

ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЕ КОМПЛЕКСЫ И СИСТЕМЫ ELECTROTECHNICAL COMPLEXES AND SYSTEMS

Научная статья

УДК 004.942

DOI: 10.26730/1816-4528-2022-3-50-58

Кренева Алина Евгеньевна*, студент, Колокольникова Алла Ивановна, канд. техн. наук, доцент

Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева

*E-mail: krenevaalina@yandex.ru

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ

Аннотация.

На основе известных методов сингулярного спектрального анализа временных рядов (SSA) и его модификаций (MSSA и ASSA) разработаны алгоритм и программа долгосрочного прогнозирования показателей энергопотребления. В предлагаемом алгоритме прогнозирования aSSA использованы идеи регуляризации и взвешивания компонент разложения ряда позволяет получить спектр моделей прогнозирования. В данной работе реализованы в виде алгоритма и программы конкретные способы формирования альтернативных моделей. Для оценки альтернативных моделей сформулирован критерий качества, в котором для оценки эффективности модели используются рассогласования прогнозных и действительных значений ряда. Для целей долгосрочного прогнозирования критерий качества включает оценку точности долгосрочных прогнозов на глубину прогноза, задаваемую в качестве параметра алгоритма. Критерий качества вычисляется на основании долгосрочных прогнозов последних элементов заданного числового ряда. Другой особенностью представленного алгоритма является учет «сезонности» ряда, выражаемый в некоторой схожести суточных почасовых графиков. Прогнозирование для определенного часа суток производится на основании данных для данного часа суток, извлекаемых из почасового графика. Использованный прием позволяет существенно ускорить работу программы, где критической является операция нахождения собственных векторов и собственных значений матрицы. Размерность задачи в этом случае сокращается в 24 раза. Предложенный алгоритм был реализован средствами объектно-ориентированного языка программирования Delphi. Численное исследование проведено на данных энергопотребления в сибирской ценовой зоне. Приведенные примеры прогнозирования доказывают эффективность разработанного алгоритма и созданного приложения.



Информация о статье

Поступила:

13 мая 2022 г.

Одобрена после
рецензирования:

20 июня 2022 г.

Принята к печати:

22 июня 2022 г.

Ключевые слова:

временные ряды, долгосрочный прогноз, сингулярное разложение, анализ сингулярного спектра, «Гусеница»-SSA, шум.

Для цитирования: Кренева А.Е., Колокольникова А.И. Использование сингулярного спектрального анализа для прогнозирования показателей энергопотребления // Горное оборудование и электромеханика. 2022. № 3 (161). С. 50-58. DOI: 10.26730/1816-4528-2022-3-50-58

Введение

Задача прогноза актуальна во многих отраслях деятельности человека. Для подавляющего большинства задач планирования в экономике требуется прогноз будущих значений временного ряда на основе его прошлых и текущих значений. Экономичное использование и подготовка необходимых людских и материальных ресурсов для реализации

экономических процессов предполагает оптимизацию на основе информации, получаемой посредством экстраполяции. Прогнозируемые значения энергопотребления и цен необходимы для управления техническими и экономическими параметрами энергосистемы с целью повышения ее эффективности [1, 2].

В настоящее время методы прогнозирования продолжают интенсивно развиваться [1-15]. Различные приложения методов прогнозирования можно увидеть в [3-15]. В реализации современных методов прогнозирования для определения основных составляющих и подавления шума используется сингулярный спектральный анализ (SSA – Singular spectrum analysis) [4, 5]. Различные примеры прогнозирования на основе SSA приведены в работах [6-15]. В частности, примеры прогнозирования в электроэнергетике можно найти в [6-9]. Интенсивность использования SSA определяет потенциал возможностей метода.

Описание предлагаемого метода. В модификациях метода SSA на основе конечного отрезка ряда фиксированной длины (вложения) находится его продолжение. Разложение методом главных компонент возможных вложений с известным продолжением позволяет исключить слабые компоненты разложения и тем самым уменьшить влияние помех на результат прогноза [4, 5]. На этой основе создан и исследован алгоритм метода «гусеница» (MSSA) [4, 5].

Несмотря на эффективность MSSA, его применение ограничено в силу отсутствия формализованных способов сглаживания и удаления неэффективных компонент спектра, что требует привлечения эксперта для выбора компонент прогноза¹. В [9] предложена модель прогнозирования и метод ASSA, в котором приведена общая схема формализованного выбора компонент сингулярного разложения и их взвешивания в общем решении. В предлагаемой нами работе общая схема формализованного выбора компонент сингулярного разложения и их взвешивания из [9] наполняется конкретным содержанием.

Предварительные просчеты по алгоритму из [9] показали значительные затраты времени счета и чрезмерное накопление ошибок при прогнозировании на длительные промежутки времени, например, на 30 суток (720 часов). Учитывая схожесть суточных почасовых графиков цены и объема энергопотребления, нами предложено проводить прогнозирование на некоторый час суток на основе исторических данных на этот час. В результате сокращения вычислительных затрат мы получили возможность более широкого эксперимента для предварительного выбора параметров алгоритма и вида критерия отбора эффективных моделей, что оформлено в виде блока статистического анализа долгосрочного прогнозирования. Предложенный алгоритм будем обозначать α SSA.

На основе описанных идей разработана программа долгосрочного прогнозирования и приведены примеры ее применения для прогнозирования цены и объема энергопотребления. Приведенные

¹ Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. Методы решения некорректных задач. М.: Наука, 1986.

примеры прогнозирования доказывают эффективность разработанных алгоритма и программы.

1. Алгоритм прогнозирования

Формула прогноза. Следуя [9], выпишем формулу прогноза. Пусть $(f_i)_{i=1}^N$ – числовая последовательность. Зададим параметр τ , $1 < \tau < N$ и преобразуем его в многомерную выборку, т.е. в последовательность векторов $X^{(1)}, \dots, X^{(n)}$, $n = N - \tau + 1$, где $X^{(k)} = (x_i^{(k)})_{i=1}^{\tau}$, следующим образом:

$$X = (X^{(1)}, X^{(2)}, \dots, X^{(n)}) = \begin{pmatrix} f_1 & f_2 & \dots & f_{n-1} & f_n \\ f_2 & f_3 & \dots & f_n & f_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ f_{\tau} & f_{\tau+1} & \dots & f_{N-1} & f_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_{\tau} \end{pmatrix}.$$

Здесь $X = (x_{ij})_{i,j=1}^{\tau,n}$, а X_i , $i = 1, 2, \dots, \tau$ – строки матрицы. Будем называть вектор строку X_{τ} продолжением столбцов матрицы X . Обозначим

$$Q^T = (f_{n+1}, f_{n+2}, \dots, f_N), \quad (1)$$

а X_* – матрицу X без строки продолжения X_{τ} .

Постановка задачи прогнозирования может заключаться в том, чтобы найти приближение вектора Q как линейную комбинацию столбцов матрицы X_* :

$$X_* z = Q, \quad (2)$$

а в качестве прогноза \hat{f}_{N+1} принять линейную комбинацию продолжений X_{τ} :

$$\hat{f}_{N+1} = (X_{\tau}, z). \quad (3)$$

Следуя [9], выпишем формулы для выражения (3). Обозначим $C = XX^T$ – матрицу размера $\tau \times \tau$ и матрицу ее собственных векторов-столбцов

$$V = (v^{(1)}, v^{(2)}, \dots, v^{(\tau)}) = \begin{pmatrix} v_1^{(1)} & v_1^{(2)} & \dots & v_1^{(\tau)} \\ v_2^{(1)} & v_2^{(2)} & \dots & v_2^{(\tau)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{\tau}^{(1)} & v_{\tau}^{(2)} & \dots & v_{\tau}^{(\tau)} \end{pmatrix}$$

Будем предполагать, что собственные векторы нормированы $\|v^{(i)}\| = 1$, $i = 1, 2, \dots, \tau$ и упорядочены по убыванию соответствующих собственных чисел, т.е.

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{\tau}. \quad (4)$$

Обозначим λ и $\lambda^{0.5}$ – диагональные матрицы с элементами $[\lambda]_{ii} = \lambda_i$ и $[\lambda^{0.5}]_{ii} = \lambda_i^{0.5}$, $i = 1, 2, \dots, r$. Здесь $r \leq \tau$ – число ненулевых собственных значений. На основании последней строки матрицы V образуем вектор V_{τ} , а матрицу без этой строки обо-

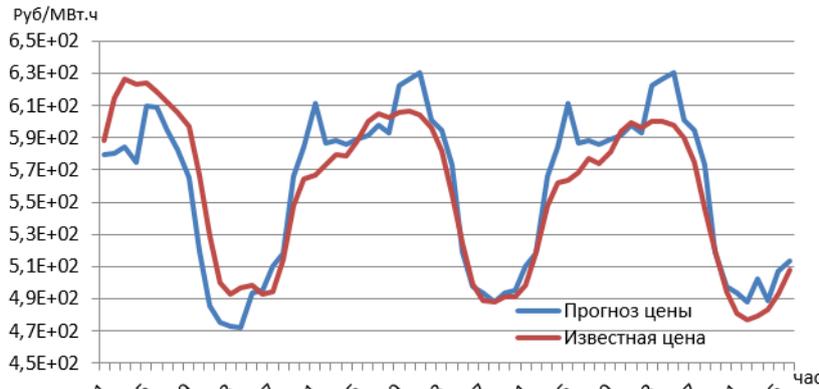


Рис. 1. Пример прогноза цены электроэнергии в сибирской ценовой зоне, где каждый прогноз сделан на 168 часов вперед

Fig. 1. An example of an electricity price forecast in the Siberian price zone, where each forecast is made for 168 hours ahead

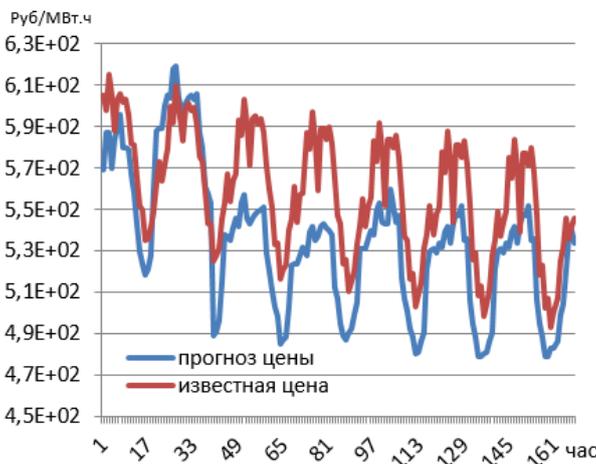


Рис. 2. Пример прогноза цены в сибирской ценовой зоне, где каждый прогноз сделан на неделю вперед

Fig. 2. An example of an electricity price forecast in the Siberian price zone, where each forecast is made for a week ahead

значим V_* . Обозначим α , λ_α и λ_α^{-1} – диагональные матрицы с элементами

$$\begin{aligned} [\alpha]_{ii} &= \alpha_i > 0, \\ [\lambda_\alpha]_{ii} &= \lambda_i + \alpha_i, \quad [\lambda_\alpha^{-1}]_{ii} = 1/(\lambda_i + \alpha_i), \quad i = \\ &1, 2, \dots, r. \end{aligned} \quad (5)$$

С учетом введенных обозначений формула прогноза принимает вид:

$$\hat{f}_{N+1} = \frac{v_\tau L v_\tau^T}{1 - (L v_\tau^T, v_\tau)} Q, \quad (6)$$

где $L = \lambda_\alpha^{-1} \lambda$ – диагональная матрица, а ее элементы задаются в виде:

$$[L]_{ii} = \lambda_i / (\lambda_i + \alpha_i), \quad i = 1, 2, \dots, r. \quad (7)$$

Задав часть параметров α_i нулевыми, а оставшуюся часть – $\alpha_j = \infty$, мы получим формулу прогноза метода SSA для части выбранных компонент сингулярного разложения. С помощью параметров α_i мы получили возможность управлять качеством прогноза (6).

Взвешивание компонент. В методе SSA отбрасываются компоненты разложения с малыми собственными значениями. Для удаления слабых компонент мы упорядочим их по убыванию комплексного показателя их значимости P :

$$P_1 \geq P_2 \geq \dots \geq P_r. \quad (8)$$

Показатель P будем вычислять по формуле

$$K_i = T_i \times \lambda_i / \sqrt{F(v^{(i)})}, \quad i = 1, 2, \dots, r, \quad (9)$$

где T_i – средний период постоянства знака и $F(v^{(i)}) = \sum_{j=1}^{\tau-1} (v_{j-1}^{(i)} - 2v_j^{(i)} + v_{j+1}^{(i)})^2$ – суммарное значение численной оценки второй производной компонент собственного вектора.

Параметры регуляризации с целью подавления слабых компонент сингулярного разложения будем вычислять по правилу:

$$\alpha = \alpha_0 (M_1, M_2, \dots, M_r)^T, \quad (10)$$

где α_0 – варьируемый параметр, а $M_i = F(v^{(i)})$ – масштабирующие множители.

Критерий качества модели прогнозирования. Для построения прогноза мы выделим отрезок

ряда, по информации которого будут получены последовательные прогнозы по формуле (6), при этом каждый вновь получаемый прогноз использует в качестве недостающей информации вектора Q прогнозы, полученные на предыдущих шагах. Вариацией параметра α_0 в (10) мы получим множество моделей. Для оценки их качества требуется критерий, который использует информацию выделенного для прогноза отрезка ряда. Обозначим $f(i, m, \alpha)$ – прогноз значения ряда с номером i глубины m при заданном α . В отличие от (9) выберем следующий критерий качества:

$$\Phi(\alpha, m, I) = \sum_{j=1}^m \sum_{i \in I} \frac{|f(i, j, \alpha) - f_{il}|}{|f_{il}|}, \quad (11)$$

где m – максимальная глубина прогноза, I – множество номеров элементов ряда, для которых необходимо получить прогноз. Параметры α следует выбирать посредством минимизации функции $\alpha^* = \operatorname{argmin}_\alpha \Phi(\alpha, m, I)$.

Алгоритм прогнозирования. Множество моделей может быть сформировано посредством ва-

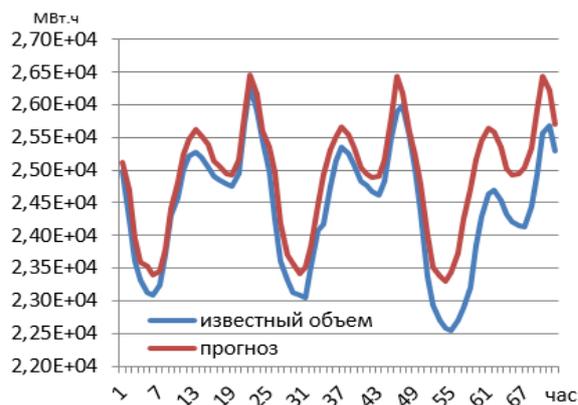


Рис. 3. Прогноз объемов потребления электроэнергии сибирской ценовой зоны на 24 часа

Fig. 3. Forecast of electricity consumption volumes of the Siberian price zone for 24 hours

Таблица. Точность прогноза объемов потребления электроэнергии на месяц на последний час суток для сибирской ценовой зоны, %

Table. Accuracy of electricity consumption volumes forecast for the month at the last hour of the day for the Siberian price zone, %

№ недели	Номер дня недели						
	1	2	3	4	5	6	7
1	1,5	1,7	1,9	2,0	2,2	2,3	2,6
2	2,8	3,1	3,3	3,4	3,6	3,8	3,9
3	4,2	4,4	4,5	4,7	4,9	5,0	5,2
4	5,4	5,6	5,9	6,1	6,3	6,5	6,7
5	7	7,2					

риации числа компонент в модели и выбора дискретного набора параметров регуляризации. Оценку качества моделей будем производить по критерию (11). Для прогнозирования выбирается лучшая модель с минимальным значением критерия. Обозначения: lx – размер вложения ряда Q ; k_{kr} – количество прогнозов критерия (множество D); h_{kr} – глубина каждого из прогнозов; k_{pr} – число прогнозов; ny – число членов ряда, используемое для получения прогнозов, на конечном отрезке которого вычисляются значения критерия для каждой модели.

Предложенный и применяемый в работе алгоритм прогнозирования с регуляризацией (α SSA) включает следующие действия:

1. Сделать выборку из ряда данных для заданного часа суток в количестве данных ny . Задать параметры lx , k_{kr} , h_{kr} , k_{pr} , минимальное число компонент ряда в модели nk , и задать A_0 – множество вариации параметра регуляризации α_0 .

2. Получить необходимые компоненты для формулы (6).

3. Посредством вариации параметров α_0 и числа компонент в модели получить множество моделей

прогноза, варьируя параметры в (6). Выбрать из числа моделей оптимальную модель, используя критерий (11).

4. Произвести прогноз на каждый час заданного числа суток k_{pr} .

Приведен алгоритм прогноза на заданный час суток. Для получения прогноза на каждый час суток необходимо применить алгоритм для каждого часа.

2. Программа прогнозирования и результаты применения предлагаемого алгоритма

На основании алгоритма прогнозирования α SSA разработана программа прогнозирования. Производился почасовой прогноз энергопотребления и цен электроэнергии сибирской ценовой зоны на 30 суток вперед. Качество прогноза оценивалось показателем средней абсолютной ошибки в процентах $MAPE$:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \frac{|f_i - \hat{f}_i|}{f_i}, \quad (12)$$

где f_i – фактическое значение временного ряда, \hat{f}_i – прогнозное значение.

Примеры применения алгоритма прогнозирования α SSA. Приведем несколько примеров прогнозирования разработанным алгоритмом.

На первых трех рисунках проведено прогнозирование отрезков ряда с известными значениями продолжения ряда. На графиках отражены прогнозные и фактические значения показателей.

На рис. 1 приведен пример прогноза цены электроэнергии в сибирской ценовой зоне, где каждый прогноз сделан на 168 часов вперед.

С учетом того, что каждый из приведенных прогнозов сделан на 168 часов вперед, можно сказать, что точность прогнозирования высокая.

В следующем примере приведен более длинный отрезок прогноза цены электроэнергии для сибирской ценовой зоны, где каждый прогноз производится на неделю вперед (рис. 2). В силу того, что прогнозирование производится на неделю вперед, приведенные рассогласования истинных и прогнозных значений можно считать незначительными.

Пример прогноза объемов потребления электроэнергии сибирской ценовой зоны на 24 часа вперед приведен на рис. 3.

Повышение точности прогнозирования потребления электроэнергии позволяет снижать затраты на производство и покупку электроэнергии.

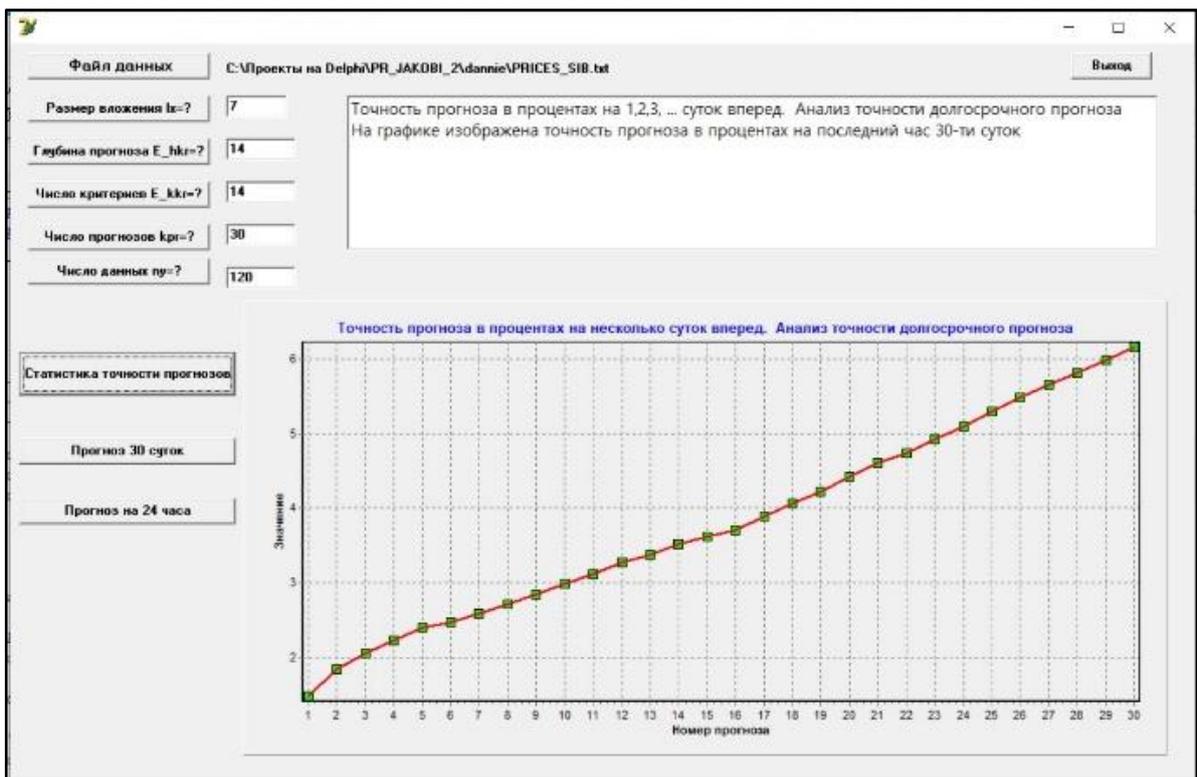


Рис. 4. Точность долгосрочных почасовых прогнозов на заданное число суток
 Fig. 4. Accuracy of long-term hourly forecasts for a given number of days

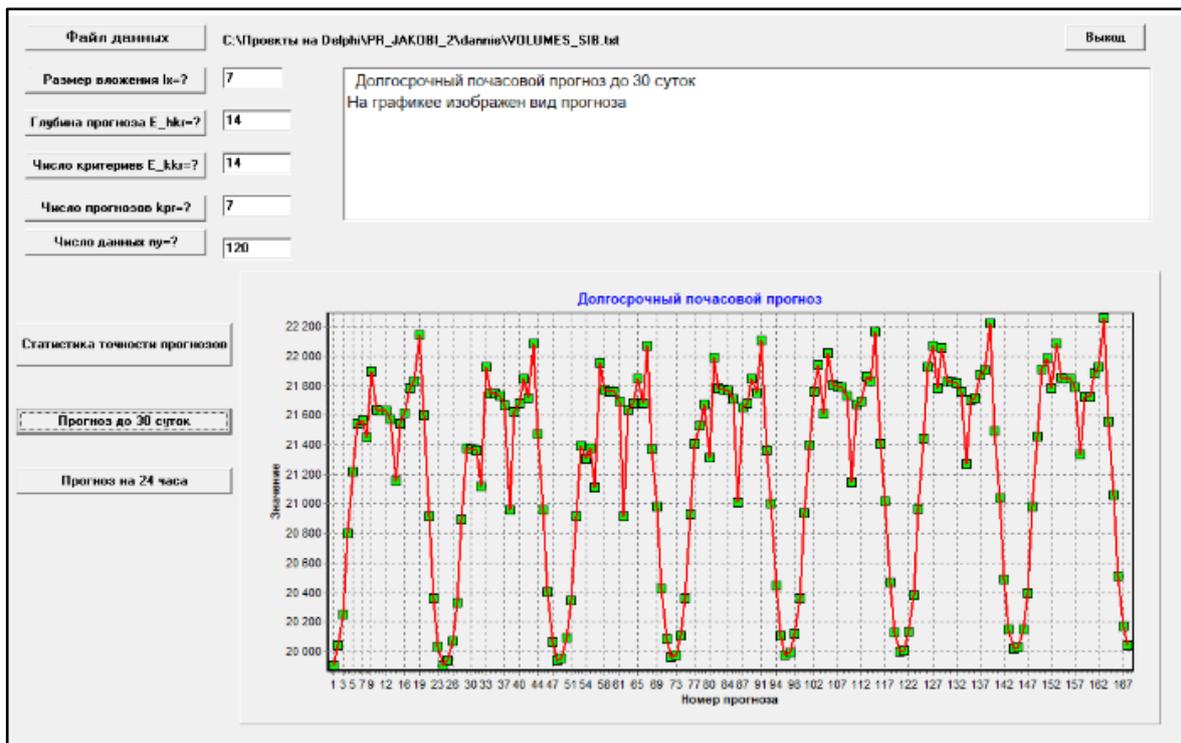


Рис. 5. Прогноз до 30 суток
 Fig. 5. Forecast up to 30 days

Оценка качества прогноза. Прогнозирование показателей энергопотребления проводилось на основании данных восьми месяцев за 2010-2011 годы, приведенных на сайте «Математическое бю-

ро»². Одна из функций разработанной программы прогнозирования позволяет на основании прогно-

² Чучуева И. А. Точность прогнозирования за истекшие периоды // Математическое бюро – Прогнозирование на ОРЭМ : сайт. – URL: <http://www.mbureau.ru/blog/tochnost-prognozirovaniya-za-istekshie-periody> (дата обращения: 19.04.2022).

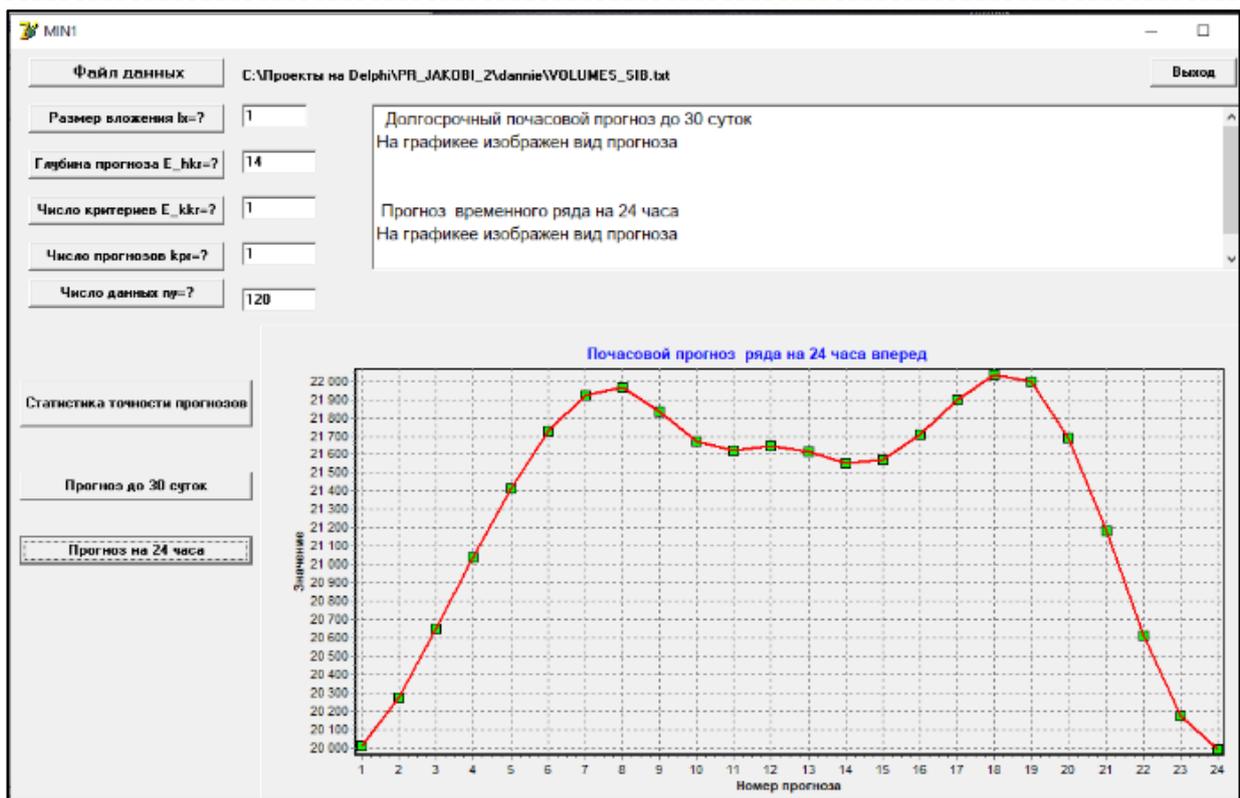


Рис. 6. Прогноз ряда на 24 часа
 Fig. 6. Range forecast for 24 hours

зов для известных значений ряда получить средние значения точности прогнозирования в процентах в виде $100 \cdot MAPE$ на заданное число суток. В таблице на каждый день недели приведена точность прогноза объемов потребления электроэнергии в процентах на последний час суток $C[i]$, $i=1, 2, \dots, 30$ для сибирской ценовой зоны. Данные в таблице приведены с указанием номера недели и номера дня недели.

Эта функция программы важна в силу того, что на основе этих данных можно делать предварительный выбор параметров метода прогнозирования, после чего с этими параметрами можно производить прогноз.

Процесс прогнозирования включает в себя этап выбора параметров прогноза. Параметры метода прогнозирования задаются в окне программы.

Точность долгосрочных почасовых прогнозов на заданное число суток выдается при нажатии кнопки «Статистика точности прогнозов» (рис. 4).

Сохранение данных прогноза в файл. Прогнозные и известные значения цены и объемов потребления электроэнергии сибирской ценовой зоны, а также средние значения точности прогнозирования в процентах в виде $100 \cdot MAPE$ выводятся в файл результатов. Эти расчеты требуют незначительных затрат времени, что позволяет вести пробные расчеты с целью выбора параметров lx , k_{kr} , h_{kr} , k_{pr} .

Кнопка «Прогноз до 30 суток» выдает график долгосрочных почасовых прогнозов на заданное число суток (рис. 5). Результаты выводятся в файл.

Кнопка «Прогноз на 24 часа» выдает краткосрочный прогноз на 24 часа. Результаты прогноза

отображаются на графике и записываются в текстовый файл (рис. 6).

По завершению расчетов пользователь имеет возможность посмотреть полученные результаты в файле.

Программа алгоритма αSSA апробирована на различных временных рядах и показала высокую точность прогнозирования. Оказалось, что ее применение эффективно на рядах, сложных для прогнозирования. Предложенный метод будет эффективен при обработке зашумленных нерегулярных временных рядов.

Заключение

Алгоритм для прогнозирования αSSA разработан на основе известного метода сингулярного спектрального анализа временных рядов (SSA) и его модификаций (MSSA и ASSA) для целей долгосрочного прогнозирования с учетом особенностей показателей энергорынка. В предложенном алгоритме учтен эффект «сезонности» почасовых сутокных графиков, что сокращает размерность матриц, для которых необходимо вычислять собственные векторы и собственные значения в 24 раза. Исползуемый прием позволяет существенно ускорить работу программы, где критической является операция нахождения собственных векторов и собственных значений матрицы. Размерность задачи в этом случае сокращается в 24 раза. Это позволяет делать предварительную настройку параметров алгоритма, производя серию прогнозов и вычисляя их точность.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Манусов В. З., Антоненков Д. В., Орлов Д. В., Пудов Е. Ю., Кузин Е. Г. Система управления электропотреблением горнодобывающего предприятия с использованием рекуррентного прогнозирования на основе анализа сингулярного спектра // Горное оборудование и электромеханика. 2022. № 1 (159). С. 54-60. DOI: 10.26730/1816-4528-2022-1-54-60.
2. Мохов В. Г., Демьяненко Т. С. Прогнозирование потребления электрической энергии на оптовом рынке электроэнергии и мощности // Вестник ЮУрГУ. Серия «Экономика и менеджмент». 2014. том 8. № 2. С. 86-92.
3. Kumar Anoop S. Forecasting HPC Workload Using ARMA Models and SSA / Conference Proceedings: 2016 International Conference on Information Technology (ICIT) – IEEE. 2016. doi:10.1109/ICIT.2016.52).
4. Golyandina, N., Korobeynikov A. and Zhigljavsky A. Singular Spectrum Analysis with R. Series Use R! Springer Verlag. 2018. ISBN 3662573784.
5. Golyandina, N., Zhigljavsky, A. SSA for Forecasting, Interpolation, Filtering and Estimation. In: Singular Spectrum Analysis for Time Series. Springer-Briefs in Statistics. Springer, Berlin, Heidelberg. 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-662-62436-4_3
6. Varshney H., Sujil A., Kumar R. A Singular Spectrum Analysis based Approach to Price Forecasting for a Day Ahead Electricity Market / Conference Proceedings: 2018 8th IEEE India International Conference on Power Electronics (ICPE) –IEEE. 2018. doi:10.1109/ICPE.2018.8709436
7. Jin Y., Zhang R. Short Term Photovoltaic Output Prediction Based on Singular Spectrum Analysis // 3rd Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES), 2021. С. 903-910. doi: 10.1109/AEEES51875.2021.9403121
8. Антоненков Д. В., Павлюченко Д. А., Орлов Д. В., Соловьев Д.В. Векторный метод сингулярного спектрального анализа (ССА) потребления электроэнергии // *Международная мультikonференция по промышленной инженерии и современным технологиям (FarEastCon)*. 2020. С. 1-7., doi: 10.1109/FarEastCon50210.2020.9271471.
9. Krutikov V. N. Predictive Model of Energy Market Indicators Based on Continued Approximation for Series Sample Prior to the Moment of Prediction/ Vladimir N. Krutikov; Oksana N. Indenko; Ekaterina S. Chernova// 2018 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon). 2018, pp. 1-6, doi: 10.1109/FarEastCon.2018.8602730.
10. Ansari K. Real-Time Positioning Based on Kalman Filter and Implication of Singular Spectrum Analysis // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2021. Vol. 18. №1. С. 58-61. doi: 10.1109/LGRS.2020.2964300
11. Hassani, H., Mahmoudvand, R. Applications of Singular Spectrum Analysis. In: Singular Spectrum Analysis. Palgrave Advanced Texts in Econometrics. Palgrave Pivot, London. 2018. https://doi.org/10.1057/978-1-137-40951-5_3
12. Qiu, R., Cheng, Y., Wang, H., Wang, X. Based on Singular Spectrum Analysis in the Study of GPS Time Series Analysis. In: Sun, J., Liu, J., Fan, S., Lu, X. (eds) China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2015 Proceedings: Volume I. Lecture Notes in Electrical Engineering. 2015. vol 340. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-46638-4_21
13. Manusov V. Z., Antonenkov D. V., Orlov D. V., Palagushkin B. V. Predictive management of enterprise power consumption based on the singular spectrum analysis method using recurrent forecasting. DOI 10.1088/1742-6596/2131/3/032113.
14. Cao Minh Tien. Short-Term Load Forecasting Enhanced With Statistical Data-Filtering Method / Conference Proceedings: 2020 IEEE International Conference on Power Electronics, Smart Grid and Renewable Energy (PESGRE2020) – IEEE. 2020. doi:10.1109/PESGRE45664.2020.9070497
15. Абалов Н. В., Губарев В. В., Альсова О. К. Использование методов сингулярного спектрального анализа и моделетеки при идентификации временных рядов // Труды СПИИРАН. 2014. № 4(35). С. 49-63. <https://doi.org/10.15622/sp.35.4>

© 2022 Авторы. Эта статья доступна по лицензии Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Об авторах:

Кренева Алина Евгеньевна, студент, Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, (650000, Россия, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28), krenevaalina@yandex.ru

Колокольникова Алла Ивановна, Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, (650000, Россия, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28), кандидат технических наук, доцент,

Заявленный вклад авторов:

Кренева А.Е. – постановка исследовательской задачи; научный менеджмент; обзор соответствующей литературы; концептуализация исследования; написание текста, сбор и анализ данных; обзор соответствующей литературы; выводы; написание текста.

Колокольникова А.И. – постановка исследовательской задачи; научный менеджмент; обзор соответствующей литературы; концептуализация исследования; написание текста, сбор и анализ данных; обзор соответствующей литературы; выводы; написание текста.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

Alina E. Kreneva*, student, Alla I. Kolokolnikova, C. Sc. in Engineering, Associate Professor

T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University

*E-mail: krenevaalina@yandex.ru

APPLYING SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS IN FORECASTING INDICATORS OF ENERGY CONSUMPTION

Abstract.

Based on the well-known method of singular spectral analysis of time series (SSA) and its modifications (MSSA u ASSA), an algorithm and a program for long-term forecasting of energy consumption indicators have been developed. In the proposed forecasting algorithm α SSA, the use of the ideas of regularization and weighting of the series expansion components allows us to obtain a range of forecasting models. In this paper, specific ways of forming alternative models are implemented in the form of an algorithm and a program. To evaluate alternative models, a quality criterion has been formulated, in which mismatches between the predictive and actual values of the series are used to assess the effectiveness of the model. For long-term forecasting purposes, the quality criterion includes assessing the accuracy of long-term forecasts by the depth of the forecast specified as an algorithm parameter. The quality criterion is calculated on the basis of long-term forecasts of the last elements of a given number series. Another feature of the presented algorithm is the accounting of the "seasonality" of the series, expressed in some similarity of daily hourly charts. Forecasting for a certain hour of the day is made on the basis of data for a given hour of the day, extracted from the hourly schedule. Used technique allows to speed up the work of the program, where the operation of finding eigenvectors and eigenvalues of the matrix is critical. The dimension of the task in this case is reduced by 24 times. The proposed algorithm was implemented by means of the object-oriented programming language Delphi. A numerical study was conducted on energy consumption data in the Siberian price zone. These examples of forecasting prove the effectiveness of the developed algorithm and the created application.



Article info

Received:

13 May 2022

Accepted for publication:

20 June 2022

Accepted:

22 June 2022

Keywords: time series, long-term forecasting, singular expansion, singular spectrum analysis, «Caterpillar»-SSA, noise.

For citation: Kreneva A.E., Kolokolnikova A.I. Applying singular spectrum analysis in forecasting indicators of energy consumption. *Mining Equipment and Electromechanics*, 2022; 3(161):50-58 (In Russ., abstract in Eng.). DOI: 10.26730/1816-4528-2022-3-50-58

REFERENCES

1. Manusov V.Z., Antonenkov D.V., Orlov D.V., Pudov E.Yu., Kuzin E.G. Electric consumption control system of a mining enterprise using recurrent forecasting based on singular spectrum analysis. *Mining equipment and electromechanics*. 2022; 1(159): 54-60. DOI: 10.26730/1816-4528-2022-1-54-60.

2. Mokhov V.G., Demyanenko T.S. Forecasting of consumption of electric energy on the wholesale market of energy and power. *Bulletin of the South Ural State University Series «Economics and Management»*. 2014; 8(2): 86–92

3. Kumar A.S., & Mazumdar S. Forecasting HPC Workload Using ARMA Models and SSA. *2016 International Conference on Information Technology (ICIT)*. 2016; 294-297. doi: 10.1109/ICIT.2016.065.

4. Golyandina N., Korobeynikov A. and Zhigljavsky A. (Singular Spectrum Analysis with R.

Series Use R! Springer Verlag. ISBN 3662573784. 2018.

5. Golyandina N., Zhigljavsky A. SSA for Forecasting, Interpolation, Filtering and Estimation. In: *Singular Spectrum Analysis for Time Series*. Springer-Briefs in Statistics. Springer, Berlin, Heidelberg. 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-662-62436-4_3

6. Varshney H., Sujil A., Kumar R. A. Singular Spectrum Analysis based Approach to Price Forecasting for a Day Ahead Electricity Market. *Conference Proceedings: 2018 8th IEEE India International Conference on Power Electronics (IICPE) –IEEE*. 2018. doi:10.1109/IICPE.2018.8709436

7. Jin Y., Zhang R. Short Term Photovoltaic Output Prediction Based on Singular Spectrum Analysis. *3rd Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES)*, 2021. P. 903-910. doi: 10.1109/AEEES51875.2021.9403121

8. Antonenkov D.V., Pavluchenko D.A., Orlov D.V., Solovev D.B. Vector Method for Singular Spectrum Analysis (SSA) of Electricity Consumption. *International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon)*. 2020. P. 1-7. doi: 10.1109/FarEastCon50210.2020.9271471.

9. Krutikov V.N. [et al.] Predictive Model of Energy Market Indicators Based on Continued Approximation for Series Sample Prior to the Moment of Prediction. *2018 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon)*. 2018. P. 1-6, IEEE Conferences.

10. Ansari K. Real-Time Positioning Based on Kalman Filter and Implication of Singular Spectrum Analysis. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2021; 18(1): 58-61. doi: 10.1109/LGRS.2020.2964300

11. Hassani H., Mahmoudvand R. Applications of Singular Spectrum Analysis. In: *Singular Spectrum Analysis*. Palgrave Advanced Texts in Econometrics. Palgrave Pivot, London. 2018. https://doi.org/10.1057/978-1-137-40951-5_3

12. Qiu R., Cheng Y., Wang H., Wang X. Based on Singular Spectrum Analysis in the Study of GPS

Time Series Analysis. In: Sun, J., Liu, J., Fan, S., Lu, X. (eds) *China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2015 Proceedings: Vol. I. Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2015; 340. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-46638-4_21

13. Manusov V.Z., Antonenkov D.V., Orlov D.V., Palagushkin B.V. Predictive management of enterprise power consumption based on the singular spectrum analysis method using recurrent forecasting. 2021; 2131, 032113: 1-7. DOI: 10.1088/1742-6596/2131/3/032113.

14. Cao Minh Tien. Short-Term Load Forecasting Enhanced With Statistical Data-Filtering Method. *Conference Proceedings: 2020 IEEE International Conference on Power Electronics, Smart Grid and Renewable Energy (PESGRE2020) – IEEE*. 2020. doi:10.1109/PESGRE45664.2020.9070497

15. Abalov N.V., Gubarev V.V., Alsova O.K. (The use of methods of singular spectral analysis and modeling in the identification of time series. *Trudy SPIRAS*. 2014; 4(35): 49-63. <https://doi.org/10.15622/sp.35.4>

© 2022 The Author. This is an open access article under the CC BY license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

The author declare no conflict of interest.

About the author:

Alina E. Kreneva, student, T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University, (650000, 28 Vesennaya St., Kemerovo, Russia)

Alla I. Kolokolnikova, T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University, (650000, 28 Vesennaya St., Kemerovo, Russia), C. Sc. (Engineering), Associate Professor,

Contribution of the authors:

Alina E. Kreneva – research problem statement; scientific management; reviewing the relevant literature; conceptualisation of research; writing the text, data collection; data analysis; reviewing the relevant literature; drawing the conclusions; writing the text.

Alla I. Kolokolnikova – research problem statement; scientific management; reviewing the relevant literature; conceptualisation of research; writing the text, data collection; data analysis; reviewing the relevant literature; drawing the conclusions; writing the text.

Author have read and approved the final manuscript.

