УДК 621.311-025.12

ТРЕНДОВЫЙ И ДЕКОМПОЗИЦИОННЫЙ ПОДХОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ

В. Н. Щелкалин
Инженер 1-й категории*
Контактный тел.: +38 (057) 7-19-91-09, +38 098-388-16-17
E-mail: vitalii.shchelkalin@gmail.com

А. Д. Тевяшев
Доктор технических наук, профессор
Заведующий кафедрой прикладной математики**
E-mail: tad45@mail.ru

* Кафедра прикладной математики**
**Харьковский национальный университет радиоэлектроники,
пр. Ленина, 14, г. Харьков, Украина, 61166

У статті розглядаються сучасні методи прогнозування процесів споживання електроенергії. Основа методів полягає в декомпозиції прогнозованого і екзогенних часових рядів на детерміновані і залишкову складові, подальшому спільному використанню їх для прогнозування, підвищуючи точність і стійкість моделей та враховуючи складні латентні взаємозв'язки процесів.

Ключові слова: ***метод «Гусениця»-SSA, метод Бокса-Дженкінса, модель АРІКС, декомпозиційний метод прогнозування.***

В статье рассматриваются современные методы прогнозирования процессов потребления электроэнергии. Основа методов заключается в декомпозиции прогнозируемого и экзогенных временных рядов на детерминированные и остаточную составляющие, в дальнейшем совместном использования их для прогнозирования, повышая точность и устойчивость моделей и учитывая сложные латентные взаимосвязи процессов.

Ключевые слова: ***метод «Гусеница»-SSA, метод Бокса-Дженкинса, модель АРПСС, декомпозиционный метод прогнозирования.***

The modern methods of electricity consumption processes forecasting are considered in this papper. Basis of methods consists in forecast and exogenous time series decomposition on determined and remaining components, in further joint use them to forecasting, increasing the accuracy and stability of the models and taking into account the complex latent relationship of processes.

Keywords: ***«Caterpillar»-SSA method, Box-Jenkins method, ARIMA model, decomposition forecasting method.***

1. Введение

Прогнозирование процессов потребления электроэнергии играет важнейшую роль в обеспечении экономичности и надежности режимов работы энергосистем и занимает центральное место в задачах планирования и управления режимами электроэнергетических систем. Высокая стоимость и ограниченность ресурсов первичных источников энергии, с одной стороны, а также развитие средств вычислительной техники и управления с другой, создают предпосылки для дальнейшего развития методов прогнозирования электропотребления для управления энергосистемами.

Для обеспечения генерирующей мощностью текущие изменения электропотребления при минимальных затратах и в то же время поддержания требуемого уровня надежности энергосистемы, в процессе оперативного управления системами непрерывно решается задача экономичного распределения нагрузок между генераторами электростанций. Кроме того, для надежного и экономичного распределения нагрузки между электростанциями требуются краткосрочные прогнозы потребления в основных узлах электрической сети энергосистемы. Они необходимы для расчета потокораспределения в сети, связанного с заданным графиком генерации активной мощности и удовлетворяющего ограничениям по надежности [2].

Таким образом, прогнозирование необходимо для решения задач экономичного распределения мощности электростанций, размещения резервной мощности, оценки надежности, а также для кратко- и долгосрочного планирования режимов работы электростанций.

Важно учитывать влияние метеорологических факторов на потребление электроэнергии.

Основными факторами, влияющими на нагрузку в краткосрочном диапазоне, считаются температура, скорость ветра, эффективная освещенность (функция облачности, видимости и наличия осадков) и относительная влажность воздуха.

2. Основная идея предлагаемых математических моделей и методов

Развитие теории математического моделирования определяется степенью математического описания процессов и явлений, имеющих место в различных отраслях науки и техники. Наиболее важными характеристиками моделей при анализе и выборе наиболее подходящих математических моделей, адекватных процессам потребления электроэнергии, являются следующие характеристики:

- способ моделирования трендовой, сезонной, недельной составляющих временного ряда;
- способ нелинейного моделирования временного ряда;
- способ моделирования внутренних взаимосвязей между конструктивными компонентами, определяемыми при декомпозиции временных рядов на составляющие;
- способ моделирования случайной составляющей временного ряда;
- способ учета влияния внешних факторов на процесс.

2000-е годы характеризуются применением большого спектра моделей для анализа и прогнозирования временных рядов, а также ансамблей моделей с различной структурой. С появлением высокоскоростных ЭВМ происходил и переход от ансамблей прогнозирующих моделей к их комбинации. Отличие комбинированных моделей от их ансамблей заключается в одновременном подстраивании коэффициентов моделей.

Современные методы математического моделирования и вычислительная техника предоставляют большие возможности для анализа и прогнозирования процессов потребления электроэнергии. В работе представлены математические модели и методы, различного уровня описания процессов и сложности, основанные на совместном использовании идей метода «Гусеница»-SSA и метода Бокса-Дженкинса, среди которых: модель АРСПССЭ — GARCH (модель авторегрессии — спектрально проинтегрированного скользящего среднего с экзогенными переменными и с обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичностью), «Гусеница»-SSA — АРПССЭ — GARCH и декомпозиционный метод прогнозирования (ДМП), т. е. структурная идентификация математических моделей процессов потребления природного газа осуществляется путем анализа собственных значений траекторной матрицы процесса и анализа автокорреляционной и частной автокорреляционной функций процесса. Причем метод «Гусеница»-SSA применяется как для структурной идентификации детерминированной составляющей процесса, так и для декомпозиции прогнозируемого и экзогенных временных рядов на составляющие, а метод Бокса-Дженкинса используется для структурной идентификации остаточной стохастической составляющей процесса. Для прогнозирования различных составляющих процесса (трендовой, сезонной, недельной, остаточной составляющих) предложены отдельные математические модели [2, 3].

Идея зарождения всего теоретического материала автора сначала заключалась в многомерной декомпозиции экзогенных временных рядов и прогнозируемого временного ряда, на базисные латентные компоненты, включая их степени и комбинации, получаемые методом главных компонент (PCA), в отборе из этих базисных компонентов конструктивных, например, методом быстрого ортогонального поиска (FOS) и отсечении деструктивных, тем самым сформировав передаточную функцию математической модели процесса, в дальнейшей идентификации шумовой части математической модели процесса благодаря сезонным моделям авторегрессии — проинтегрированного скользящего среднего, и одновременной параметрической идентификации полученной структуры модели [11]. Эффект от применения первой части модели (регрессии на главных компонентах) подобный эффекту регуляризации. Он заключается в повышении точности оценивания за счет сдвига оценок регрессионных коэффициентов, а уменьшение дисперсии, вызванное отбором признаков, компонентов, компенсируется совместным использованием второй части модели — сезонной модели авторегрессии — проинтегрированного скользящего среднего. Метод «Гусеница»-SSA тоже использует декомпозицию временных рядов по сингулярным значениям (SVD). Известны публикации использования метода «Гусеница»-SSA в различных отраслях науки и техники как метода достаточно хорошо описывающего нестационарные временные ряды с линейными, параболическими или экспоненциальными трендами с не всегда устойчивой колебательной составляющей, однако метод для моделирования использует неоптимальный с точки зрения точности воспроизведения некоторых временных рядов ортогональный базис векторов траекторной матрицы. Поэтому было предложено совместно использовать рекуррентную модель прогнозирования метода «Гусеница»-SSA и модель авторегрессии — скользящего среднего, обученных на конкурентной основе с учетом обобщенного критерия точности и адекватности. Однако даже последовательное, а не конкурентное, применение метода «Гусеница»-SSA и моделей Бокса-Дженкинса уже приводят к улучшению свойств модели. Использование такой комбинации было продиктовано тем, что отдельно эти подходы имеют ряд недостатков, а совместное их использование приводит к синергии, повышая их эффективность, робастность и адекватность. Однако при выделении тренда методом «Гусеница»-SSA, как и любым другим методом, остаточная составляющая ряда в большинстве случаев остается нестационарной, поэтому далее метод «Гусеница»-SSA использовался уже в комбинации с моделью авторегрессии — проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС). Как стало известно позже, идеи предлагаемой комбинации методов несколько схожи с декомпозиционным методом моделирования (ДММ) [3].

3. Трендовый подход прогнозирования процессов потребления электроэнергии

Суть концепции стандартизованного представления процессов потребления электроэнергии состоит в декомпозиции процесса на базовую p_t^S и остаточную p_t^R составляющие, которая имеет аддитивный $p_t = p_t^S + p_t^R$, мультипликативный $p_t = p_t^S \cdot p_t^R$ или смешанный характер. В свою очередь базовая составляющая представляется в виде суммы тренда p_t^T, сезонной p_t^A и недельной p_t^D составляющих $p_t^S = p_t^T + p_t^A + p_t^D$ $(p_t^S = p_t^T \cdot p_t^A \cdot p_t^D)$. Методом «Гусеница»-SSA часто оказывается возможным выделить отдельные аддитивные составляющие исходного ряда, такие как тренд, различные колебательные и периодические компоненты, а также шумовую компоненту, поэтому метод позволяет произвести такую декомпозицию процесса $p_t = p_t^S + p_t^R$, анализируя первые значимые собственные значения и близкие по величине собственные значения траекторной матрицы данных и соответствующие им факторные временные ряды.

Предлагаемое для прогнозирования процессов потребления электроэнергии выражение метода «Гусеница»-SSA — АРПССЭ имеет следующий вид:

$$p_t = p_t^{SSA} + \sum_{i=1}^{N} \frac{b_{n_{b^i}}^{i}(B)}{a_{n_{a^i}}^{i}(B)} \cdot x_{t-m_i}^{i} + \frac{c_{n_c^{\Sigma}}^{\Pi}(B)}{d_{n_d^{\nabla}}^{\nabla}(B)} \cdot e_t , \qquad (1)$$

в которой $p_t^R = \sum_{i=1}^{N} \frac{b_{n_{b^i}}^{i}(B)}{a_{n_{a^i}}^{i}(B)} \cdot x_{t-m_i}^{i} + \frac{c_{n_c^{\Sigma}}^{\Pi}(B)}{d_{n_d^{\nabla}}^{\nabla}(B)} \cdot e_t$ — АРПССЭ модель остаточной составляющей, где B — оператор сдвига по времени на одну единицу назад, такой что $B^i x_t = x_{t-i}$, N — количество экзогенных переменных; m_i — задержка i-го экзогенного временного ряда x_t^i по времени относительно прогнозируемого временного ряда p_t; $a_{n_{a^i}}^{i}(B)$, $b_{n_{b^i}}^{i}(B)$ — полиномы от B степеней n_{a^i} и n_{b^i} соответственно;

$$c_{n_c^{\Sigma}}^{\Pi}(B) = c_{n_c^1}^{1}(B^{s_1}) \cdot c_{n_c^2}^{2}(B^{s_2}) \times \ldots \times c_{n_c^{n_s}}^{n_s}(B^{s_{n_s}}) = \prod_{i=1}^{n_s} c_{n_c^i}^{i}(B^{s_i})$$

— полином B^{s_i} степени n_c^i, определяющий составляющую скользящего среднего периодической компоненты с периодом s_i, $n_c^{\Sigma} = \sum_{i=1}^{n_s} n_c^i \cdot s_i$;

$$d_{n_d^{\nabla}}^{\nabla}(B) = d_{n_d^{\Sigma}}^{\Pi}(B) \nabla_{s_1}^{D_1} \nabla_{s_2}^{D_2} \ldots \nabla_{s_{n_s}}^{D_{n_s}} =$$

$$= d_{n_d^1}^{1}(B^{s_1}) \cdot d_{n_d^2}^{2}(B^{s_2}) \cdot \ldots \times d_{n_d^{n_s}}^{n_s}(B^{s_{n_s}}) \nabla_{s_1}^{D_1} \nabla_{s_2}^{D_2} \ldots \nabla_{s_{n_s}}^{D_{n_s}} =$$

$$= \prod_{i=1}^{n_s} d_{n_d^i}^{i}(B^{s_i}) \nabla_{s_1}^{D_1} \nabla_{s_2}^{D_2} \ldots \nabla_{s_{n_s}}^{D_{n_s}} , \quad n_d^{\nabla} = n_d^{\Sigma} + \sum_{i=1}^{n} D_i \cdot s_i ,$$

$$d_{n_d^{\Sigma}}^{\Pi}(B) = d_{n_d^1}^{1}(B^{s_1}) \cdot d_{n_d^2}^{2}(B^{s_2}) \times \ldots \times d_{n_d^{n_s}}^{n_s}(B^{s_{n_s}}) = \prod_{i=1}^{n_s} d_{n_d^i}^{i}(B^{s_i})$$

— полином от B^{s_i} степени n_d^i, определяющий составляющую авторегрессии сезонной компоненты с периодом s_i, $n_d^{\Sigma} = \sum_{i=1}^{n_s} n_d^i \cdot s_i$; e_t — остаточные ошибки модели: D_i — порядок взятия разности s_i; ∇_{s_i} и L^{s_i} — упрощающие операторы такие, что $\nabla_{s_i} p_t = (1 - B^{s_i}) \cdot p_t = p_t - p_{t-s_i}$.

Одним из преимуществ такого метода является способность достаточно хорошо моделировать и прогнозировать детерминированную составляющую процесса, даже если она является квазипериодической, модулированной по амплитуде и частоте и учет внутренних латентных взаимосвязей процесса.

В отличие от модели АРПССЭ такая трендовая модель «Гусеница»-SSA — АРПССЭ использует модель АРПССЭ только для моделирования и прогнозирования остаточной составляющей p_t^R, в то время как ранее моделью АРПССЭ описывался и прогнозировался весь процесс потребления электроэнергии p_t. Однако процессы потребления электроэнергии являются неоднородными, нестационарными случайными процессами с полигармоничными, полиномиальными и стохастическими трендами, имеющими сложную корреляционную структуру и для адекватного описания таких процессов моделями АРПССЭ временные ряды приводятся к стационарному виду путем взятия первых разностей, максимум вторых. Поэтому метод сезонной АРПССЭ удовлетворительно моделирует и прогнозирует временные ряды только относительно простой структуры, а при взятии разностей более высокого порядка теряется устойчивость модели. Таким образом, использование выражения (1) для прогнозирования процессов потребления электроэнергии повышает устойчивость модели и ее точность, т. к. повышение порядка взятии разности в модели АРПССЭ приводит к появлению кратных корней характеристического полинома передаточной функции, лежащих на границе устойчивочти, а после применения метода «Гусеница»-SSA остаточная составляющая процесса либо сразу становится стационарной, либо приводится к стационарному виду после однократного взятия разности.

Автоматизированная структурная идентификация аддитивной модели остаточной составляющей процесса при идентификации порядков модели сезонной авторегрессии — проинтегрированного скользящего среднего проводится анализированием автокорреляционной и частной автокорреляционной функций (выходом их значений за 95 %-е доверительные интервалы), а выделение базовой детерминированной составляющей процесса осуществляется, анализируя первые значимые собственные значения и близкие по величине собственные значения траекторной матрицы временных рядов.

При прогнозировании моделью АРПССЭ необходимо элиминирование тренда из используемых временных рядов и необходима сбалансированность динамических свойств переменных, стоящих в левой и правой частях прогнозного уравнения, поэтому метод «Гусеница»-SSA также предлагается использовать для предварительного обобщенного коинтегрирования временных рядов при моделировании многосвязных процессов. Для удовлетворения таких требований к моделям, как: скорость обучения, трудоемкость, ресурсоемкость, наглядность модели, простота использования и интерпретируемость, метод «Гусеница»-SSA можно использовать лишь для предварительной структурной идентификации и грубой параметрической идентификации передаточной функции предлагаемой модели, а также для грубой структурной и параметрической идентификации полинома от оператора задержки, наличие которого отличает более общую полиномиальную модель от модели Бокса-Дженкинса, структура и коэффициенты которого сначала равны коэффициентам рекуррентной модели прогнозирования метода «Гусеница»-SSA.

Одним из недостатков метода «Гусеница»-SSA является отсутствие модели, а следовательно отсутствует модель детерминированной составляющей процесса потребления электроэнергии в выражении (1). Существует только рекуррентная модель метода «Гусеница»-SSA на этапе прогнозирования, переводящая, полученный на этапе группировки метода «Гусеница»-SSA, временной ряд w_t^p в прогнозные значения. Для преодоления этого недостатка было предложено вычислять АРЭ, АРССЭ или АРПССЭ модель временного ряда w_t^p, тогда выражение (1) для прогнозирования процесса потребления электроэнергии примет вид [9]:

$$w_t^p = \frac{b_{n_{b^p}}^{p}(B)}{a_{n_{a^p}}^{p}(B)} \cdot p_t + \sum_{i=1}^{N} \frac{b^{w^p i}_{n_{b^i}^{w^p}}(B)}{a^{w^p i}_{n_{a^i}^{w^p}}(B)} \cdot x_{t-m_i}^{i} + \frac{c^{w^p \Pi}_{n^{w^p \Sigma}_{c}}(B)}{d^{w^p \nabla}_{n^{w^p \nabla}_{d}}(B)} \cdot e_t^{w^p} ;$$

$$p_t = f^p(B) \cdot w_t^p + \sum_{i=1}^{N} \frac{b_{n_{b^i}}^{i}(B)}{a_{n_{a^i}}^{i}(B)} \cdot x_{t-m_i}^{i} + \frac{c_{n_c^{\Sigma}}^{\Pi}(B)}{d_{n_d^{\nabla}}^{\nabla}(B)} \cdot e_t ; \qquad (2)$$

$$f^{x_j}(B) \cdot \omega(B) \cdot x_t^j = \frac{c^{x^j \Pi}_{n_{x^j c}^{\Sigma}}(B)}{d^{x^j \nabla}_{n_{x^j d}^{\nabla}}(B)} \cdot e_t^{x^j} , \quad j = \overline{1, N} ,$$

где $\omega(B)$ — интегрирующий полином, в общем случае рациональной структуры $\left(\frac{\omega_1(B)}{\omega_2(B)\cdot(1-B)}\right)$, переводящий временной ряд x_t^j во временной ряд $w_t^{x^j}$ — аппроксимация временного ряда $w_{x^k t}^{N+1}$ моделью АРПСС; начальные грубые значения коэффициентов полиномов $f^p(B)$, $f^{x_i}(B)$ и их количество берутся равными коэффициентам f_j^p и $f_j^{x_i}$, $j=\overline{1,N}$ моделей рекуррентного SSA-прогнозирования $p_t^{SSA}(i)=\sum_{j=1}^{L^p-1} f_j^p\cdot w^{p\,N+1}_{t+i-j}$ и $x_t^{kSSA}(i)=\sum_{j=1}^{L^{x^k}-1} f_j^{x^k}\cdot w^{x^k\,N+1}_{t+i-j}$ соответственно; L^y и L^{x_i}, $i=\overline{1,N}$ — соответствующие длины окон; а затем итерационно подстраивать вместе с остальными коэффициентами модели (2) при помощи метода Левенберга-Марквардта. Модель (1) существенно выигрывает по времени обучения комбинированную модель совместного использования сезонной модели АРПССЭ и метода «Гусеница»-SSA (2), но несколько уступает ей по статистическим свойствам и с учетом способа ее построения названа сезонной моделью авторегрессии — спектрально проинтегрированного скользящего среднего с экзогенными переменными (АРСПССЭ).

Если временной ряд w_t^p достаточно хорошо удается описать моделью АРПЭ (ARIX), то выражение (2) примет вид обобщенной полиномиальной модели:

$$f^p(B)\cdot p_t=\sum_{i=1}^{N}\frac{b^i_{n_{b^i}}(B)}{a^i_{n_{a^i}}(B)}\cdot x^i_{t-m_i}+\frac{c^{\Pi}_{n_c^{\Sigma}}(B)}{d^{\nabla}_{n_d^{\nabla}}(B)}\cdot e_t\,;$$

Однако модель временного ряда w_t^p лучше брать из числа детерминированных прогнозирующих математических моделей. Преимуществом такой модели является отделение долгосрочной памяти процесса от краткосрочной.

4. Декомпозиционный подход прогнозирования процессов потребления электроэнергии

В последнее время в различных отраслях науки и техники все чаще начинают применяться при моделировании и прогнозировании процессов модели и методы цифровой обработки сигналов.

В работе [10] автором был предложен обобщенный декомпозиционный метод прогнозирования, позволяющий учитывать зависимости прогнозируемого временного ряда от совокупности компонент разложения. Идеи метода взяты из метода декомпозиции на эмпирические моды с параболической интерполяцией [8], где эмпирические моды — это функции, имеющие произвольную форму и аналитическую запись и удовлетворяющие определенным условиям. Однако при прогнозировании процессов потребления электроэнергии наиболее сильные зависимости находятся между процессом потребления электроэнергии и совокупностью сгруппированных на этапе группировки метода «Гусеница»-SSA компонентами, такими как: трендовая, сезонная, недельная и остаточная. Классическим примером является разложение на соответствующие компоненты временного ряда авиаперевозок, где можно таким образом несколько повысить коэффициент детерминации модели, построенной на временных рядах разложения и их задержках в сравнении с авторегрессионными моделями. Однако такое усложнение может не оправдывать возникающего эффекта точности моделирования. Это несколько упрощает поиск и структуру модели предлагаемого декомпозиционного метода прогнозирования. Поэтому суть декомпозиционного подхода прогнозирования состоит в разложении каким-либо методом (в данном случае методом «Гусеница»-SSA) прогнозируемого и экзогенных временных рядов на составляющие p_t^T, p_t^A, p_t^D и p_t^R, в последующем нахождении прогнозов каждой из составляющих $p_t^T(l)$, $p_t^A(l)$, $p_t^D(l)$ и $p_t^R(l)$ и в нахождении общего прогноза $p_t(l)=p_t^T(l)+p_t^A(l)+p_t^D(l)+p_t^R(l)$. Причем при вычислении прогнозов каждой из составляющих временного ряда рекомендуются свои модели, в зависимости от того, является конкретная составляющая трендовой, сезонной, недельной или остаточной [2, 3].

Для прогнозирования сезонных компонент предлагается использовать:

- модель скользящего среднего;
- модель на основе разложения конечным рядом Фурье;
- модель на основе фильтра Калмана;
- модель на основе полиномиальной интерполяции;
- модель экспоненциального сглаживания;
- модель взвешенного скользящего среднего;
- модель нейронной сети.

Для прогнозирования недельной составляющей:

- модель скользящего среднего;
- модель экспоненциального сглаживания;
- модель на основе полиномиальной интерполяции;
- модель АРПСС.

Для учета метеофакторов:

- модель скользящего среднего;
- модель на основе разложения конечным рядом Фурье.

Для прогнозирования остаточной составляющей:

- модель авторегрессии;
- модель экспоненциального сглаживания;
- модель спектрального разложения;
- модель АРПССЭ.

На этих соображениях строятся комбинированные модели на основе детерминированных и статистических моделей [3], которые отличаются от предлагаемых одновременным вычислением коэффициентов моделей оптимизационным методом, например, методом Левенберга-Марквардта.

Так как в предлагаемом декомпозиционном методе точная сходимость суммы всех составляющих процесса к исходному процессу математически строго не доказана, то вводятся весовые коэффициенты β_T, β_A, β_D и β_R для каждой из составляющих разложения соответственно, тогда результирующий прогноз равен $p_t(l)=\beta_T\cdot p_t^T(l)+\beta_A\cdot p_t^A(l)+\beta_D\cdot p_t^D(l)+\beta_R\cdot p_t^R(l)$ [8]. Однако, для качественного извлечения зависимостей прогнозируемого временного ряда от компонент разложения прогнозируемого и экзогенных временных рядов необходимо строить следующую АРССЭ (ARMAX) модель:

$$p_t(l)=\frac{b^T_{n_{bT}}(B)}{a^T_{n_{aT}}(B)}\cdot p^T_{t-m_T}(l)+\frac{b^A_{n_{bA}}(B)}{a^A_{n_{aA}}(B)}\cdot p^A_{t-m_A}(l)+\frac{b^D_{n_{bD}}(B)}{a^D_{n_{aD}}(B)}\cdot p^D_{t-m_D}(l)+$$
$$+\frac{b^R_{n_{bR}}(B)}{a^R_{n_{aR}}(B)}\cdot p^R_{t-m_R}(l)+\sum_{j=1}^{N}\left(\frac{b^T_{n_{bT}}(B)}{a^T_{n_{aT}}(B)}\cdot x^{jT}_{t-m^j_T}(l)+\frac{b^A_{n_{bA}}(B)}{a^A_{n_{aA}}(B)}\cdot x^{jA}_{t-m^j_A}(l)+\right.$$
$$\left.\frac{b^D_{n_{bD}}(B)}{a^D_{n_{aD}}(B)}\cdot x^{jD}_{t-m^j_D}(l)+\frac{b^R_{n_{bR}}(B)}{a^R_{n_{aR}}(B)}\cdot x^{jR}_{t-m^j_R}(l)\right). \qquad (3)$$

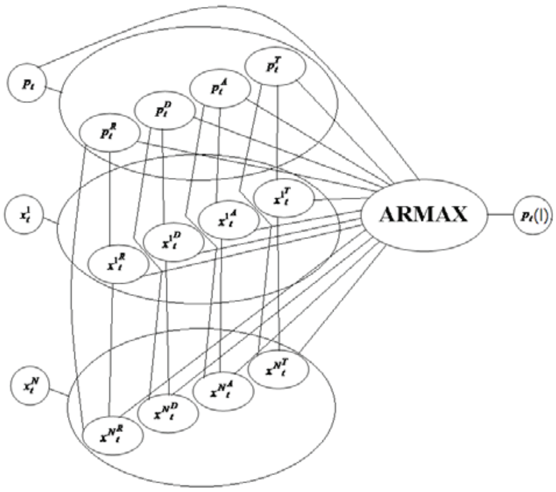


Рис. 1. Структурная схема декомпозиционного метода прогнозирования

5. Модель GARCH учета гетероскедастичности временного ряда остаточных ошибок модели

Необходимо также правильно вычислять статистические характеристики ошибок прогнозирования, которые могут изменяться в течение суток и в зависимости от времени года. С этой целью, для учета гетероскедастичности временного ряда остаточных ошибок модели (изменения дисперсии временного ряда во времени) применяется обобщенная модель с авторегрессионной условной гетероскедастичностью GARCH(m. r), имеющая вид:

$$\sigma_t^2 = w + \theta(B)e_t^2 + \varphi(B)\sigma_t^2,$$

где σ_t^2 — временной ряд изменения дисперсии процесса e_t, $\theta(B) = \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \ldots + \theta_p B^m$, $\varphi(B) = \varphi_1 B + \varphi_2 B^2 + \ldots + \varphi_r B^r$, ε_t^2 — остаточные члены модели. Модель GARCH(m, r) может быть записана через модель АРСС(s, m) следующим образом:

$$e_t^2 = \frac{w + (1 - \varphi(B))}{(1 - \theta(B) - \varphi(B))} v_t,$$

где $s = \max(r, m)$, $v_t = e_t^2 - \sigma_t^2$.

6. Результаты исследований

Тестирование описанной моделей проводилось на реальных среднесуточных данных потребления электроэнергии и изменения температуры воздуха за трехлетний интервал времени (рис. 2). Методом «Гусеница»-SSA произведена декомпозиция временного ряда на тренд-сезонную, недельную и шумовую составляющие (рис. 3).

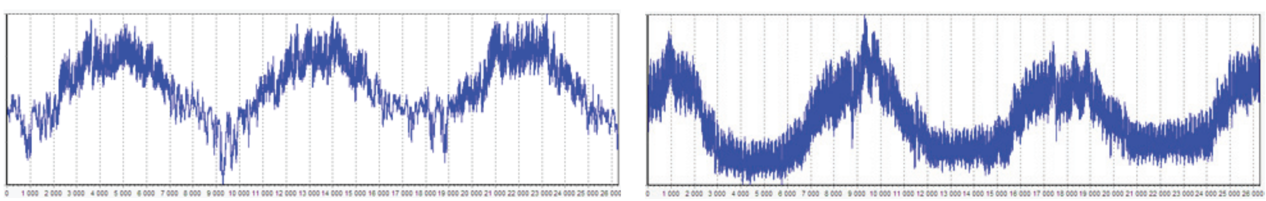
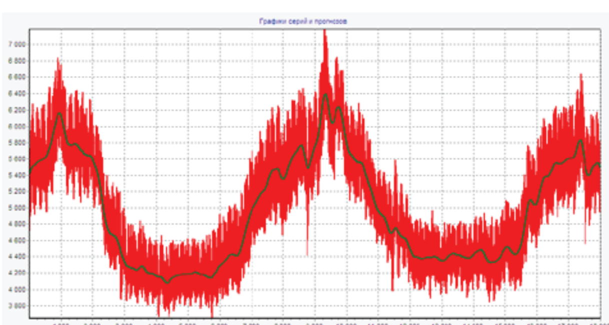
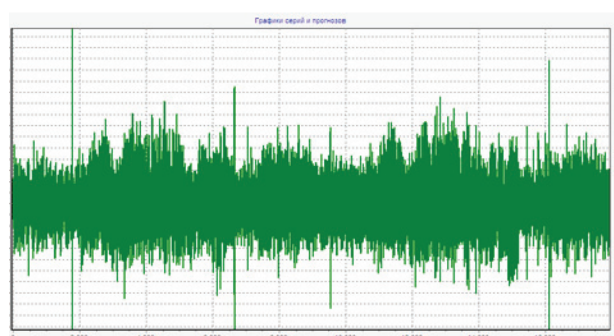


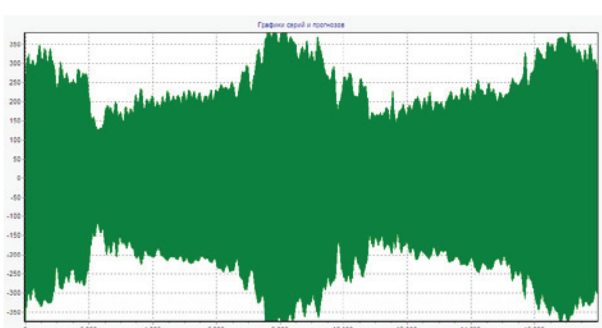
Рис. 2. График почасовых данных изменения температуры воздуха (слева) и потребления электроэнергии (справа)

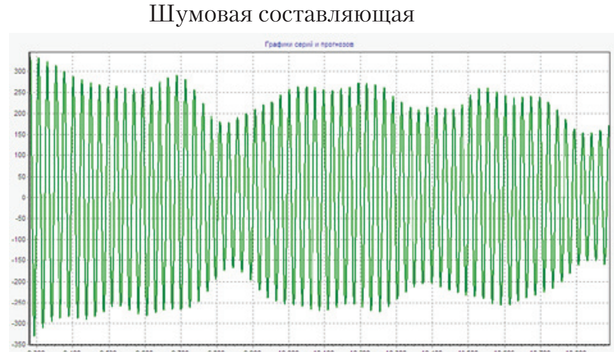


Тренд-сезонная составляющая



Шумовая составляющая





Недельная составляющая

Рис. 3. Декомпозиция временного ряда на различные составляющие

Анализируя временной ряд дисперсий остаточной ошибки модели, приходим к выводу о необходимости вычисления GARCH модели анализируемого временного ряда для учета гетероскедастичности и адекватного вычисления доверительных интервалов прогнозов.

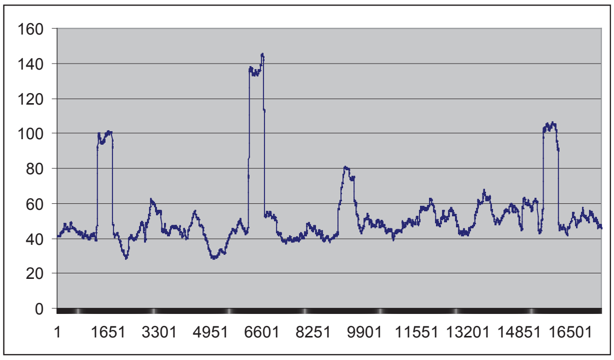


Рис. 4. Временной ряд дисперсий остаточных ошибок модели

Для вычисления качественных прогнозов процессов потребления электроэнергии необходимо применять кластерный анализ, для фомирования обучающей выборки со схожими суточными образами (рис. 5).

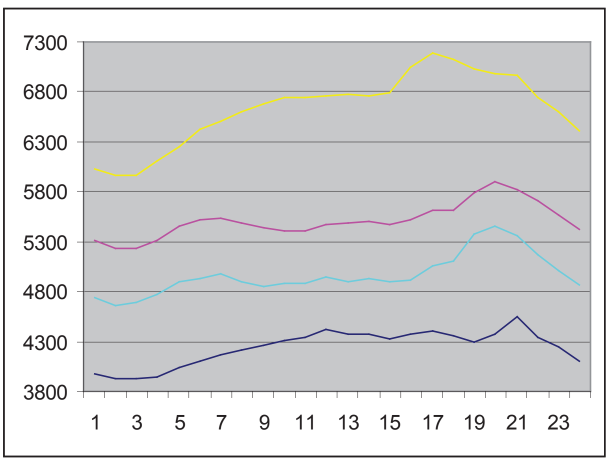


Рис. 5. Графики суточного потребления электроэнергии в различные времена года

Рассматривая графики на рис. 5 приходим к выводу необходимости домножения элементов моделируемого временного ряда, соответствующих выходным дням, на поправочные коэффициенты.

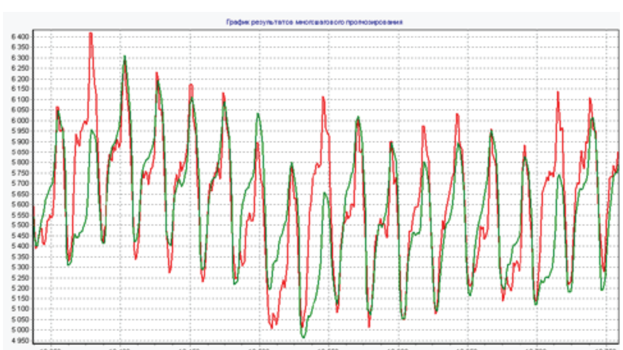


Рис. 6. Исходный временной ряд и временной ряд на этапе группировки метода «Гусеница»-SSA

Ниже представлены графики прогнозов различных составляющих процесса потребления электроэнергии.

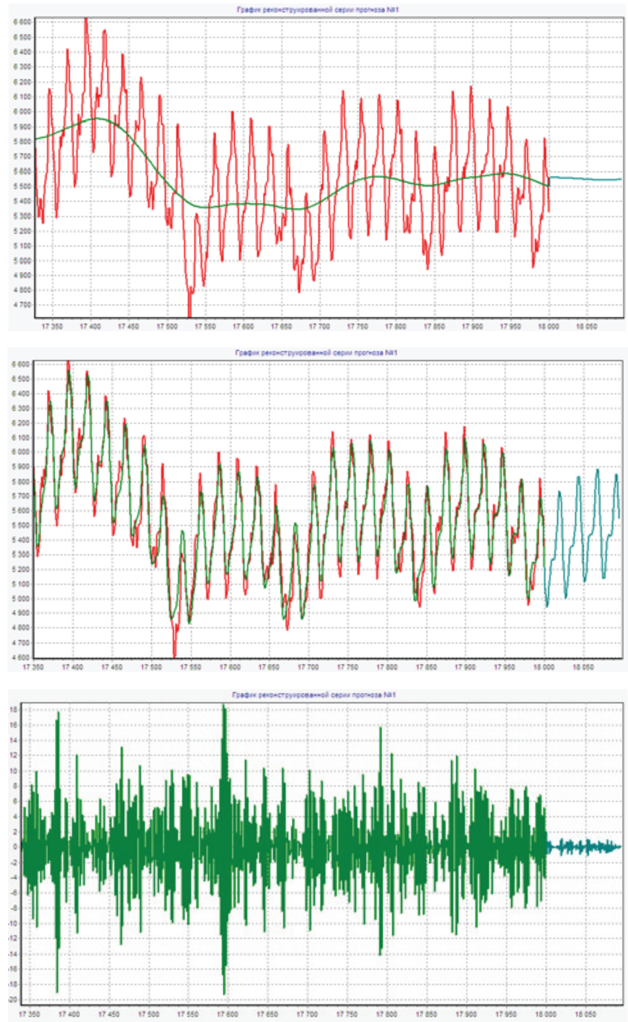


Рис. 7. График прогнозов различных составляющих процесса потребления электроэнергии

На рис. 8 представлен общий прогноз процесса потребления электроэнергии и температуры воздуха.

Предложенный трендовый и декомпозиционный метод прогнозирования позволили сократить среднюю абсолютную ошибку (MAPE) суточного прогнозирования представленного временного ряда электропотребления с 1,96 % до 1,64 % и 1,58 % соответственно в сравнении с прогнозированием моделями АРПССЭ.

Заключение

Таким образом, для получения адекватных моделей сложных нестационарных процессов потребления электроэнергии и высококачественных прогнозов необходимо комбинировать модели с разными структурами. Подводя итоги описанным выше преимуществам предлагаемых математических моделей, еще раз следует отметить, что основная идея состоит в эффекте синергии, который возникает в результате комбинированного применения идей двух методов: метода «Гусеница»-SSA и метода Бокса-Дженкинса и заключается в повышении

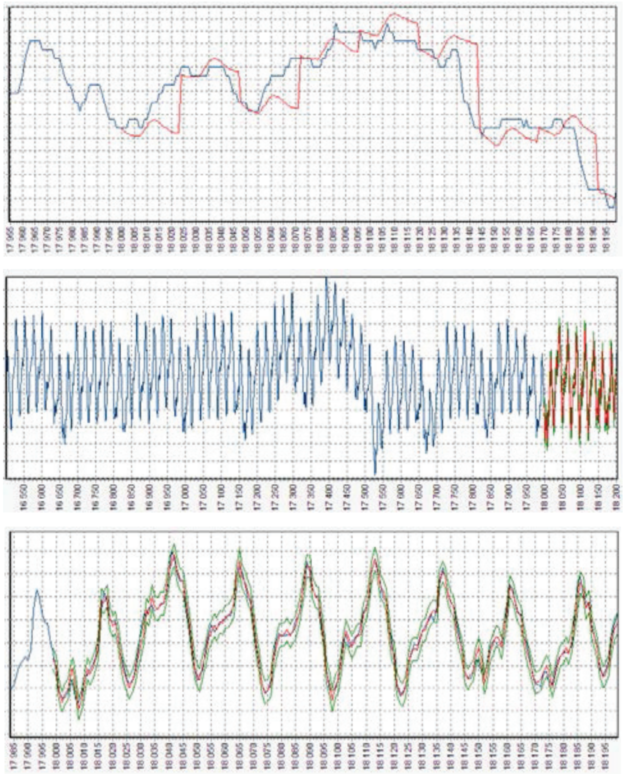


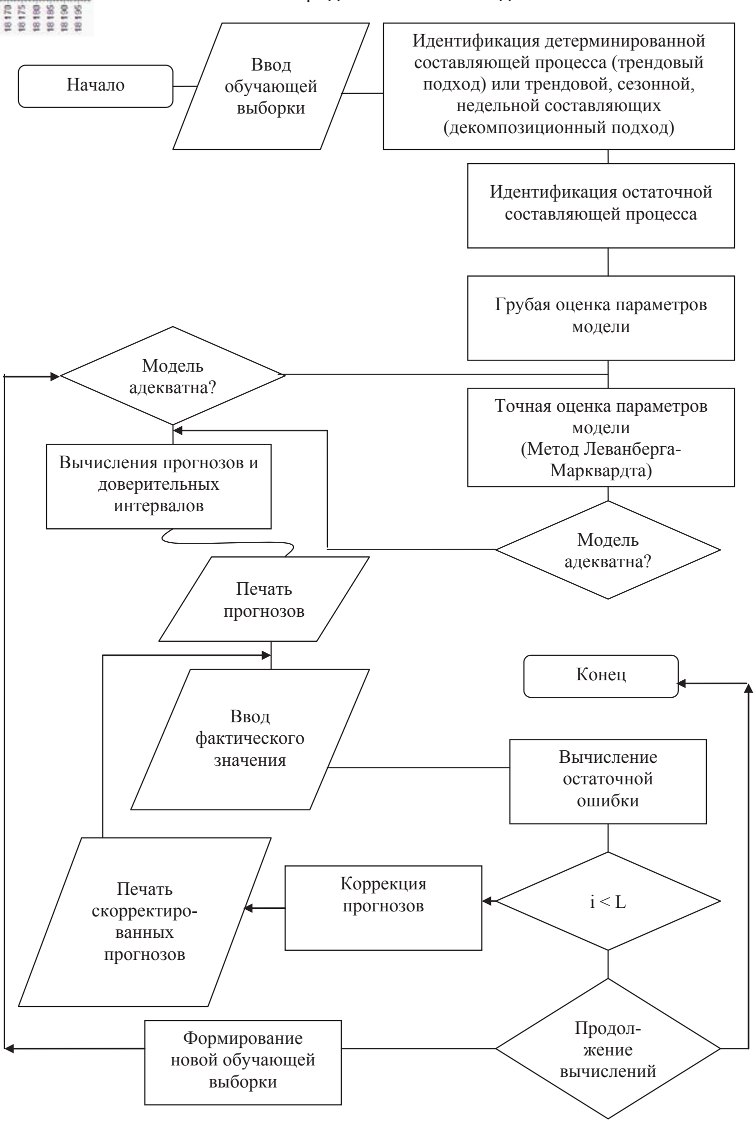
Рис. 8. Графики прогнозов температуры окружающей среды и потребления электроэнергии с доверительными интервалами

устойчивости и точности конечной модели, вызванных путем отделения детерминированной составляющей от остаточной, первая из которых прогнозируется детерминированными моделями, а последняя статистической моделью АРПССЭ. Преимуществом предлагаемых методик построения моделей адекватных процессам потребления электроэнергии также является их строгая формализация и, следовательно, возможность полной автоматизации всех этапов построения и использования модели.

Литература

1. Евдокимов А. Г. Оперативное управление потокораспределением в инженерных сетях [Текст] / А. Г. Евдокимов, А. Д. Тевяшев. — Х. : Вища школа, 1980. — 144 с.
2. Бэнн Д. В. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки [Текст] / Бэнн Д. В., Фармер Е. Д. ; пер. с англ. — М. : Энергоатомиздат, 1987. — 200 с.
3. Седов А. В. Моделирование объектов с дискретно-распределенными параметрами: декомпозиионный подход [Текст] / А. В. Седов. — М. : Наука, 2010. — 438 с.
4. Голяндина Н. Э. Метод «Гусеница»-SSA: прогноз временных рядов [Текст] : учеб. пособие / Н. Э. Голяндина. — СПб., 2004. — 52 с.
5. Тевяшев А. Д. Системный анализ и управление большими системами энергетики [Текст] / А. Д. Тевяшев. — Х. : 2009. — 507 с.
6. Методика построения комбинированных математических моделей для описания и прогнозирования широкого класса физиологических и психофизиологических процессов [Текст] : сборник трудов первой Международной научно-практической конференции «Высокие технологии, фундаментальные и прикладные исследования в физиологии и медицине», 23—26 апреля 2010 г. Санкт-Петербург, Россия / под ред. А. П. Кудинова, Б. В. Крылова — СПб. : Изд-во Политехн. ун-та, 2010. — С. 457—464.
7. Цифровое моделирование радиосигналов комбинированными нелинейными моделями, основанными на моделях метода «Гусеница»-SSA и сезонной АРССЭ [Текст] : труды 13-й Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение — DSPA-2011», 30 марта — 2 апреля 2011 г., Москва. — С. 165—168.
8. Клионский Д. М. Декомпозиция на эмпирические моды с параболической интерполяцией огибающих в задачах

Приложение А. Блок-схема алгоритма вычисления прогнозов предложенными методами



очистки сигналов от шума [Текст] : труды 13-й Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение. — DSPA-2011», 30 марта — 2 апреля 2011 г. — С. 120—122.
9. Метод «Гусеница»-SSA — АРПСС — СПОАРУГ и модель АРСПСС — СПОАРУГ для анализа и прогнозирования финансово-экономических временных рядов : сборник трудов второй Международной научно-методической конференции «Математические методы, модели и информационные технологии в экономике», 4—6 мая 2011 г., Черновцы. — С. 306—308.
10. Щелкалин В. Н. От идей методов «Гусеница»-SSA и Бокса-Дженкинса до декомпозиционного метода прогнозирования и декомпозиционной ИНС [Текст] / В. Н. Щелкалин // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. — 2011. — № 4/4(52). — С. 59—69.
11. «Автоматизированная система анализа и оперативного прогнозирования процессов потребления целевых продуктов в жилищно-коммунальном хозяйстве» [Текст] : Международный конкурс инновационных проектов «Харьковские инициативы». — Харьков, 2010.
12. Метод «Гусеница» АРПССЭ — GARCH и декомпозиционный метод прогнозирования процессов потребления электоэнергии [Текст] : сборник трудов Международного научного семинара им. Ю. Н. Руденко «Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики», 05—11 сентября 2011 г., Ивановская область, Решма, 2011.

УДК 004.82

ЗАДАЧА ГЕНЕРАЦИИ ВАРИАНТОВ ПОДСИСТЕМ В АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ГИДРОМЕТЕОРОЛОГИЧЕСКОЙ СИСТЕМЕ НА ОСНОВЕ МОРФОЛОГИЧЕСКОГО СИНТЕЗА

Ю. В. Доронина
Кандидат технических наук, доцент
Кафедра информационных систем,
Севастопольского Национального технического университета,
г. Севастополь, ул. Университетская, 99053,
Контактный тел.: (0692) 435-364, (0692) 435-100
E-mail: juvado@rambler.ru, root@sevgtu.sebastopol.ua

Розглядаються аспекти генерації варіантів підсистем для гідрометеорологічної системи. Показані принципи генерації варіантів на основі морфологічного синтезу, операторів генетичного алгоритму.
Ключові слова: ***генерація варіантів, морфологічний синтез, генетичний алгоритм, гідрометеорологічна система.***

Рассматриваются аспекты генерации вариантов подсистем для гидрометеорологической системы. Показаны принципы генерации вариантов на основе морфологического синтеза, операторов генетического алгоритма.
Ключевые слова: ***генерация вариантов, морфологический синтез, генетический алгоритм, гидрометеорологическая система.***

The aspects of generation of variants of subsystems are examined for the hydrometeorological system. Principles of generation of variants are rotined on the basis of morphological synthesis, statements of genetic algorithm.
Keywords: ***generation of variants, morphological synthesis, genetic algorithm, hydrometeorological system.***

1. Введение

Проектирование автоматизированной информационной системы сбора, обработки, контроля, анализа и хранения данных морских прибрежных наблюдений (АИГМС МПН) представляет собой трудоемкую задачу в связи с необходимостью согласования различных функциональных нагрузок в отдельных подсистемах [1]. Это связано с том, что системы оперативного назначения, к которым относится АИГМС МПН, осуществляют решение своих задач непрерывно, а значит, всегда существует дифференциация выполняемых ими функций с точки зрения устаревания. Таким образом, при проектировании внутрисистемной организации необходимо иметь механизмы создания вариантов подсистем по различным функциональным нагрузкам.

2. Постановка задачи

На основе адаптации методики морфологического синтеза ставится задача генерации вариантов подсистем по различным функциональным мощностям. Цель метода — систематический обзор и синтез множества