

## КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ НАГРУЗОК ПОТРЕБИТЕЛЕЙ АПК С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Е.А. Акиншин, В.Н. Ларионов

*В статье описана компьютерная модель динамики электрических нагрузок потребителей АПК, разработанная с учетом особенностей сельского электроснабжения.*

*Показаны преимущества использования искусственных нейронных сетей при исследовании сложных временных рядов.*

*Приведены результаты численного эксперимента, проведенного на реальных данных.*

### Введение

Анализ тенденций развития сельскохозяйственных предприятий в России за последнее десятилетие выявил значительный рост энергетической составляющей в структуре себестоимости сельскохозяйственной продукции. Изменение пропорций цен привело к заметному снижению рентабельности производства в агропромышленном комплексе. До 45% сельскохозяйственных предприятий считаются убыточными [4]. Таким образом, энергосбережение и снижение себестоимости электроэнергии являются, на сегодняшний день, приоритетными направлениями развития сельского электроснабжения. В разработанной в ВИЭСХ концепции по электроснабжению села отмечено, что решение проблемы энергосбережения – стратегическая задача всей аграрной науки [11].

Исследования показали, что эффективное проведение технических и организационных мероприятий по энергосбережению (включая меры по снижению потерь электроэнергии), невозможно без точного и своевременного прогноза величины потребления электрической энергии на длительный период.

Первые публикации по методам прогнозирования электрической нагрузки, появились на рубеже 1910-1920 гг., и с тех пор интерес к проблеме не угасает [3]. Связано это, с одной стороны, с

непрерывным ростом требований к качеству прогнозных расчетов электрических нагрузок (точности, достоверности, информативности, быстродействию, автоматизируемости), с другой, с постоянным совершенствованием математического аппарата, появлением новых методов прогнозирования и резким ростом мощности ЭВМ. Два последних фактора определяют возможность создания принципиально новых методик прогнозных расчетов. Дополнительный толчок развитие методов прогноза электрической нагрузки получило с распространением автоматизированных систем контроля и учета электроэнергии (АСКУЭ), позволивших значительно упростить процесс мониторинга электрической нагрузки и накопление статистической информации, повысить оперативность управления и прогнозирования. Сегодня, прогнозирование нагрузки занимает одно из центральных мест в задачах планирования и управления системами энергоснабжения.

Известно, что неоправданное завышение значения расчетной мощности приводит к удорожанию строительства электроснабжения, замораживанию значительных финансовых ресурсов, росту издержек при эксплуатации электрооборудования. С другой стороны занижение расчетной мощности может привести к ряду серьезных проблем, связанных с устойчивостью электротехнической системы, обеспечением качества электроэнергии и надежности электроснабжения [7]. Наряду с долговременным прогнозом, большое значение имеет оперативный прогноз.

Определение достоверных прогнозных оценок значений потребляемой мощности является актуальной проблемой для потребителей электроэнергии. Объективно обоснованные значения заявляемой мощности позволяют снизить плату за электроэнергию и избежать завышения или занижения мощности при развитии собственного энергохозяйства.

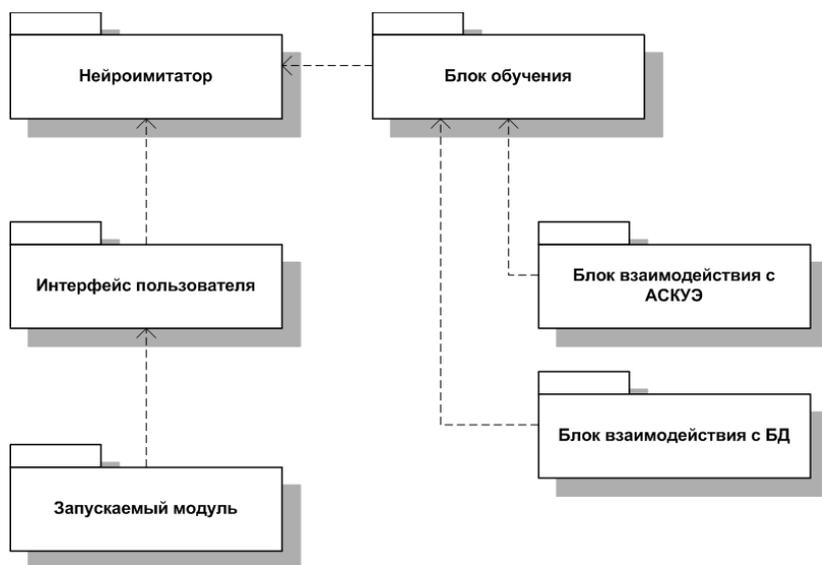


Рис. 1. Структура системы прогнозирования.

В процессе производства многие, не поддающиеся прямому количественному учету факторы приводят к отклонению значений фактического расхода электроэнергии от значений, установленных в договоре между поставщиком и потребителем электроэнергии. Эти отклонения ведут к начислению штрафных надбавок к действующим тарифам, по которым производятся оплата. Отклонения реального энергопотребления от предварительно установленных обязательств ведут к начислению штрафа, как за перерасход, так и за недорасход электроэнергии. В этом случае важно определить оптимальный объем заказываемой электроэнергии.

### Модель электрических нагрузок

Многообразие факторов, влияющих на величину электрических нагрузок, в совокупности с высокой нелинейностью исследуемых зависимостей существенно затрудняют использование классических методов математики для решения данной задачи.

Как показано в [1, 2], существующие методы прогнозирования электрических нагрузок, базирующиеся на применении вероятностно-статистических методов, не могут обеспечить необходимого качества прогнозов в современных условиях и не удовлетворяют целому ряду требований, среди которых наиболее значимыми являются точность прогноза, устойчивость к ошибкам, простота использования, возможность реализации в составе автоматизированных систем учета электроэнергии.

Причина такого несоответствия кроется, прежде всего, в том, что для исследуемых зависимостей, в силу их природы, не вполне выполняются ограничения, накладываемые статистическими методами на эмпирические данные. Речь идет об искусственно вводимом предположении о стационарности процесса, и вытекающих отсюда требований к постоянству дисперсии и т. д. Кроме того, высокая степень нелинейности тренда не позволяет выполнить точную аппроксимацию за счет использования полиномиальных или экспоненциальных моделей.

## КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ НАГРУЗОК ПОТРЕБИТЕЛЕЙ АПК С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Одной из наиболее перспективных альтернатив регрессионного анализа, является применение искусственных нейронных сетей. Нейронные сети – исключительно мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости. Использование методов прогнозирования, основанных на применении нейронных сетей, даёт целый ряд преимуществ, по сравнению с традиционными методами статистики, среди которых наиболее важными, применительно к данной задаче, являются:

- Возможность получения точного отображения на основе эмпирических данных без вмешательства человека.
- Возможность автоматической адаптации модели к изменениям параметров электроустановки и условий внешней среды.
- Низкая чувствительность к неточностям в исходной информации. Неточности в исходных данных сглаживаются и оказывают минимальное воздействие на конечный результат.
- Способность к функционированию при неполном наборе исходных данных. Специально подготовленная нейронная сеть может восполнить пробелы в наборе данных.
- Высокая надёжность. Нейронные сети способны корректно функционировать даже

при повреждении части нейронов за счет избыточности информации.

Отечественный и зарубежный опыт использования нейронных сетей для прогнозирования временных рядов подтверждает высокую эффективность данной технологии [6,10,14].

Искусственные нейронные сети (ИНС) представляют собой совокупность идеализированных моделей участков нервной системы живых существ. ИНС состоят из элементов (искусственных нейронов) соединенных синаптическими соединениями. Согласно теореме Колмогорова [9], ИНС способны аппроксимировать отображение произвольной сложности с заданной степенью точности.

### Результаты численного эксперимента

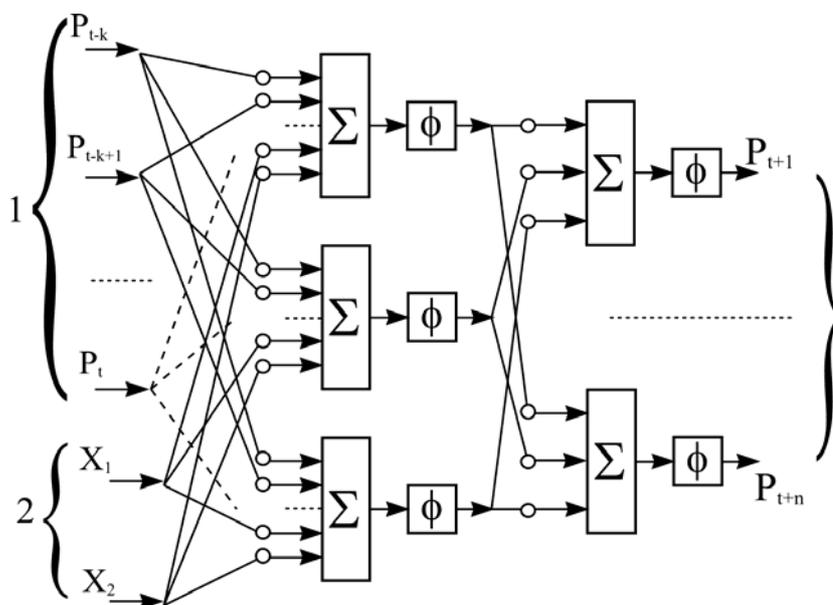


Рис. 2. Схема подачи и снятия сигналов с искусственной нейронной сети: 1 – нагрузки предшествующих периодов; 2 – факторы, влияющие на величину нагрузки; 3 – прогнозируемая нагрузка.

Для проверки представленной модели был проведен ряд численных экспериментов. Эксперименты проводились на реальных опытных данных двух предприятий АПК Алтайского края – КГПУ ПТФ «Молодежная» и АО ПТФ «Павловская». Существенным для

проведенной серии экспериментов является тот факт, что предприятия значительно отличаются как по объемам выпуска продукции, установленной мощности, так и по специализации производства.

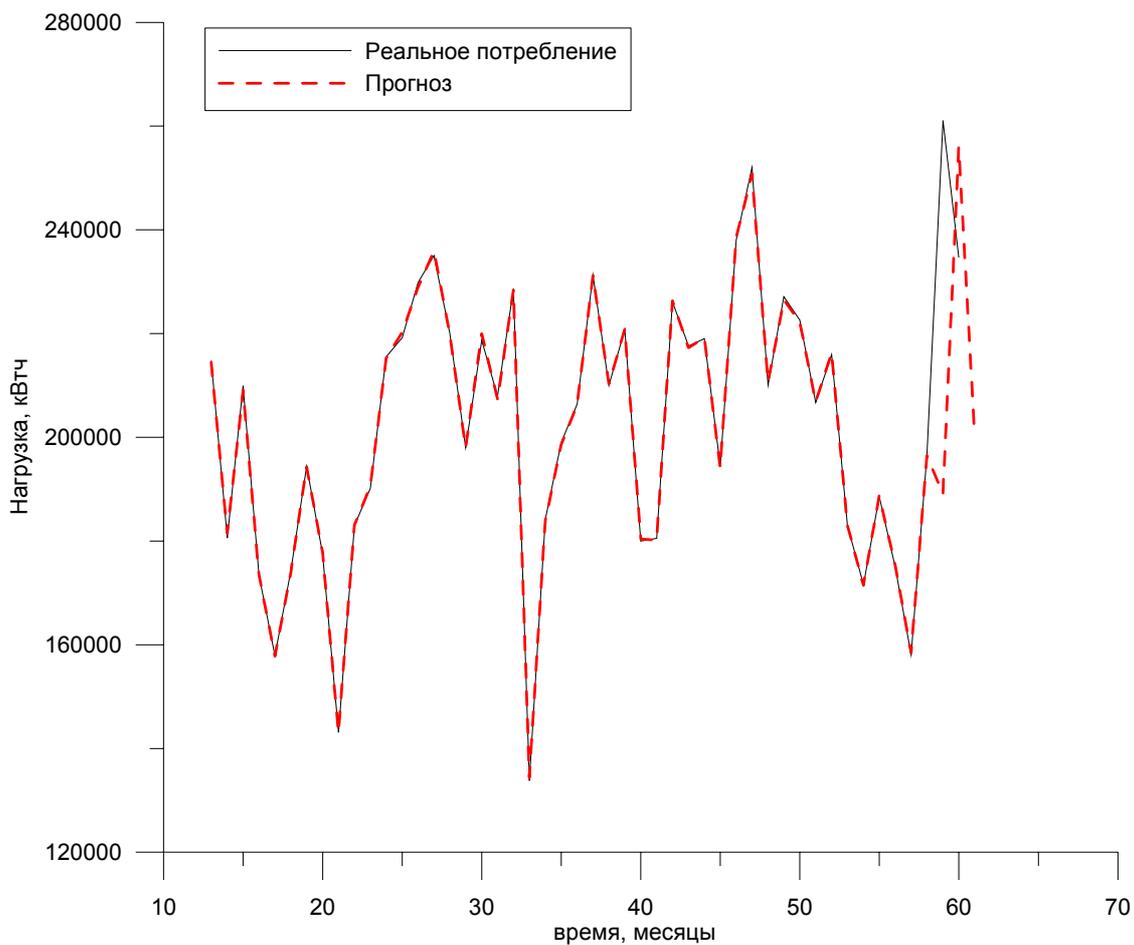


Рис. 3. Графики энергопотребления (реального и спрогнозированного).

## КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ НАГРУЗОК ПОТРЕБИТЕЛЕЙ АПК С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

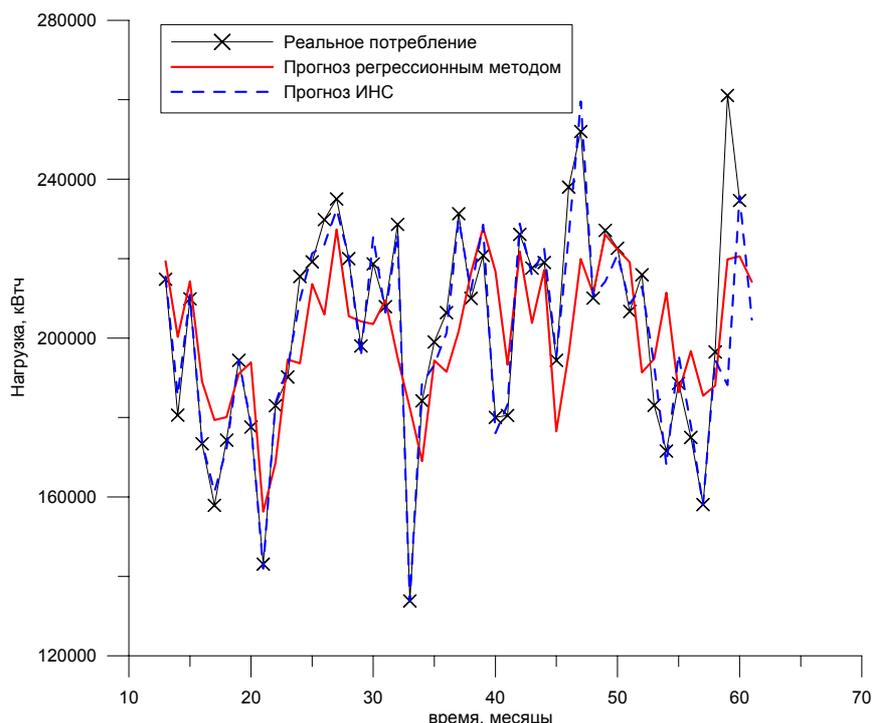


Рис. 4. Прогнозы нагрузок, выполненные разными методами.

ПТФ «Молодежная» является одним из крупнейших производителей сельхозпродукции в крае. Основной акцент на предприятии сделан на производство яйца. Выпуск яйца достигает 112 млн. шт/год. В состав предприятия также входят подразделения, занятые выпуском молока и молочных продуктов. Среднесписочный состав работников насчитывает более 900 человек. Предприятие имеет развитое энергохозяйство. АО ПТФ «Павловская» имеет существенно меньший объем производства. Основную продукцию здесь составляют бройлерные куры. В эксперименте использовалась статистика электропотребления указанных предприятий за период 6 лет.

В ходе численного эксперимента было проверено более 4000 конфигураций нейронной сети. Варьировались все доступные параметры нейроимитатора включая тип сети, число слоев, число нейронов в каждом слое, вид пороговой функции нейрона, вид алгоритма обучения и его параметры, функцию оценки. Пороговая функция активации нейронов задавалась индивидуально для каждого слоя. При этом для обучения использовались все примеры выборки кроме 2 – 6 завершающих ряд значений. Эти значения служили для проверки точности прогноза. Кросс-

верификация не проводилась из-за небольшого объема исходных данных. Результаты численного эксперимента хорошо согласуются с выводами, полученными в ходе теоретического исследования.

Наиболее точные модели включают в себя многослойный перцептрон, состоящий из 3 или 4-х слоев нейронов. Дальнейшее увеличение числа слоев не улучшает качества прогноза и приводит к эффекту «переобучения» сети.

Применяемые в данной работе нейросетевые архитектуры,

базируются на модели формального нейрона и следовательно могут работать только с данными, лежащими в фиксированном диапазоне значений. В зависимости от типа используемой характеристической функции выбирается диапазон [0;1] или [-1;1]. Предобработка величины мощности (расхода электроэнергии) может осуществляться следующим образом:

$$S' = \frac{(S - S_{\min})(b - a)}{(S_{\max} - S_{\min})} + a,$$

где  $S_{\min}$  – минимальная нагрузка во всей обучающей выборке;

$S_{\max}$  – максимальное значение нагрузки в выборке;

$S$  – текущее значение нагрузки;

$S'$  – нормированное значение подаваемое на вход сети;

$a$  – нижняя граница входных сигналов нейрона;

$b$  – верхняя граница входных сигналов нейрона.

Таким образом, все возможные значения нагрузки отображаются на интервал допустимых значений входа нейрона. Приведенная нормализация неприменима в случае, когда все значения обучающей выборки не известны в момент начала обучения. Такая ситуация возникает, когда

уже обученная сеть должна адаптироваться к вновь поступившим данным без полного переобучения. Для этого случая в приведенную выше формулу внесены коррективы, учитывающие возможность выхода значений за границы сегмента [ $S_{\min}$ ;  $S_{\max}$ ]

$$S' = \frac{(S - k_{\min} S_{\min})(b - a)}{(k_{\max} S_{\max} - k_{\min} S_{\min})} + a,$$

Кроме того, для повышения чувствительности сети использовалась позиционная предобработка в следующем виде:

$$\begin{cases} S'_0 = \{S - S_{\min}\} \bmod y, \\ S'_1 = \left\{ \frac{S - S_{\min}}{y} \right\} \bmod y, \\ \dots \\ S'_i = \left\{ \frac{S - S_{\min}}{y^i} \right\} \bmod y, \end{cases}$$

где  $\{ \}$  – операция взятия целой части числа. Параметры  $i$ ,  $y$  – выбирались экспериментально. Заметим, что при этом увеличивается число входов сети, а следовательно растет объем занимаемой оперативной памяти и время обучение. По этой причине позиционная обработка использовалась нами только в тех случаях, когда простая нормализация не обеспечивала необходимой точности прогноза.

Результаты проведенных расчетов представлены на рисунке. В ходе эксперимента была также проведена группа контрольных расчетов с использованием традиционной методологии Бокса-Дженкинса [2]

### Заключение

В статье предложена новая модель динамики электрических нагрузок сельскохозяйственных потребителей, ориентированная на проведение прогнозов электропотребления с помощью ЭВМ.

Показано, что использование в моделях данного класса ИНС дает целый ряд преимуществ, перед традиционными моделями временных рядов.

Представленная модель может применяться при долгосрочном прогнозировании нагрузок предприятий АПК.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Акиншин Е.А., Хомутов О.И. Прогнозирование электрических нагрузок в сельском электроснабжении с применением нейронных сетей // Вестник АлтГТУ. - №2. - 2001. - С. 111-115.
2. Акиншин Е.А, Хомутов О.И. Долгосрочное прогнозирование электрических нагрузок с применением нейронных сетей // Сб. тезисов докладов региональной научной конференции «Наука. Техника. Инновации.». Новосибирск: изд-во НГТУ, 2001. Часть 2. - С. 63 – 64.
3. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. М: Мир. - 1974.
4. Бэни Д. В., Фармер Е. Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки / пер. с англ. – М.: Энергоатомиздат, 1987.
5. Воропай А. И. Паламарчук С. И. Подковальников С. В. Современное состояние и проблемы электроэнергетики России // Проблемы прогнозирования. - №5. - 2001.
6. Вычислительная техника и моделирование в энергетике. Сб. науч. Трудов Киев: Наук. Думка, 1984. 204 с.
7. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука (Сиб. отделение), 1996. 276 с.
8. Ершов М.С., Егоров А. В. Сорокотяпин Д.Н. Вероятностные алгоритмы оценки электрических нагрузок // Промышленная энергетика. - №7. - 1998. С. 16-17.
9. Ивахненко А.Г. Юранковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. М.: Радио и связь, 1987. 120 с., ил.
10. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного. Докл. АН СССР, 1957. Т. 114, №5. С. 953-956.
11. Нейроинформатика / А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, А.Н. Кирдин, Е.М. Миркес, А.Ю. Новоходько, Д.А. Россиев, С.А. Терехов, М.Ю. Сенашова, В.Г. Царегородцев. Новосибирск: Наука, Сибирская издательская фирма РАН, 1998.
12. Мурадян А.Е., Коленный В.П. Эбина Г.Д., Черняева Г.В. Статистические оценки расхода электроэнергии и нагрузок потребителей на примере Подмосковья // Техника в сельском хозяйстве. - №4. - 2001. - С. 23 - 26.
13. Никифоров Г.В. Анализ устойчивости регрессионных моделей электропотребления. Промышленная энергетика. - №12. -1999. С. 18-20.
14. Поликарпов Е. А. Об определении абонируемой предприятием электрической мощности. // Промышленная энергетика. - №9. - 1998. С. 16-17.
15. Шумилова Г. П., Готман Н. Э., Старцева Т. Б. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием искусственных нейронных сетей // Электричество, 1999. № 10. - С. 6-12.

КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ НАГРУЗОК  
ПОТРЕБИТЕЛЕЙ АПК С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

16. Costa M. Pasero E. Piglione F. Radasanu D. Short Term Load Forecasting In Using A Synchronously Operated Recurrent Neural Network. // IJCNN99 (1999 International Joint Conference on Neural Networks), Washington, DC -- July 10-16, 1999.
17. Teixeira M. A. Zaverusha G. Ribeiro G. F. Recurrent Neural Gas in Electric Load Forecasting // IJCNN99 (1999 International Joint Conference on Neural Networks), Washington, DC -- July 10 - 16, 1999.