

З.Х. Борукаев, Киев  
К.Б. Остапченко, Киев  
О.И. Лисовиченко, Киев

## СПОСОБ ПОСТРОЕНИЯ НЕФОРМАЛИЗОВАННОЙ ГИБРИДНОЙ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ НА ОПТОВОМ РЫНКЕ

**Abstract.** The results of the improvement of the hybrid approach to the design of time series forecasting models with an uneven distribution of values of the electric consumption indicator in solving organizational management problems in the wholesale electricity market are presented.

### Введение

Проблема существенного повышения энергоэффективности использования электрической энергии – электропотребления является одной из основных на современном этапе развития электроэнергетики. Возможность ее эффективной реализации непосредственно связано с решением комплекса задач управления планированием электропотребления компаниями поставщиками электроэнергии – субъектами системы организационного управления оптовым рынком электроэнергии (ОРЭ).

К таким задачам необходимо отнести и составление суточного графика электропотребления оптовыми поставщиками, который они должны предоставлять на ОРЭ. Указанный график используется в качестве исходных данных для последовательного решения последующих задач организационного и оперативно-диспетчерского управления, направленных на обеспечение надежного и экономического покрытия заявленных объемов мощности генерирующими компаниями – производителями электрической энергии [1]. Технологический процесс составления плана электропотребления включает в себя два уровня. На первом уровне планирование осуществляется непосредственно предприятиями – конечными потребителями. На втором уровне – поставщиками электроэнергии на основе использования данных о прогнозе электропотребления, полученных от предприятий первого уровня.

Проблема планирования потребления электроэнергии исследовалась в течение многих лет в отношении предприятий различных отраслей промышленности. И в последние годы решению этой проблемы, применительно к особенностям их функционирования в рыночных условиях, посвящено достаточно большое количество работ [2 – 5]. Предлагаемые в них методики планирования электропотребления применяются в настоящее время на многих промышленных предприятиях. Обычно они ориентированы на определенный период времени, в течение которого не происходит

существенных изменений объемов производства в соответствии со сложившейся конъюнктурой на отраслевых рынках.

Однако особенность рыночных отношений заключается в том, что эти изменения могут происходить в разное время в разных отраслях. Поэтому для решения задачи планирования электропотребления необходимо применять методики, использующие математические и информационно-технологические средства текущей оценки электропотребления, учитывающие влияние рыночных условий на функционирование предприятий [6]. Прогнозные данные электропотребления отдельного регионального поставщика составляют основную исходную информацию для проведения всех последующих расчетов при прогнозировании и планировании поставок производителями электроэнергии на ОРЭ с целью формирования торгового и диспетчерского графиков активной нагрузки для рынка на сутки вперед [7].

### **Анализ проблемы и формулировка задачи исследования**

В условиях функционирования рынка электроэнергии, получившего содержательное название рынка двухсторонних договоров и балансирующего рынка, предусмотрены механизмы компенсации дополнительных расходов в энергосистеме, теми поставщиками, заявленные объемы которых превысили по абсолютной величине допустимые отклонения от фактических объемов потребленной электроэнергии. Указанное обстоятельство должно стимулировать поставщиков электроэнергии на применение современных средств моделирования и прогнозирования электропотребления, используемых при составлении почасовых плановых графиков электропотребления на следующие сутки для повышения качества прогноза. Именно почасовое планирование электропотребления на основе применения поставщиками современных средств прогнозирования, представляет интерес не только для них, но и для крупных предприятий – квалифицированных конечных потребителей электроэнергии.

При решении задачи суточного планирования электропотребления на уровне поставщиков электроэнергии, безусловно, должна учитываться более детальная структура потребления электроэнергии в регионе конкретного поставщика. По данным различных исследований именно суточная неравномерность электропотребления, наряду с сезонной неравномерностью, в значительной степени определяют точность прогнозирования графиков электропотребления [8].

Структура отраслей хозяйства региона отдельного поставщика, как правило, известна. Планирование электропотребления поставщиками с учетом особенностей электропотребления в процессе производства предприятиями указанных отраслей хозяйства представляет собой достаточно сложную задачу [9]. Достаточно большое количество работ, анализ которых приведен в [10], посвящено исследованиям, связанным с планированием электропотреблением на уровне поставщиков. В основном они предназначены для решения очень важных и сложных задач среднесрочного и

долгосрочного прогнозирования электропотребления. Однако не всегда данные такого прогноза могут быть использованы для планирования электропотребления на предстоящие сутки.

Определение, дальнейшее исследование и учет многопланового влияния детерминированных, квази-детерминированных и случайных факторов на результаты прогнозирования электропотребления, с целью повышения их качества, обуславливает необходимость разработки новых средств математического и компьютерного моделирования на основе интеграции методов статистического анализа, экспертных методов и искусственного интеллекта.

Поэтому основной задачей данной работы является разработка средств математического моделирования для динамического оперативного почасового прогнозирования на предстоящие сутки и планирования электропотребления поставщиками электрической энергии на сутки вперед на оптовом рынке.

В настоящее время во многих энергосистемах мира при создании прогностических моделей используются статистические методы анализа динамических временных рядов, отражающих упорядоченную последовательность данных наблюдений за изменяющимся во времени процессом [11]. Их практическая реализация для уменьшения погрешности расчетов требует сбора, хранения и дальнейшего использования значительных объемов исходных ретроспективных данных почасового фактического производства электроэнергии. А для определения и исправления ошибок, поддержания определенного уровня корректности реализация потребует еще учета других факторов, влияющих на результат прогноза, и как следствие, использования дополнительного объема данных.

Анализ ряда исследований, проведенный в работе [12], позволяет сделать вывод о том, что не существует универсального метода, способного решить проблему прогнозирования характеристик случайных процессов различной природы. Однако выработаны подходы, применение которых при решении конкретных прикладных задач дают возможность построения прогностической модели, которая обеспечивает приемлемую для практики достоверность и точность [13].

Одним из таковых является подход, основанный на применении гибридных способов построения моделей прогнозирования. Для определения численных значений прогнозируемых величин в заданных точках используется неформализованная математическая модель необходимой зависимости, возможность построения которой обеспечивается за счет применения гибридного вычислительного алгоритма, основанного на совместном использовании аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС) и генетического алгоритма (ГА). Опыт разработки и применения такого способа для построения прогностических моделей описан в работе [14]. Однако качество применения ИНС существенно зависит от полноты и достоверности обучающей выборки, которая формируется по подготовленным исходным ретроспективным данным. Поэтому,

ретроспективные данные должны предварительно проходить обработку – фильтрацию и нормализацию для обеспечения указанных условий применения.

Целью настоящей работы является усовершенствование гибридного подхода к разработке неформализованных математических моделей прогнозирования электропотребления крупного регионального поставщика на основе комбинированного применения современных информационных технологий с помощью аппарата ИНС, ГА и фильтров Калмана, обеспечивающих требуемый уровень качества процесса прогнозирования.

### **Формализация временных рядов процесса электропотребления**

Как известно, многие авторы [15] используют так называемую аддитивную форму модели для решения задач прогнозирования электропотребления и активной нагрузки:

$$P(t) = U(t) + V(t) + C(t) + E(t),$$

где  $P(t) = (P^{факт}(t_i^j) | i = \overline{1, N}, j = \overline{1, 24})$  – обобщенный временной ряд фактических почасовых значений электропотребления (в  $j$ -ом часе  $i$ -ого дня) региональной компании – поставщика электроэнергии в течение  $N$  дней,  $U(t)$  – трендовая,  $V(t)$  – сезонная,  $C(t)$  – циклическая,  $E(t)$  – случайная составляющие временного ряда.

Выделение взаимосвязанных составляющих временного ряда – трендовой, сезонной и циклической, является отдельной и весьма непростой задачей. Предположение об их аддитивности в распределении и дальнейшее использование этих составляющих для решения задач прогнозирования электропотребления может вносить дополнительную погрешность, которую трудно учитывать. Поэтому в данной работе проведены исследования возможности применения для решения задачи прогнозирования электропотребления формы модели временного ряда в виде:

$$P(t) = F(U(t), V(t), C(t)) + E(t),$$

где  $F(U(t), V(t), C(t))$  – неизвестная функция от трех составляющих.

Для определения численных значений прогнозируемых величин в заданных часовых точках  $j$  будем использовать неформализованную математическую модель неизвестной функции  $F$ , возможность построения которой обеспечивается за счет применения гибридного вычислительного алгоритма, основанного на совместном использовании аппарата ИНС, ГА и фильтра Калмана.

Очевидно, что сформированные по фактическим данным электропотребления члены временного ряда, кроме трендовой, сезонной, циклической составляющих, содержат в себе и случайную составляющую, которая отражает влияние трудноучитываемых факторов на процесс электропотребления. Ее наличие в данных обучающей выборки при построении ИНС может существенно повлиять на результат обучения сети, а,

следовательно, и на качество прогноза. Поэтому перед использованием фактических данных для процесса обучения нейронной сети необходимо провести их предварительную подготовку – фильтрацию, с целью исключения влияния случайных частей членов временного ряда на процесс обучения.

Известно, что применение статистических методов для этих целей обеспечивает только выравнивание компонентов временного ряда. При этом их случайные составляющие определенным образом распределяются, а не отделяются от основной составляющей. Поэтому, на данном этапе исследования для фильтрации членов временного ряда, с целью именно отделения случайной составляющей компонентов временного ряда, использован упрощенный вариант фильтра Калмана [16].

Примером проявления случайной составляющей может служить случай, когда неизвестная величина управляющего воздействия диспетчерского управления электропотребления приводит к отклонению фактического диспетчерского графика электропотребления от планового. Дальнейшие рассуждения проведем для одномерного временного ряда, построенного для  $j$ -го часа суток за  $i$  дней наблюдений.

Пусть нам известны  $X_j = (P^{факт}(t_i^j) | i \in I)$  – фактические данные электропотребления  $j$ -го часа за  $I$  суток, а также данные прогнозного электропотребления  $Y_j = (P^{прог}(t_i^j) | i \in I)$  и планового графика  $Z_j = (P^{план}(t_i^j) | i \in I)$ .

Согласно Правил ОРЭ плановый график электропотребления составляется на следующие сутки на основе данных прогноза электропотребления крупными региональными потребителями и поставщиками с учетом метеорологических условий на следующие сутки, текущих и ретроспективных погодных условий, фактических данных электропотребления в предыдущие периоды и других внешних факторов, которые могут оказывать влияние на процесс потребления электроэнергии. Фактический график электропотребления реализуется на основе планового диспетчерским центром при выполнении централизованного оперативно-технологического управления объединенной энергосистемой. Диспетчерский центр на основе оперативной информации о состоянии сетей и аварий производителей должен изменять заданный плановый график. В результате представим прогнозные, плановые и фактические данные электропотребления в следующем виде:

$$Y_j = F^Y(U_j, V_j, C_j), Z_j = F^X(Y_j) + E_j^X, X_j = Z_j + D_j,$$

где  $F^X$ ,  $F^Y$  – искомые величины, образующиеся из основных составляющих временных рядов фактического и прогнозного графиков

электропотребления,  $E_j^X$  – случайная составляющая внешних факторов, оказывающих влияние на процесс электропотребления,  $D_j$  – случайная составляющая отклонения фактического диспетчерского графика от планового.

Необходимо по указанным данным выделить временной ряд фактических данных, отфильтрованные компоненты которого не содержат случайных составляющих. Эти данные обозначим как  $X_j^{очн} = X_j - E_j^X - D_j$ , которые будут использованы для обучения нейронной сети.

Для формирования ряда  $X_j^{очн}$  будем использовать упрощенный фильтр Калмана следующего вида:

$$X_{j+1}^{очн} = K * X_{j+1} + (1 - K) * X_j^{очн}. \quad (1)$$

Коэффициент  $K$  необходимо определить из условия  $\min |X_{j+1}^{очн} - X_{j+1}|$ . При этом будем учитывать то обстоятельство, что данные фактического электропотребления значительно точнее прогнозных, хотя и содержат случайную составляющую. Исходя из этих же соображений, примем, что  $X_1^{очн} = K * X_1 + (1 - K) * X_1 = X_1$ . А все следующие компоненты искомого ряда определяются по формуле (1).

### **Построение неформализованной гибридной модели прогнозирования**

В общем виде модель прогнозирования электропотребления представляется следующей зависимостью:

$$P^{прог}(t_i^j) = F(P_{очн}^{факт}(t_{i-1}^j), \dots, P_{очн}^{факт}(t_{i-n}^j), T_i),$$

где  $P^{прог}(t_i^j)$  – прогнозное значение электропотребления,  $P_{очн}^{факт}(t_{i-1}^j), \dots, P_{очн}^{факт}(t_{i-n}^j)$  – отфильтрованные фактические значения электропотребления за  $n \in N$  предыдущих дней наблюдения,  $T_i$  – совокупность внешних факторов, влияющих на электропотребление.

Использование при прогнозировании внешних факторов позволяет повысить точность прогноза. При этом, чем больше факторов учтено, тем выше точность прогноза. В качестве внешних факторов рассматриваются категории групп дней недели, температурно-климатические факторы, сезонность и др.

Учитывая то обстоятельство, что в разные дни недели графики электропотребления могут существенно отличаться, выделим из ряда  $P(t)$  следующие выборки значений для групп дней недели, в течение которых суточные графики потребления можно принять такими, что имеют примерно одинаковый, как количественный, так и качественный характер изменения:

1)  $X^H = \left( (P_{осн}^{факт}(t_i^j) | i \in I^H) | j = \overline{1,24} \right)$  – массив из 24 временных рядов

для понедельников и предпраздничных дней  $I^H$ ;

2)  $X^P = \left( (P_{осн}^{факт}(t_i^j) | i \in I^P) | j = \overline{1,24} \right)$  – массив из 24 временных рядов

для рабочих (регулярных) дней  $I^P$ ;

3)  $X^B = \left( (P_{осн}^{факт}(t_i^j) | i \in I^B) | j = \overline{1,24} \right)$  – массив из 24 временных рядов

для выходных и праздничных дней  $I^B$ .

Отличительная особенность предлагаемого способа построения гибридной модели прогнозирования (рис. 1) заключается в том, что для каждой выделенной группы суток строится своя выборка 24 посуточно-часовых временных рядов по фактическим ретроспективными данными электропотребления за определенное количество дней, которое определяется требованиями качества прогноза. Кроме того, одновременно строится математическая модель общего суточного потребления

$$\tilde{X}^r = \left( \sum_{j=1}^{24} P_{осн}^{факт}(t_i^j) | i \in I^r \right) \text{ для каждого из дней выделенных групп } r.$$

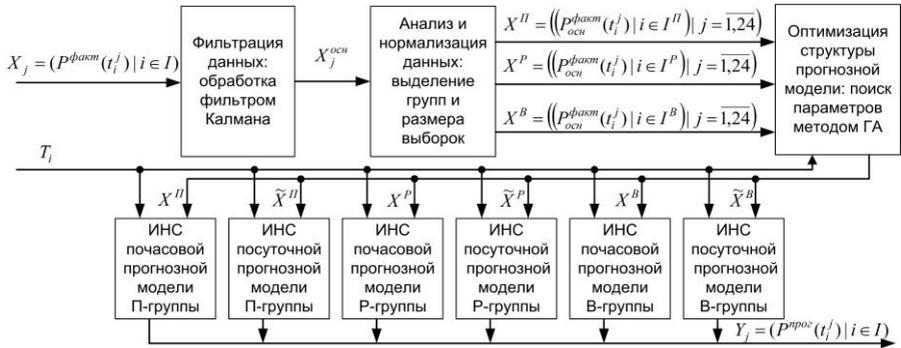


Рис. 1. Гибридная схема комплекса математических средств для построения обобщенных нелинейных многофакторных моделей

Идея построения такой горизонтально-вертикальной структуры математической модели системы временных рядов была использована в работах [17, 18]. Выбор именно такого способа формирования выборок исходных данных обусловлен, как технологическими особенностями функционирования оптового рынка электроэнергии в режиме покупки ее на сутки вперед, так и методологическими особенностями построения нейросетевой модели при выборе активационной функции, а также необходимости проверки адекватности обучения сети в режиме часового и суточного потребления для каждой выделенной группы дней.

Таким образом, для целей прогнозирования электропотребления регионального поставщика необходимо сформировать три группы временных рядов  $X^r$  – обучающих выборок данных из 24 репрезентативных почасовых ряда в каждой, а также три ряда  $\tilde{X}^r$  – суточных объемов фактического потребления электроэнергии для обучения в соответствующих нейронных сетях.

Далее для поиска решения оптимальной топологии ИНС используется ГА с целью ускорения процесса ее обучения. С помощью ГА выделяется популяция нейронных сетей, в которой каждая особь представляет отдельную ИНС [19].

Для регуляции размеров получаемых сетей и направления их развития используются два коэффициента, которые позволяют на этапе мутации адаптивно выбирать, какой тип преобразования структуры больше подходит для данной сети.

Один из них характеризует степень «связности» нейронов сети и вычисляется по формуле:

$$f_C = \frac{N_C}{2^{FB-1} [N_N(N_N - 1) - N_I(N_I - 1) - (1 - FB)N_O(N_O - 1)]}, \quad (2)$$

где  $N_C$  – количество связей в сети,  $N_I$ ,  $N_O$ ,  $N_N$  – соответственно количество входных, выходных нейронов и общее число нейронов сети,  $FB$  – флаг, обозначающий наличие ( $FB = 1$ ) или отсутствие ( $FB = 0$ ) обратных связей.

Использование второго коэффициента основывается на предположении, что чем больше элементов в итоге во входном и выходном векторах обучающей выборки (входных и выходных нейронов), тем, вероятно, более сложная сеть необходима для решения поставленной задачи. Второй коэффициент вычисляется по следующей формуле:

$$f_N = \frac{N_I + N_O}{N_N}. \quad (3)$$

Таким образом, чем больше будет нейронов в сети, тем меньше станет коэффициент  $f_N$ , и, следовательно, с меньшей вероятностью будет выбрана мутация, которая добавит новый скрытый нейрон.

С другой стороны, следует отметить, что удаление связей может способствовать удалению части не информативных или мало информативных входных признаков (нейронов) и таким образом осуществлять оптимизацию структуры ИНС и повышать качество ее обучения.

### **Выводы**

Анализ использования методов моделирования при решении задачи выбора и построения модели прогнозирования электропотребления подтвердил тезис о невозможности построения универсальной прогностической модели, лишенной недостатков отдельных методов

моделирования. В результате, предпочтение отдано подходу на гибридное использование комплекса математических средств на базе аппаратов ИНС, ГА и фильтра Калмана для построения обобщенных нелинейных многофакторных моделей, что позволит повысить эффективность процесса их построения и последующего использования для поиска, как краткосрочных, так и долгосрочных прогнозов.

1. *Борукаев З.Х.* Подход к построению компьютерных моделей для оперативного (суточного) планирования поставок электрической энергии в условиях оптового рынка. Часть 1. Формулировка задачи / З.Х. Борукаев, К.Б. Остапченко, О.И. Лисовиченко // Збірник наукових праць ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2012. – № 63. – С.164-186.
2. *Александров О.И.* Метод оптимального распределения активных нагрузок между электростанциями и потребителями электроэнергии // Энергетика, Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ. – 1999. – № 2. – С.3-15.
3. *Абакшин П.С.* Комплекс программ планирования суточных режимов энергообъединений ПРЭС-СУТКИ / П.С. Абакшин, Т.М. Алябышева, Р.М. Яганов // Электрические станции. – 2004. – № 8. – С.42-46.
4. *Макоклюев Б.И.* Специализированный программный комплекс для планирования и анализа режимных энергосистем и энергообъединений / Б.И. Макоклюев, А.В. Антонов // Новое в российской электроэнергетике, Электронный журнал. – 2002. – № 6. – С.41-45.
5. *Лежнюк П.Д.* Формування критеріїв оптимальності розподілу навантаження між електричними станціями в сучасних умовах / П.Д. Лежнюк, В.В. Кулик, В.В. Тепля // Вісник Вінницького політехнічного інституту, Енергетики та електротехніка. – 2008. – № 6. – С.59-65.
6. *Борукаев З.Х.* Планирование торгового диспетчерского графика распределения активной нагрузки на оптовом рынке электроэнергии / З.Х. Борукаев, К.Б. Остапченко, О.И. Лисовиченко // Збірник наукових праць ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2012. – № 64. – С.127-137.
7. *Борукаев З.Х.* Модели для определения прогнозной оптовой цены покупки электроэнергии / З.Х. Борукаев, К.Б. Остапченко, О.И. Лисовиченко // Адаптивні системи автоматичного управління. – 2015. – Вип. 2(27). – С.35-43
8. *Макоклюев Б.И.* Взаимосвязь точности прогнозирования и неравномерности графиков энергопотребления / Б.И. Макоклюев, В.Ф. Еч // Электрические станции. – 2005. – № 5. – С.64-67.
9. *Гальперова Е.В.* Особенности прогнозирования электропотребления на региональном уровне // Известия РАН, Энергетика. – 2004. – № 4. – С.61-65.
10. *Макоклюев Б.* Формирование и планирование электропотребления, балансов электроэнергии Дальневосточной энергетической компании / Б. Макоклюев, Н. Цуприк, А. Антонов, А. Артемьев, Е. Федоров, Д. Ванькевич // Энергорынок. – 2009. – № 6. – С.1-5.
11. *Иващенко В.А.* Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий на основе статистических методов и искусственных нейронных сетей / В.А. Иващенко, М.В. Колоколов, Д.А. Васильев // Вестник СГТУ. – 2010. – № 2(45). – С.110-115.
12. *Остапченко К.Б.* Выбор модели прогнозирования электропотребления при

решении задач оперативного суточного планирования поставок электроэнергии на оптовом рынке / К.Б. Остапченко, О.И. Лисовиченко // Адаптивні системи автоматичного управління. – 2014. – Вып. 1(24). – С.76-86.

13. *Щелкалин В.Н.* Гибридные модели и методы прогнозирования временных рядов на основе методов «гусеница»-SSA и Бокса-Дженкинса // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2014. – № 5/4 (71). – С.43-62.

14. *Пенко В.Г.* Прогнозирование временных рядов с помощью гибридных методов искусственного интеллекта / В.Г. Пенко // Інформатика та математичні методи в моделюванні. – 2012. – Том 2, № 2. – С.165-172.

15. *Бэнн Д.В.* Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки / Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.

16. *Браммер К.* Фильтр Калмана-Бьюси / К. Браммер, Г. Зиффлинг. – М.: Наука, 1982. – 200 с.

17. *Васильев В.Г.* Математическая модель краткосрочного прогнозирования электропотребления объединенной энергосистемы РУз с помощью АРМ «Оракул» / В.Г. Васильев, С.П. Васильева, А.А. Прейгель // Проблемы информатики и энергетики: Узбекский журнал. – 2000. – № 4. – С.36-41.

18. *Руссков О.В.* Планирование неравномерного потребления субъекта оптового рынка электроэнергии на основе прогноза соотношения часовых цен / О.В. Руссков, С.Э. Сараджишвили // Наука и образование. МГТУ им. Н.Э. Баумана, Электронный журнал. – 2015. – № 2. – С.115-135.

19. *Ямпольський Л.С.* Нейротехнології та нейрокомп'ютерні системи / Л.С. Ямпольський, О.І. Лисовиченко, В.В. Олійник. – К.: Дорадо-Друк, 2016. – 576 с.

<http://doi.org/10.5281/zenodo.3860762>

*Поступила 16.09.2019р.*

УДК 004.056.5

О.С. Потенко, Київ

## **АНАЛІЗ СИСТЕМ ЗАХИСТУ ВЕБ-ДОДАТКІВ ВІД ХАКЕРСЬКИХ АТАК**

**Abstract.** This article analyzes and compares modern security systems for web applications and web resources.

Сучасну, навіть дуже маленьку компанію, важко уявити без власного веб-сайту, а тому захист веб ресурсу від хакерських атак являється актуальною проблемою сьогодення. Архітектури сучасних веб-сайтів та веб-додатків досить складні і вимагають інтеграції багатьох гетерогенних технологій, створюючи потенціал для численних вразливостей. Дуже швидкі цикли розробки і постійні оновлення веб-додатків ще більше погіршують