

- versary International Scientific and Practical Conference (Crimea, September 16-20). – Crimea, 2013. – Pp. 243-247. (Rus.)
5. Masoud F. Inverter VAR Control for Distribution Systems with Renewables / F. Masoud // Smart Grid Communications: IEEE International Conference, 17-20 Oct. – 2011. – Pp. 457-462.
 6. Sansawatt T. Integrating distributed generation using decentralised voltage regulation / T. Sansawatt, L.F. Ochoa, G.P. Harrison // IEEE Power and Energy Society General Meeting. – 2010. – Pp.1-6.
 7. Local Control of Reactive Power by Distributed Photovoltaic Generators: Smart Grid Communications / K. Turitsyn, P. Sulc, S. Backhaus, M. Chertkov // First IEEE International Conference. – 2010. – Pp. 79-84.
 8. Shady A. Power quality assessment via coordinated voltage control in distributed power generation / A. Shady, E. Hussien // Power International Journal of Electrical and Power Engineering. – 2009. – Vol. 3(6). – Pp. 289-295.
 9. Coordinated Voltage and Reactive Power Control Strategy with Distributed Generator for Improving the Operational Efficiency / J. Ki-Seok, L. Hyun-Chul, B. Young-Sik, P. Ji-Ho // Electr Eng Technol. – 2013. – Vol. 8. – Pp. 742-749.
 10. Lezhnyuk P.D. Optimal control of normal modes of EES taking into account the standard value technical losses and technical condition of transformers with OLTC / P.D. Lezhnyuk, A.E. Rubanenko, O.A. Rubanenko // Naykovi praci DonNTU, Seriya: Electrotehnika i energetika. – Donetsk : DonNTU. – 2013. – №1(14). – Pp. 168-172. (Ukr.)
 11. Optimal control of normal modes of EES based on technical condition of transformers with OLTC [Electronic resource] / P.D. Lezhnyuk, A.E. Rubanenko, A.I. Kazmiruk, // Collected works of Vinnytsia National Technical University. - no. 4. – 2012. Access to the journal: <http://praci.vntu.edu.ua/article/view/2657/2856>.
 12. Kim T.E. Voltage Regulation Coordination of Distributed Generation System in Distribution System / T.E. Kim, J.E. Kim // Power Engineering Society Summer Meeting, 15-19 July. – 2001. – Pp. 480-484.
 13. Co-ordinated Voltage Regulation In Distribution Networks With Embedded Generation / Roberto Caldon, Silvano Spelta, Valter Prandoni, Roberto Turri // 18th International Conference, 6-9 June. – 2005. – Pp. 1-4.

Рецензент: С.О. Кудря
д-р техн. наук, проф., НТУУ «КПІ»

Стаття надійшла 31.03.2015

УДК 621.311

© Саенко Ю.Л.¹, Любарцев В.В.²

АНАЛИЗ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕАКТИВНЫХ НАГРУЗОК ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ

Разработан алгоритм моделирования графика реактивной нагрузки промышленного предприятия при различных значениях параметров корреляционной функции; произведено прогнозирование электрических нагрузок с помощью нейронных сетей, статистических методов, а также по среднему значению потребления реактивной мощности за предыдущие сутки. На основе сравнения погрешностей методов прогнозирования сделаны выводы по целесообразности применения каждого из методов прогнозирования при различных значениях коэффициента затухания корреляционной функции.

Ключевые слова: график реактивной нагрузки, моделирование, нейронные сети, статистические методы, среднее значение нагрузки, погрешность прогноза.

¹ д-р техн. наук, профессор, ГВУЗ «Приазовский государственный технический университет», г. Мариуполь, yls@mail.ru

² студент, ГВУЗ «Приазовский государственный технический университет», г. Мариуполь, lubartsevadim@gmail.com

Саєнко Ю.Л., Любарцев В.В. Аналіз методів прогнозування реактивних навантажень промислових підприємств. Розроблений алгоритм моделювання графіку реактивного навантаження промислового підприємства при різних значеннях параметрів кореляційної функції; здійснено прогнозування електричних навантажень за допомогою нейронних мереж, статистичних методів, а також по середньому значенню споживання реактивної потужності за попередню добу. На основі порівняння похибок методів прогнозування зроблені висновки по доцільності застосування кожного з методів прогнозування за різних значень коефіцієнту згасання кореляційної функції.

Ключові слова: графік реактивного навантаження, моделювання, нейронні мережі, статистичні методи, середнє значення навантаження, похибка прогнозу.

Y.L. Sayenko, V.V. Liubartsev. Analysis of methods of predicting reactive loads of industrial enterprises. The algorithm of the simulation graph of industrial enterprises reactive load at different values of the correlation functions parameters have been developed. The simulated graph has 172 values: 162 are used for training of each of the prediction methods, and the remaining 10 for comparison with the predicted values and for calculation of errors. A two-layer network with back-propagation of a mistake, with seven neurons in the hidden layer, one input and one output were used in predicting with neural networks in Matlab package. The activation function of the first layer is Hyperbolic tangent sigmoid transfer function, and the second one is a linear function. The Lewenberg-Markvart function was selected for training of the model. Predicting by using statistical methods was made by extrapolation. In this paper, predicting based on extrapolation is implemented in the Mathcad program. The problem reduces to determining the value of a parameter outside the region in which the value of this parameter is known. This function is implemented in Mathcad by the command "predict". The last of the studied methods widely used today in industrial enterprises is predicting of the mean value. Its essence lies in finding the arithmetic mean value of the reactive load for the previous day and tuning the compensating devices to the power. The conclusions of the feasibility of each of the methods of the reactive loads predicting for different values of the attenuation coefficient of the correlation function are based on the comparison of the errors of predicting methods.

Keywords: reactive load, modeling, neural networks, statistical methods, the mean value of the load, predicting error.

Постановка проблеми. Вопросам прогнозирования электрических нагрузок наряду с проблемами энергоэффективности и энергосбережения уделяется серьезное внимание при эксплуатации систем электроснабжения промышленных предприятий. Прогнозирование электрических нагрузок позволяет эффективно планировать и оперативно управлять работой системой электроснабжения (СЭС). Достоверный прогноз позволяет рассчитывать оптимальные режимы работы СЭС, повышать их экономичность и надёжность. При наличии собственных источников электроэнергии на промышленных предприятиях от точности прогноза зависит планирование расхода энергоресурсов, экономичность загрузки генераторов, а, следовательно, и себестоимость выработанной электроэнергии.

Особое место в рассматриваемой проблеме занимают вопросы прогнозирования потребления реактивной мощности. Решение вопросов минимизации оплаты за реактивную энергию, компенсации реактивной мощности малоэффективно без корректного прогнозирования реактивных нагрузок промышленных предприятий. Еще большую актуальность эта проблема приобретает в связи с ростом тарифов на электроэнергию и с общей задачей экономии энергетических ресурсов Украины.

Качественное прогнозирование позволяет разработать программу изменения мощности компенсирующих устройств и, в ряде случаев, обойтись без достаточно дорогих быстродействующих средств регулирования компенсирующих устройств, изменяя мощность компенсации в ручном режиме.

На сегодня одними из самых распространённых методов прогноза является прогнозиро-

вание по среднему значению за предыдущий интервал времени, статистические методы, а также появившееся недавно прогнозирование с помощью нейронных сетей. Рассмотрим вопрос эффективности и целесообразности применения каждого из методов при выборе алгоритма регулирования мощности компенсирующих устройств.

Анализ последних исследований и публикаций. В предыдущих работах, посвященных вопросам прогнозирования электрических (в том числе и реактивных нагрузок) [1-3], рассмотрены различные методы прогнозирования, основное внимание акцентируется на использовании нейронных сетей. Однако вопрос сравнения эффективности методов прогнозирования реактивных нагрузок при различных параметрах корреляционной функции графика нагрузки остаётся открытым.

Формулировка целей статьи. Целью данной работы является определение области применения и эффективности различных методов прогнозирования в зависимости от вероятностных характеристик реактивных нагрузок, в частности параметров корреляционной функции.

Изложение основного материала. В подавляющем большинстве случаев графики электрических нагрузок промышленных предприятий представляют собой случайные процессы. Электрические нагрузки ТП 6(10)/0,4 кВ, РП 6(10) кВ, как по активной, так и по реактивной мощности, как правило, подчиняются нормальному закону распределения. Одним из главных факторов, влияющим на качество прогнозирования любого случайного процесса, является его автокорреляционная функция. Тип и параметры автокорреляционных функций электрических нагрузок тесно связаны с характером технологического процесса. Наиболее распространенными типами автокорреляционных функций для таких нагрузок, как прокатные станы, дуговые сталеплавильные печи (ДСП), металлорежущие станки является экспоненциально-косинусная (1), для сварки и прочих нагрузок – экспоненциальная (2)

$$K(\tau) = De^{-\alpha|\tau|} \cos(\omega_0\tau); \quad (1)$$

$$K(\tau) = De^{-\alpha|\tau|}, \quad (2)$$

где α – коэффициент затухания корреляционной функции;

D – дисперсия;

ω_0 – собственная частота корреляционной функции.

Очевидно, что экспоненциальная функция является частным случаем экспоненциально-косинусной при $\omega_0=0$, поэтому в дальнейшем остановимся на рассмотрении только экспоненциально-косинусной корреляционной функции. Методы экспериментального определения характеристик случайных графиков нагрузки описаны в [4].

Существующие методы прогнозирования различаются между собой как сложностью использования, объемом исходной информации, так и точностью конечного результата. В работе рассмотрен вопрос выбора наиболее эффективных методов прогнозирования реактивной нагрузки в зависимости от параметров ее автокорреляционной функции. Из всего многообразия методов прогнозирования остановимся на трех наиболее распространенных методах – прогнозирование по среднему значению за предыдущий интервал наблюдения, статистический метод, недавно появившееся метод прогнозирования с помощью нейронных сетей.

Для анализа эффективности различных методов прогнозирования реактивных нагрузок была разработана программа моделирования графика потребления реактивной мощности с нормальным законом распределения и экспоненциально-косинусной корреляционной функцией в программной среде Matlab в соответствии со следующим алгоритмом.

Для моделирования случайного процесса изменения реактивной нагрузки была использована случайная последовательность значений $X(i)$ с нормальным законом распределения, представляющая собой белый шум с нулевым математическим ожиданием и единичным среднеквадратическим отклонением. Для того, чтобы получить случайный процесс с корреляционной функцией (1), математическим ожиданием M и среднеквадратическим отклонением σ , шагом дискретизации Δt , необходимо пропустить случайную последовательность $X(i)$ через фильтр со следующими параметрами [5, 6]:

$$Q(i) = M + a_0X(i) + a_1X(i-1) + b_1Q(i-1) + b_2Q(i-2), \quad (3)$$

где

$$a_0 = \sigma b_0; \quad a_1 = \frac{\sigma c_0}{b_0}; \quad b_1 = 2e^{-\alpha\Delta t} \cos \omega_0\Delta t; \quad b_2 = -e^{-2\alpha\Delta t};$$

$$b_0 = \sigma \sqrt{c_1 + \frac{\sqrt{(c_1^2 - 4c_0^2)}}{2}}; \quad c_0 = e^{-\alpha \Delta t} (e^{-2\alpha \Delta t} - 1) \cos \omega_0 \Delta t.$$

В результате был получен вектор значений Q, состоящий из 172 значений с дискретностью $\Delta t=1$ ч, математическим ожиданием $M=300$ квар и среднеквадратическим отклонением $\sigma=95$ квар. Результат моделирования графика реактивной нагрузки приведен на рис. 1, а его корреляционная функция – на рис. 2.

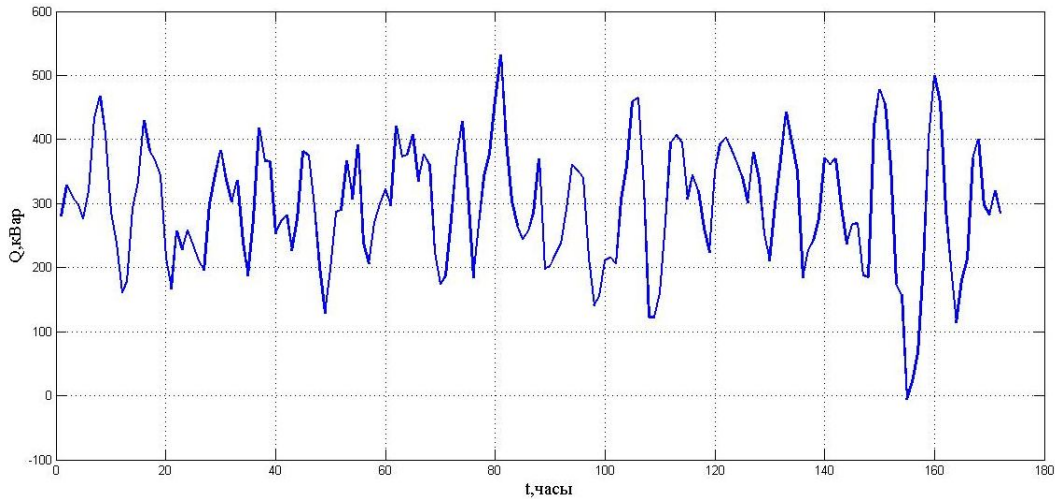


Рис. 1 – Результат моделирования графика реактивной нагрузки

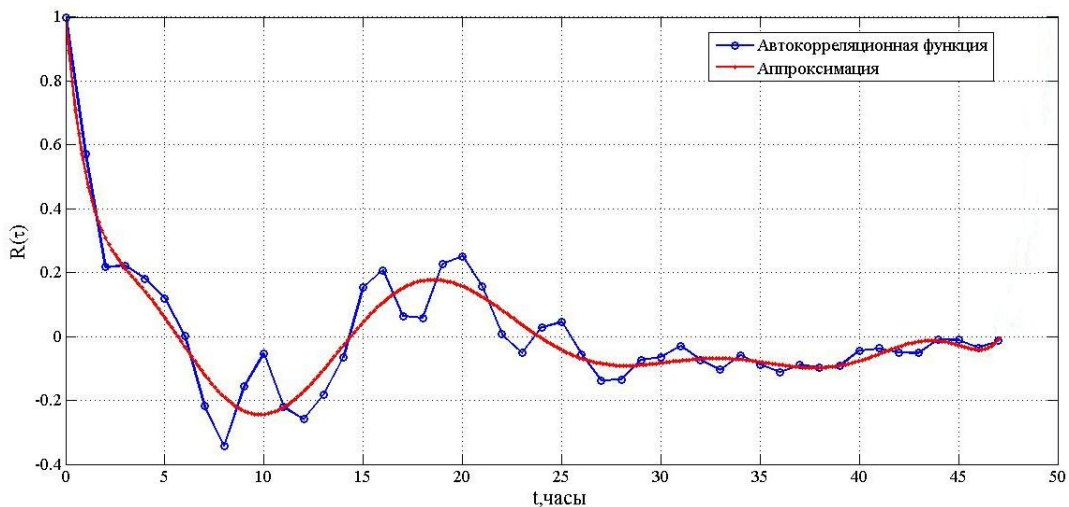


Рис. 2 – Автокорреляционная функция смоделированного графика реактивной нагрузки

Смоделированные графики имеют по 172 значения. Из них 162 используются для тренировки каждого из методов, а остальные 10 используются для сравнения с прогнозом и оценки погрешности прогнозирования.

Рассмотрим влияние времени затухания корреляционной функции нагрузки на качество прогнозирования, используя графики реактивных нагрузок с различными значениями коэффициента затухания и собственной частоты корреляционной функции.

Нейронная сеть – мощный метод имитации процессов и явлений, который позволяет воспроизводить очень сложные зависимости. Её главная особенность – это использование процесса обучения, при котором пользователем задаются входные данные, затем задаются цели и запускается процесс обучения, который автоматически настраивает параметры сети. Теория ней-

ронных сетей возникла из исследований искусственного интеллекта, а именно попыток искусственно воссоздать нервную биологическую систему со связями между нейронами. Теоретические аспекты создания и работы нейронных сетей описаны в [7].

Эти особенности и создали предпосылки для успешного применения нейронных сетей для прогнозирования. Нейронная сеть не предсказывает будущее, она на основании входных параметров «старается» оценить состояние прогнозируемого значения на данный момент и максимально точно воспроизвести его поведение в будущем.

Для анализа прогноза реактивной нагрузки с помощью нейронной сети в программном комплексе MATLAB была создана сеть с обратным распространением ошибки (Backpropagation) и функцией тренировки Левенберга-Маркварта (Levenberg-Marquardt), так как она обеспечивает минимальную ошибку обучения и прогнозирования при высокой скорости тренировки сети. Сеть двухслойная, в скрытом слое было подобрано оптимальное число нейронов равное семи [8], (рис. 3, 4).

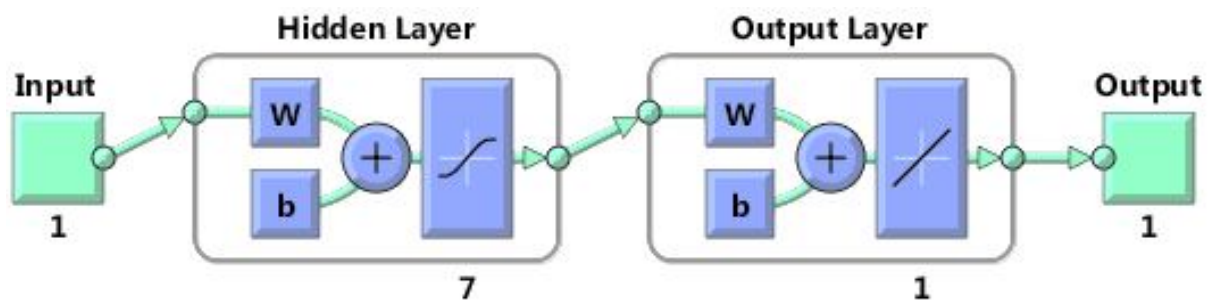


Рис. 3 – Общая модель нейронной сети для прогноза реактивных нагрузок

В качестве функции активации в скрытом слое использовалась Hyperbolic tangent sigmoid transfer function, в выходном слое – линейная функция активации. Цели и входы задавались в виде векторов.

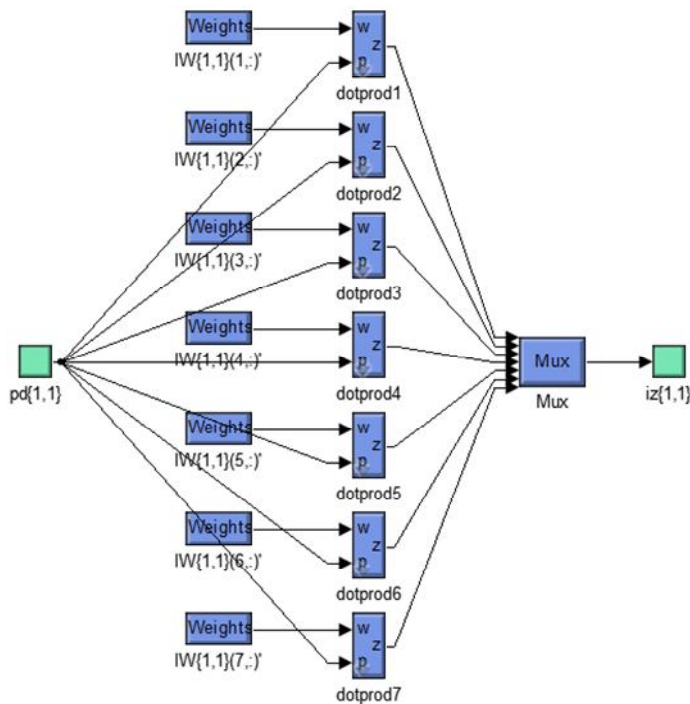


Рис. 4 – Модель скрытого слоя нейронной сети

Метод прогнозирования с использованием комбинации **статистических методов** является одним из самых распространённых из разработанных на сегодня. Одним из наиболее часто используемых методов статистического прогнозирования является экстраполяция данных. В её основу положено предположение о том, что рассматриваемый процесс имеет две составляющие – постоянную (линия тренда), которая представляет собой гладкую функцию от времени, и случайную некоррелированную составляющую с нулевым математическим ожиданием, оценка которой необходима для определения точностных характеристик прогноза. Экстраполяционные методы делают основной упор на выделение наилучшего описания тренда и на определение прогнозных значений путём его экстраполяции [9, 10].

В данной работе прогноз на основе экстраполяции реализован в программе Mathcad. В нашем случае задача сводится к определению значений некоторого параметра за пределами

области, в которой значения этого параметра известны. Данная функция реализуется в Mathcad с помощью команды `predict (v,m,n)`, где v является вектором данных, m – количество элементов, близлежащих к концу вектора v , на основании которых производится экстраполяция, n – количество точек, в которых производится экстраполяция данных. Результаты, получаемые на основе функции **predict**, в значительной мере зависят от параметра m [11].

Метод прогнозирования по среднему является самым простым из представленных в этой работе. Суть метода заключается в том, что находится среднее некоторого количества предыдущих значений (в нашем случае оно равно 162), а затем строится вектор прогнозных значений, причём на рассматриваемом интервале все они равны между собой, а график данного прогноза представляет прямую линию. Данный метод прогнозирования является наиболее устаревшим на сегодня, но, благодаря его простоте, он нашёл широкое применение на практике эксплуатации современных систем электроснабжения промышленных предприятий.

Сравнение методов прогнозирования. Анализ методов прогнозирования проводился для случайного процесса изменения реактивной мощности с нормальным законом распределения при различных параметрах АКФ. На рис. 5 приведены кривые погрешностей прогнозирования при $\omega_0=0.006 \text{ с}^{-1}$, $\alpha=0.002 \text{ с}^{-1}$. При этих значениях параметров АКФ достаточно хорошие результаты прогноза показали как нейронные сети, так и статистические методы прогнозирования. Погрешность статистических методов имеет тенденцию к увеличению, в то время как нейронная сеть показывает стабильно малую погрешность порядка 1%. Погрешность метода по среднему значению составляет более 8%, её величина связана с тем, что смоделированный график реактивной нагрузки имел возрастающую линейную зависимость на интервале осреднения.

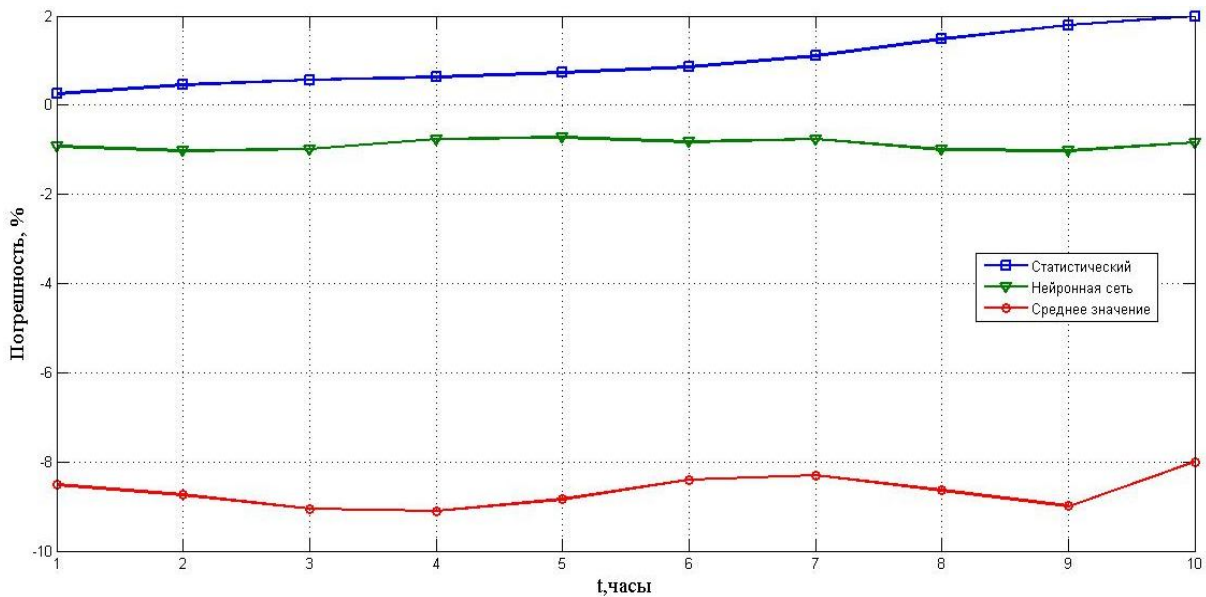


Рис. 5 – Погрешность прогноза при $\omega_0=0.006 \text{ с}^{-1}$, $\alpha=0.002 \text{ с}^{-1}$

На рис. 6 представлены погрешности прогнозирования с параметрами АКФ $\omega_0=0.6 \text{ с}^{-1}$, $\alpha=0.2 \text{ с}^{-1}$. Снижение автокорреляционной связи графика нагрузки привело к существенному увеличению погрешности статистического метода до 8-15%, в то время как погрешность прогнозирования при использовании нейронных сетей увеличилась незначительно и составила 2-3%. Таким образом, при указанных параметрах АКФ статистических методы, как и прогноз по среднему значению, показали неудовлетворительные результаты.

Кривые погрешностей прогнозов при больших значениях коэффициента затухания и собственной частоты корреляционной функции $\omega_0=60 \text{ с}^{-1}$, $\alpha=20 \text{ с}^{-1}$ приведены на рис. 7. При данных значениях АКФ случайный процесс изменения реактивной нагрузки, по сути, является белым шумом, то есть корреляционная связь между точками графика практически отсутствует. Этим и объясняется достаточно большая погрешность при использовании всех трёх методов прогнозирования, которая может достигать 10-15%.

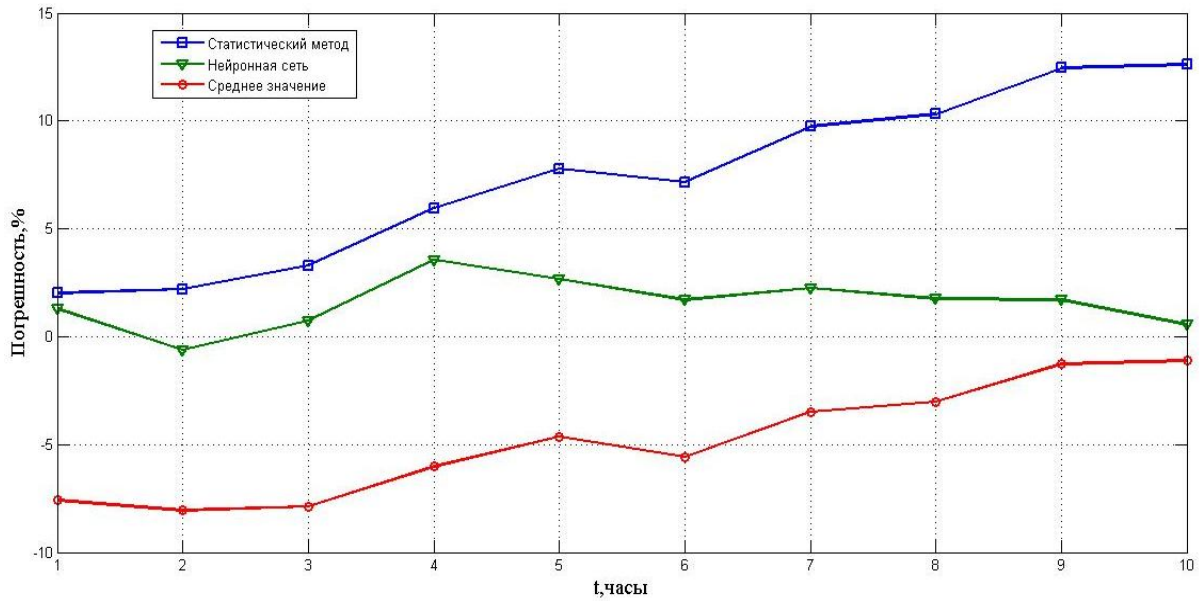


Рис. 6 – Погрешность прогноза при $\omega_0=0.6c^{-1}$, $\alpha=0.2c^{-1}$

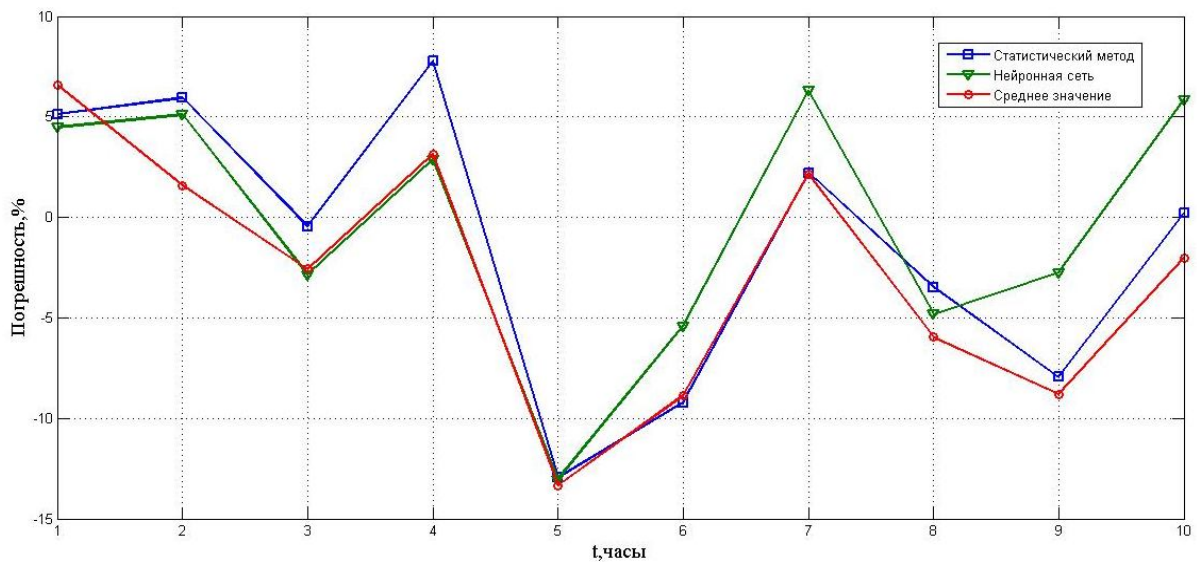


Рис. 7 – Погрешность прогноза при $\omega_0=60$, $\alpha=20$

В таблице приведены значения погрешностей различных методов прогнозирования электрических нагрузок при различных значениях параметров АКФ.

Таблица

Диапазоны изменения погрешности δ и средняя погрешность δ_{cp} прогнозирования при различных значениях параметров АКФ

Значения параметров АКФ \ Метод прогнозирования	$\omega_0=0.006c^{-1}$, $\alpha=0.002c^{-1}$		$\omega_0=0.6c^{-1}$, $\alpha=0.2c^{-1}$		$\omega_0=60c^{-1}$, $\alpha=20c^{-1}$	
	δ , %	δ_{cp} , %	δ , %	δ_{cp} , %	δ , %	δ_{cp} , %
Нейронная сеть	-0,7 ÷ -1,0	-0,9	-0,6 ÷ 3,6	1,6	-13,0 ÷ 6,3	-1,4
Статистический метод	0,2 ÷ 2,0	1,0	2,0 ÷ 12,6	7,3	-13,0 ÷ 7,8	-1,3
Среднее значение	-8,0 ÷ -9,1	-8,7	-1,1 ÷ 8,1	-4,9	-13,3 ÷ 6,6	-2,8

Выводы

1. Прогнозирование с помощью нейронной сети является наиболее эффективным методом для электрических нагрузок при значениях коэффициента затухания корреляционной функции в диапазоне $0.002 \div 0,2 \text{ с}^{-1}$. Это соответствует случаям плавно изменяющихся графиков нагрузки, когда имеет место автокорреляционная связь.

2. Прогнозирование с помощью статистических методов также показывает достаточно малую погрешность при малых значениях коэффициента затухания АКФ ($0.001 \div 0,001 \text{ с}^{-1}$), но при его увеличении погрешность резко возрастает. В то же время статистические методы прогнозирования имеют одно большое преимущество – простота метода и подготовки данных, что в итоге ускоряет процесс прогнозирования.

3. Прогнозирование по среднему значению показало наихудшие результаты во всем диапазоне изменений параметров АКФ, и данный метод прогноза реактивных нагрузок является самым неэффективным из представленных. Этот метод может быть использован, для прогнозирования графиков нагрузки, для которых отсутствует автокорреляционная связь (при значениях коэффициента затухания АКФ более $10,0 \text{ с}^{-1}$).

4. Использование сложных методов прогнозирования (таких как нейронная сеть и экстраполяция данных) в случае, когда корреляционная зависимость между точками графика нагрузки практически отсутствует, не имеет смысла, так как все три метода дают примерно одинаковую, достаточно большую погрешность.

Список использованных источников:

1. Ноздренков В.С. Прогнозирование электрических нагрузок промышленных предприятий / В.С. Ноздренков, А.Ю. Хатунцев, И.В. Мошенский // Вестник СумДУ. Серия : Технические науки. – Сумы, 2009. – № 2. – С. 135-139.
2. Сидоров С.Г. Анализ временных рядов как метод построения прогноза потребления электроэнергии / С.Г. Сидоров, А.В. Никологорская // Вестник ИГЭУ. – Иваново, 2010. – Вып. 3. – С. 43-46.
3. Манусов В.З. Краткосрочное прогнозирование электрической нагрузки на основе нечёткой нейронной сети и её сравнение с другими методами / В.З. Манусов, Е.В. Бирюков // Известия Томского политехнического университета. – Томск, 2006. – № 6, Т. 309. – С. 153-158.
4. Жежеленко И.В. Методы вероятностного моделирования в расчётах характеристик электрических нагрузок потребителей / И.В. Жежеленко, Ю.Л. Саенко, В.П. Степанов. – М.: Энергоатомиздат, 1990. – 128 с.
5. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов : учебное пособие / А.Б. Сергиенко. – СПб.: БХВ-Петербург, 2011. – 768 с.
6. Солонина А.И. Цифровая обработка сигналов. Моделирование в MATLAB / А.И. Солонина, С.М. Арбузов. – СПб.: БХВ-Петербург, 2008. – 816 с.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
8. Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2001. – 630 с.
9. Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования / Е.М. Четыркин. – М.: Статистика, 1977 – 200 с.
10. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика: учебное пособие для ВУЗов / В.Е. Гмурман. – М.: Высшая школа, 2003. – 479 с.
11. Макаров Е. Инженерные расчёты в Mathcad 15 : учебный курс / Е. Макаров. – СПб.: Питер, 2011. – 400 с.

Bibliography:

1. Nazarenko V.S. Forecasting electrical loads of industrial enterprises / V.S. Nazarenko, A.Yu. Khatuntsev, I.V. Moshensky // Bulletin of Sumy state university, Section : Technical sciences. – Sumy, 2009. – № 2. – P. 135-139. (Rus.)
2. Sidorov S.G. Time series analysis as a method for forecasting electricity consumption / S.G. Sidorov, A.V. Nikolozorsky // Bulletin ISPU. – Ivanovo, 2010. – Issue. 3. – P. 43-46. (Rus.)
3. Manusov V.Z. Biryukov E.V. Short-term electric load forecasting based on fuzzy neural network

- and its comparison with other methods / V.Z. Manusov, E.V. Biryukov // Bulletin of the Tomsk polytechnic university. – Tomsk, 2006. – № 6, vol. 309. – P. 153-158. (Rus.)
4. Zhezhelenko I.V. Methods of probabilistic modeling in the calculation of the characteristics of electric loads of customers / I.V. Zhezhelenko, Y.L. Sayenko, V.P. Stepanov. – M.: Energoatomizdat, 1990. – 128 p. (Rus.)
 5. Sergienko A.B. Digital signal processing : tutorial / A.B. Sergienko. – SPb.: BHV-Petersburg, 2011. – 768 p. (Rus.)
 6. Solonina A.I. Digital signal processing. Modeling in MATLAB / A.I. Solonin, S.M. Arbuzov. – SPb.: BHV-Peterburg, 2008. – 816 p. (Rus.)
 7. Haykin S. Neural networks: a complete course / S. Haykin. – M.: Publishing house «Williams», 2006. – 1104 p. (Rus.)
 8. Medvedev V.S. Neural network. MATLAB 6 / V.S. Medvedev, V.G. Potemkin. – M.: DIALOG-MIFI, 2001. – 630 p. (Rus.)
 9. Chetyrkin E.M. Statistical methods of forecasting / E.M. Chetyrkin. – M.: Statistica, 1977. – 200 p. (Rus.)
 10. Gmurman V.E. Probability theory and mathematical statistics: Textbook for high schools / V.E. Gmurman. – M.: Vysshaya shkola, 2003. – 479 p. (Rus.)
 11. Makarov E. Engineering calculations in Mathcad 15 : training course / E. Makarov. – SPb.: Piter, 2011. – 400 p. (Rus.)

Рецензент: И.В. Жежеленко
д-р техн. наук, проф., ГБУЗ «ЛПГУ»

Статья поступила

УДК 621.322.313

© Шевченко В.В.¹, Масленников А.М.²

СТРУКТУРНО-ЛОГИЧЕСКАЯ СХЕМА СНИЖЕНИЯ МАССОГАБАРИТНЫХ ПАРАМЕТРОВ ТУРБОГЕНЕРАТОРОВ

Для поддержания конкурентоспособности отечественных турбогенераторов (ТГ) необходимо вести работы по снижению удельного массогабаритного параметра (кг/кВт) в двух направлениях: выполнение соответствующих инженерно-проектировочных и расчетно-конструкторских работ с учетом возможности обеспечения необходимыми технологическими процессами на предприятии-изготовителе и с учетом экономичности решений и целесообразности финансовых затрат. Получена структурно-логическая схема технических требований к проектированию современных ТГ, которая включает три аспекта: проектный, эксплуатационный и экономический.

Ключевые слова: турбогенератор, конкурентоспособность, удельные массогабаритные параметры, структурно-логическая схема.

Шевченко В.В., Масленников А.М. Структурно-логічна схема зниження масогабаритних параметрів турбогенераторів. Для підтримки конкурентоспроможності вітчизняних турбогенераторів (ТГ) необхідно вести роботи по зниженню питомих масогабаритних параметрів (кг/кВт) в двох напрямках: виконання відповідних інженерно-проектувальних і розрахунково-конструкторських робіт з урахуванням можливості забезпечення необхідними технологічними процесами на під-

¹ канд. техн. наук, доцент, професор, Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», г. Харьков, zurbagan@mail.ru

² канд. техн. наук, доцент, Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», г. Харьков, x-maslennikov@yandex.ua