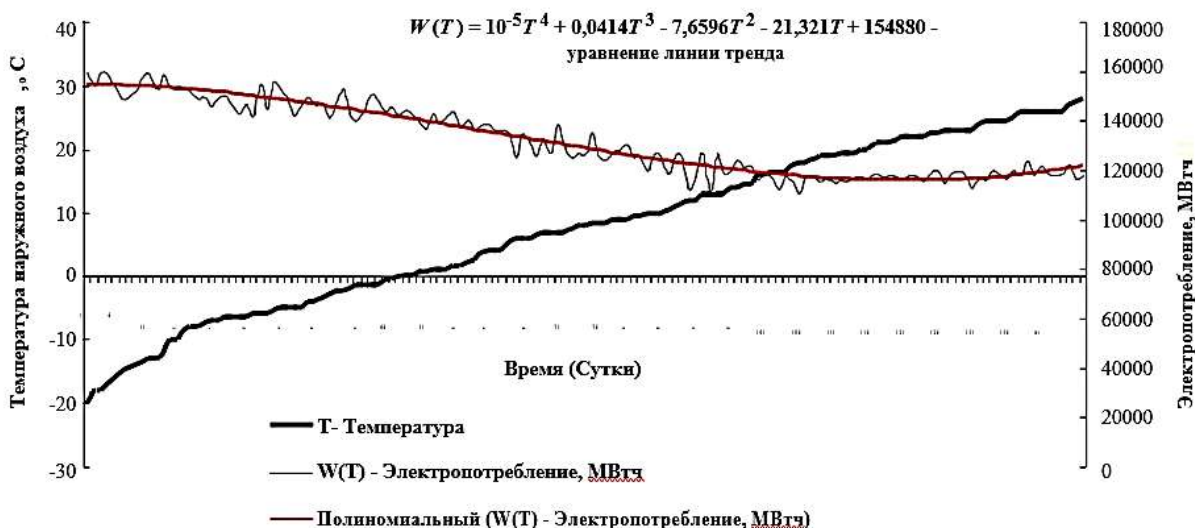


Рисунок 1. График зависимости электропотребления от температуры воздуха в ЭЭС

Уравнение аппроксимирующей кривой на входе нейронной сети обеспечивает учет влияния температуры воздуха в прогнозной модели. При нормировании этого уравнения в скрытой слой нейронов для нелинейной обработки подается диапазон значений потребления электроэнергии в зависимости от конкретных значений температуры для каждого из сезонов года данного региона с соответствующим весовым коэффициентом. Это позволяет вместе с влиянием температуры одновременно учитывать влияние сезонности на более точном уровне.

На втором этапе строится архитектура и выполняется обучение ИНС. На рисунке 2 представлена нейросетевая структура для краткосрочного прогнозирования потребления в энергосистеме.

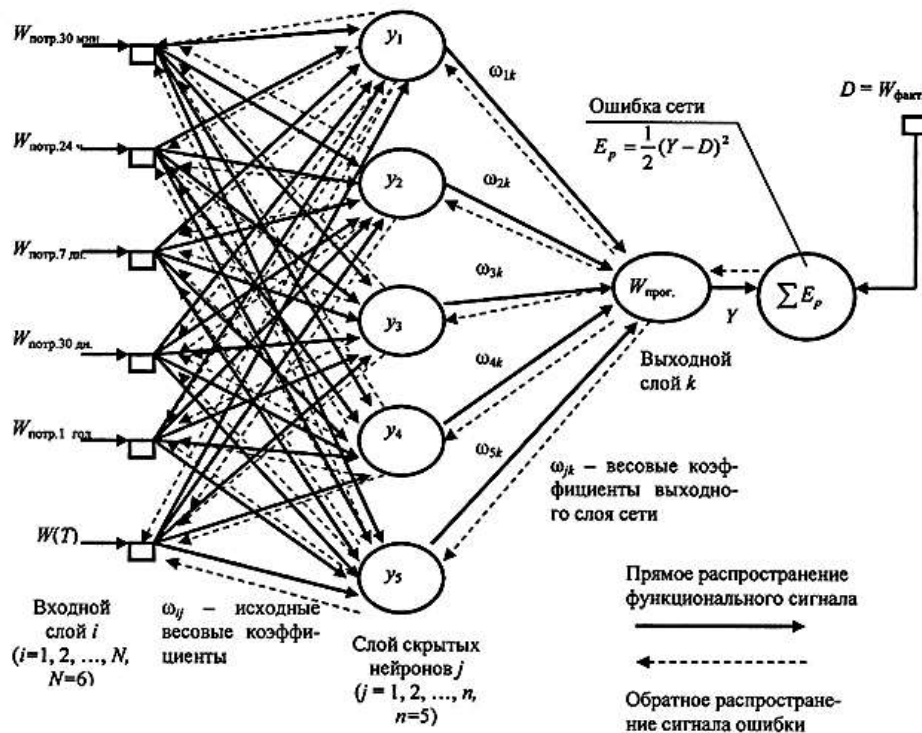


Рисунок 2. Нейросетевая структура для краткосрочного прогнозирования электропотребления в ЭЭС

В данном случае архитектура ИНС состоит из 3 слоев. На входе – 6 нейронов, на выходе – 1 нейрон, представляющий собой искомое прогнозное значение потребления электроэнергии.

На третьем этапе выполняется тестирование построенной модели. Проводится диагностика модели, т.е. оценка способности ИНС к обобщению накопленных знаний. В качестве критерия этой оценки может быть принята относительная погрешность прогноза электропотребления.

Вывод: метод на основе ИНС с автоматизированным выбором оптимального набора входных переменных позволяет повысить достоверность и качество прогноза электропотребления. Следовательно, применение этого метода целесообразно для повышения точности планирования оптимального режима энергосистемы, энергоэффективности и энергосбережения, а также повышения надежности ЭЭС с точки зрения бесперебойного питания электроэнергией, снижения срывов производства и аварий в электрической и технологической части.

Литература

1. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование электрических нагрузок при оперативном управлении электроэнергетическими системами на основе нейросетевых структур. Екатеринбург: УрО РАН, 2008. 88 с.
2. Папков Б.В. Надежность и эффективность электроснабжения: учеб. пособие. Н. Новгород: Нижегород. гос. техн. ун-т, 1996. 210 с.