

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ НА ОПТОВОМ РЫНКЕ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ И МОЩНОСТИ

В.Г. Мохов, Т.С. Демьяненко

Рассмотрен процесс прогнозирования основных параметров оптового рынка электрической энергии и мощности России в рамках моделирования деятельности электроэнергетической биржи. По максимальной точности прогнозирования выбран наиболее верифицируемый вариант моделирования рынка.

Ключевые слова: прогнозирование, потребление, ОРЭМ рынок, модели ОРЭМ рынка.

В настоящее время на территории Российской Федерации действует двухуровневый (оптовый и розничный) рынок электроэнергии и мощности (ОРЭМ). На оптовом рынке продавцами и покупателями являются генерирующие компании, операторы экспорта/импорта электроэнергии, сбытовые организации, сетевые компании (в части приобретения электроэнергии для покрытия потерь при передаче), крупные потребители. Субъекты оптового рынка могут выступать в роли как продавцов, так и покупателей электроэнергии и мощности. Для получения статуса участника оптового рынка организация должна удовлетворять требованиям, изложенным в утвержденном постановлением Правительства РФ от 27 декабря 2010 года № 1172 Правилах оптового рынка электрической энергии (мощности) и в Договоре о присоединении к торговой системе оптового рынка.

ОРЭМ функционирует на территории регионов, объединенных в ценовые зоны (рис. 1). В первую ценовую зону входят территории Европейской части России и Урала, во вторую – Сибирь. В неценовых зонах (Архангельская и Калининградская области, Республика Коми, регионы Дальнего Востока), где по технологическим причинам организация рыночных отношений в электроэнергетике пока невозможна. Реализация электроэнергии и мощности осуществляется по особым правилам.

В существующем сегодня виде ОРЭМ функционирует с 1 сентября 2006 года, когда постановлением Правительства Российской Федерации были введены новые правила функционирования ОРЭМ. В настоящее время российский оптовый рынок электроэнергии является самым молодым в мире и менее исследованным.

На электроэнергетическом рынке плановые объемы потребления формируются на основе двусторонних договоров. В действительности фактические объемы электропотребления практически всегда отличаются от плановых. Отклонения от плановых показателей продаются на балансирующем рынке (БР), при этом системный оператор Единой энергетической системы России (СО) регулярно проводит дополнительные конкурентные отборы заявок поставщиков, с учетом текущего прогнозного потребления электроэнергии.

Причины возникновения отклонений различны и квалифицируются собственными или внешними инициативами. Собственная инициатива возникает по причине действий участника рынка (потребителя или поставщика), внешняя – в результате команд СО или аварии, приведшей к вынужденному изменению режима производства или потребления электроэнергии [4].

Для определения стоимости отклонений для различных видов инициатив используются расчетные формулы (срезки), рассчитываемые на каждый час суток для каждого узла расчетной модели. Срезки определяются как максимальные (минимальные) значения индикатора БР и цены рынка на сутки вперед (РСВ), тем самым стимулируя к более точному исполнению планового потребления и производства электроэнергии. На основе стоимости отклонений определяются предварительные требования и предварительные обязательства БР, разница между которыми формирует небаланс БР. Отрицательный небаланс распределяется между участниками пропорционально их собственным инициативам. Положительный небаланс распределяется между поставщиками, пропорционально величине исполнения внешних инициатив, и потребителями, максимально точно придерживающимися планового потребления. Таким образом, на БР «штрафуются» участники рынка, допускающие наибольшие отклонения фактического потребления и выработки от плановых, по собственной инициативе, и «премируются» участники, придерживающиеся планового потребления и максимально точно выполняющие команды СО [4].

Несмотря на то, что с начала 50-х годов прошлого столетия не опровергнута концепция информационной эффективности фондового рынка [1], практика подталкивает исследователей в направлении поиска наиболее вариабельных моделей прогнозирования цен на фондовых рынках. В российских условиях задача прогнозирования основных параметров рынка электроэнергетики является одной из самых актуальных и практически значимых фундаментальных задач для финансового планирования субъектов электроэнергетики и оптимизации их деятельности на ОРЭМ.



Рис. 1. Ценовые зоны РФ

На сегодняшний день разработано большое количество моделей прогнозирования временных рядов, накоплены базы данных реальных значений. Продолжаются работы по созданию новых моделей и совершенствованию вычислительных платформ и систем. В то же время требования к точности прогнозирования и экономическому управлению становятся все более жесткими, поэтому задача прогнозирования временных рядов не только совершенствуется, но одновременно усложняется с каждым днем.

Актуальность поставленной задачи очевидна, так как из-за отсутствия высокоточных моделей прогнозирования энергопотребителя теряют свои конкурентные преимущества, что приводит к ухудшению финансово-экономических показателей субъектов рынка электроэнергии и даже кризисным явлениям.

В текущей постановке задача успела стать предметом широкомасштабного изучения. Написано большое количество диссертаций и монографий на тему прогнозирования рынка электроэнергетики как иностранными, так и отечественными авторами. Работы соотечественников в данной сфере можно разделить на три этапа: советское время, переходный период в России и современный период. Среди наиболее активных исследователей современного периода актуальны работы Седова А.В., Надтока И.И., Чучуевой И.А. В рамках диссертационного исследования Чучуева И.А. выполнила углублённый анализ модели прогноза

временных рядов по выборке максимального подобию для аппроксимации параметров ОРЭМ.

В настоящее время не до конца решёнными и достаточно актуальными являются следующие задачи исследования:

- сравнение различных моделей прогнозирования рынка электроэнергии, выявление их достоинств и недостатков;
- прогнозирование объема потребления электроэнергии;
- прогнозирование объема потребления электроэнергии с помощью интеграции первого порядка;
- прогнозирование объема потребления электроэнергии с помощью интеграции второго порядка;
- прогнозирование объема потребления электроэнергии с помощью интеграции первого порядка и учета периодичности временного ряда;
- прогнозирование объема потребления электроэнергии на сутки вперед для каждого региона в отдельности и для России в целом;
- построение модели прогнозирования временного ряда объемов потребляемой электроэнергии, учитывающей влияние внешних факторов, таких как температура окружающей среды и цены на электроэнергию.

В качестве базовой модели для решения сформулированных задач была использована модель Чучуевой И.А.

Управление инвестициями и инновационной деятельностью

Математическая модель прогнозирования на основе выборки максимального подобия.

Представленная математическая модель основывается на выборке максимального подобия объема потребления из данных истории самих объемов потребления. Исходными данными являются почасовые объемы потребления ЕЭС России, взятые с официального сайта СО Единой энергетической системы РФ.

Перейдем к формальному описанию, учитывая все вышеперечисленные требования. Введем необходимые обозначения:

$Z(t) = Z(1), Z(2), \dots, Z(T)$ – временной ряд, отражающий объем потребляемой в момент времени T электроэнергии.

$Z_t^M = Z(t), \dots, Z(t = M - 1)$ – кусок временного ряда $Z(t)$, где M – длина выборки, причем $M \in \{1, 2, \dots, T\}$; t – момент времени начала отсчета в выборке, причем $t \in \{1, 2, \dots, T - M + 1\}$.

Моделирование временных рядов при помощи выборок основано на предположении, что временной ряд представляет собой последовательность выборок [3]. Основываясь на данном предположении, допустим 2 выборки одинаковой длины и принадлежащих одному временному ряду с разностью начал отсчета выборок k :

$$Z_t^M = Z(t), \dots, Z(t + M - 1),$$

$$Z_{t-k}^M = Z(t - k), \dots, Z(t - k + M - 1),$$

$$k \in \{1, 2, \dots, t - 1\}.$$

Рассмотрим алгоритм прогнозирования.

Определение выборки новой истории:

Z_{T-M+1}^M – это выборка временного ряда, значения которой предшествуют моменту прогноза T .

Определение выборки максимального подобия:

Для каждого значения временной задержки из диапазона $k \in \{1, 2, \dots, T - M - 1\}$ решается задача аппроксимации вышеуказанной выборки при помощи выборки $Z_{T-M+1-k}^M$, т. е. выборка последова-

тельно сравнивается со всеми значениями временного ряда со сдвигом на единичный вектор.

Вычисляем аппроксимированные значения выборки:

$$Z_t^M = \alpha_1 Z_{t-k}^M + \alpha_0 I^M + E^M,$$

где α_1 и α_0 – коэффициенты, I^M – единичный вектор E^M – вектор ошибок аппроксимации, которым можно пренебречь.

Необходимо определить значения коэффициентов, чтобы:

$$\sigma^2 = \sum_{t=0}^{M-1} (Z(t+i) - \hat{Z}(t+i))^2 \rightarrow \min,$$

т. е. квадрат отклонений модельных значений от реальных был минимален.

График отклонений модельных значений от реальных представлен на рис. 2.

Функция ошибки аппроксимации имеет вид:

$$S_k^M(\alpha_1, \alpha_0) = \sum_{t=0}^{M-1} \sigma_i^2 = \sum_{t=0}^{M-1} (Z(t+i) - \alpha_1 Z(t-k+i) - \alpha_0)^2$$

Её значение находится с помощью метода наименьших квадратов

$$Z_X \cdot A = Z_Y, \text{ где } A = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_0 \end{bmatrix}.$$

Далее производится оценка ошибки аппроксимации с помощью двух показателей MAPE, MAE.

Согласно методу наименьших квадратов вычисляются коэффициенты:

$$Z_X \cdot A = Z_Y, \text{ где } A = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_0 \end{bmatrix}.$$

Значения элементов матрицы находятся по формуле:

$$Z_X \cdot A = Z_Y, \text{ где } A = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_0 \end{bmatrix};$$

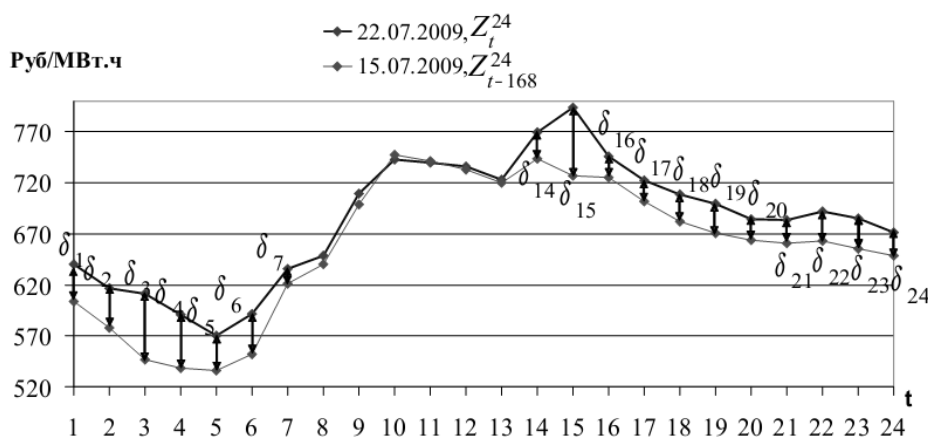


Рис. 2. Определение функции суммы квадратов

$$Z_x = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{M-1} Z^2(k+i) & \sum_{i=0}^{M-1} Z(k+i) \\ \sum_{i=0}^{M-1} Z(k+i) & M \end{bmatrix};$$

$$Z_y = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{M-1} Z(k+i) \cdot Z(T-M+1+i) \\ \sum_{i=0}^{M-1} Z(T-M+1-i) \end{bmatrix}.$$

Далее определяются коэффициенты, а затем аппроксимированные значения выборки. После чего рассчитываются значения модуля корреляции по формуле:

$$\rho_k^M = \left| \rho(\tilde{Z}_t^M, Z_t^M) \right| = \frac{\left| \sum_{i=1}^M (\tilde{Z}(t+i) - \bar{Z})(Z(t+i) - \bar{Z}) \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (\tilde{Z}(t+i) - \bar{Z})^2 \sum_{i=1}^M (Z(t+i) - \bar{Z})^2}} \in [0,1]$$

Из полученных значений выбирается максимальное и находится его соответствие значению временной задержки.

Зная максимальное значение временной задержки, коэффициентов и длины выборки, записываем уравнение аппроксимации:

$$\tilde{Z}_t^M = \alpha_1 Z_{t-k}^M + \alpha_0 I^M.$$

Определение выборки базовой истории

Согласно гипотезе максимального подобия, рассмотренной в работе И.А. Чучуевой [2], базовой выборкой истории берется выборка, идущая за выборкой максимального подобия, и ее значения подставляются в уравнение аппроксимации.

Используя математические выкладки описанного алгоритма, был разработан программный комплекс для прогнозирования 3 временных рядов.

1. Прогнозирование значения объема потребления электроэнергии.

В качестве исходных данных брался непосредственно временной ряд потребления электрической энергии до 30 декабря 2013 года. Прогноз строился для 31 декабря 2013 года.

Исходные временные ряды энергопотребления предоставлены системным оператором единой энергетической системы на сайте <http://so-ups.ru/>.

Временные ряды энергопотребления содержат почасовые равноотстоящие значения в МВт·ч за период с 01.01.2011 по 30.12.2013. Контрольный временной ряд с 00:00 часов 31.12.2013 по 23:00 31.12.2013.

Прогнозирование временных рядов энергопотребления осуществлялось на сутки вперед, также возможно выставить любой отрезок времени по выбору, начиная с 1 часа.

Считаем параметр М (длина выборки) заданным и равным 216. Графические результаты представлены на рис. 3.

2. Прогнозирование значения объема потребления электроэнергии с помощью интеграции первого порядка.

При прогнозировании временных рядов часто используют интеграцию первого порядка, т.е. прогнозирование не самого ряда или процесса, а его изменения или прироста, получаем ряд $\tilde{Z}(t) = Z(t) - Z(t-1)$, где $Z(t)$ – исходный временной ряд, а $\tilde{Z}(t)$ – ряд прироста или разности соседних значений.

Временные ряды энергопотребления содержат почасовой прирост значения в МВт·ч за период с 01.01.2011 по 30.12.2013. Во всем остальном процесс прогнозирования аналогичен алгоритму, описанному в пункте 1.

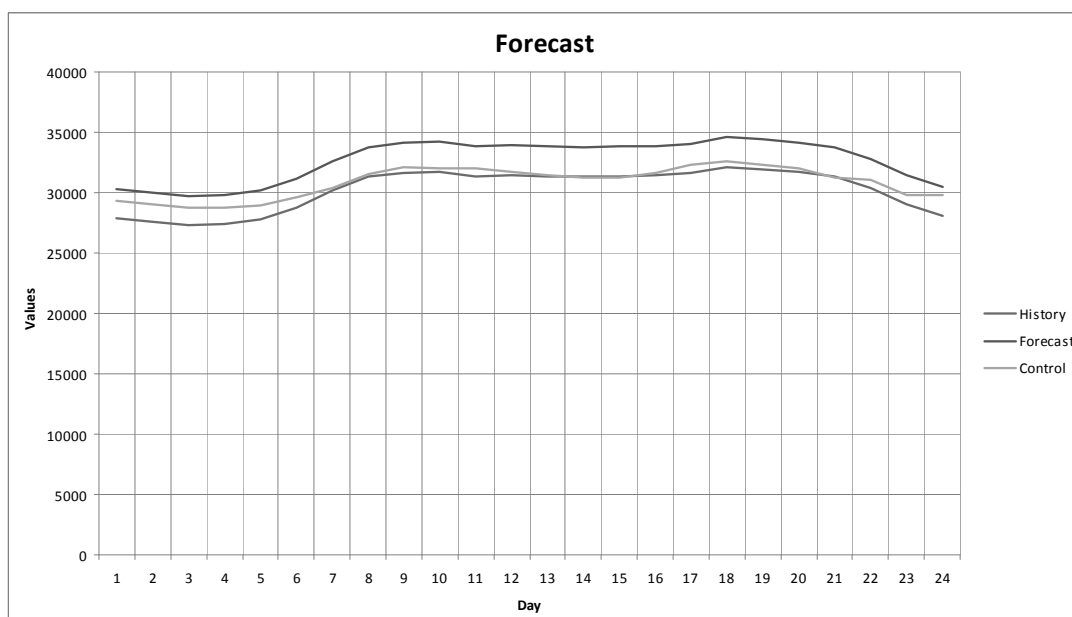


Рис. 3. Прогнозирование значения объема потребления электроэнергии

Управление инвестициями и инновационной деятельностью

Графические результаты представлены на рис. 4.

3. Прогнозирование значения объема потребления электроэнергии с помощью интеграции второго порядка.

На практике иногда модель временного ряда получается более точной, если использовать интеграцию второго порядка, т. е. делать не одно вычитание, а два последовательно:

$$\tilde{Z}(t) = Z(t) - Z(t-1),$$

$$\tilde{\tilde{Z}}(t) = \tilde{Z}(t) - \tilde{Z}(t-1).$$

В таком случае интегрировать, т. е. суммиро-

вать, придется дважды, чтобы спрогнозировать будущее значение искомого временного ряда. Брать порядок интеграции больше 2 неразумно, так как давно показана неэффективность подобных моделей.

Таким образом, исходным временным рядом является почасовая «двойной» прирост значения в МВт·ч за период с 01.01.2011 по 30.12.2013. Во всем остальном процесс прогнозирования аналогичен алгоритму, описанному в пункте 1.

Графические результаты представлены на рис. 5.

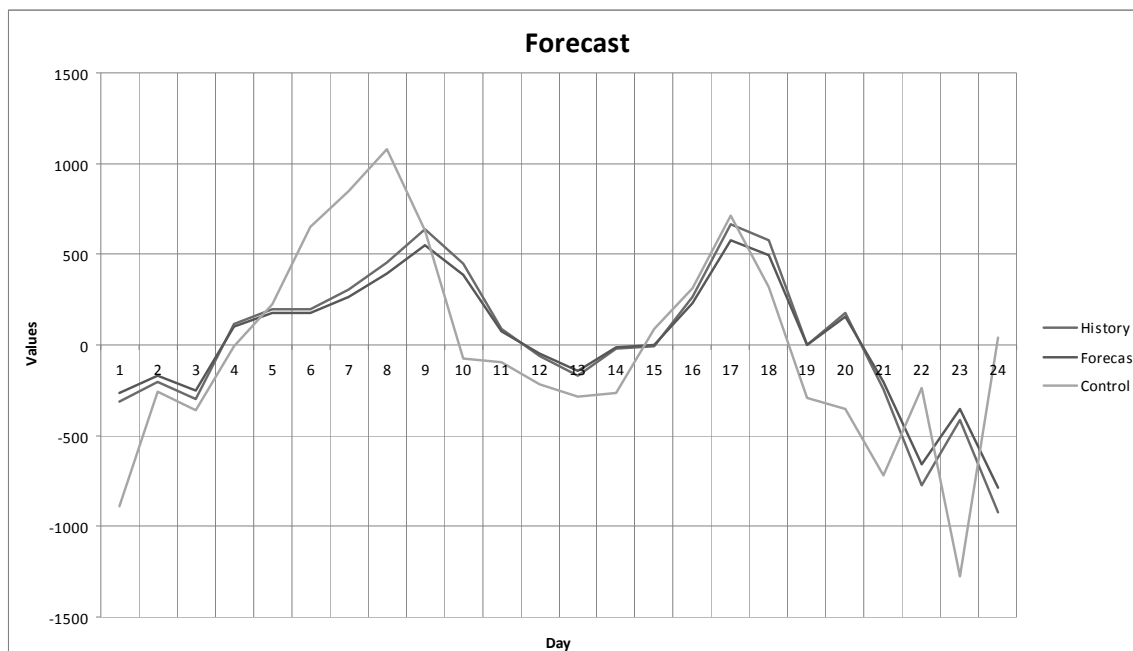


Рис. 4. Прогнозирование значения объема потребления электроэнергии с помощью интеграции первого порядка

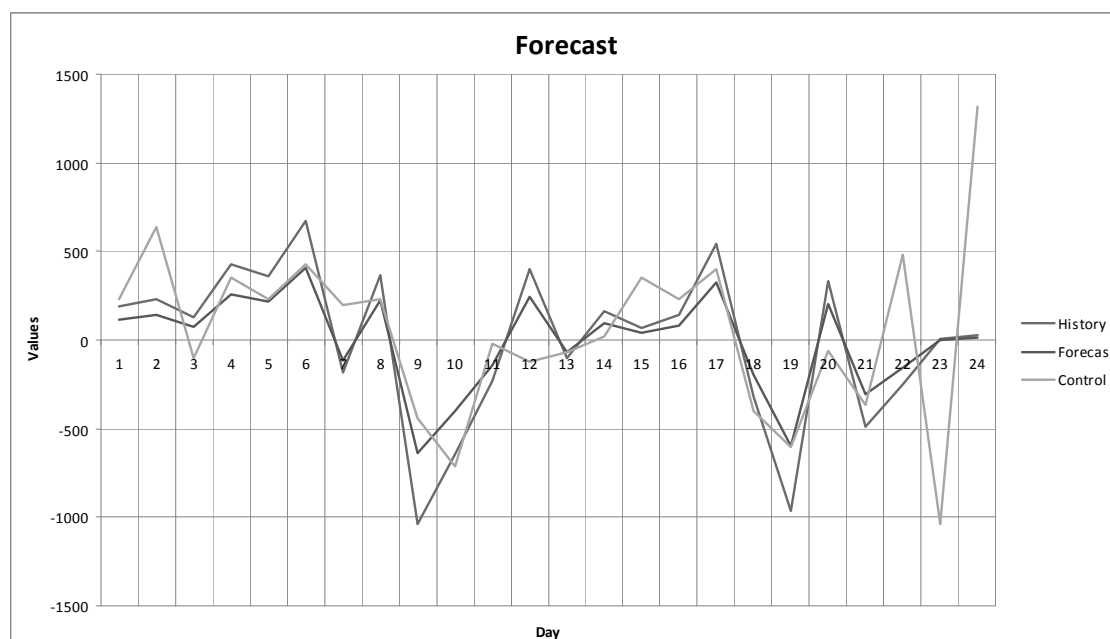


Рис. 5. Прогнозирование значения объема потребления электроэнергии с помощью интеграции второго порядка

Сводные результаты прогнозирования всеми тремя методами представлены в таблице.

Анализ данных таблицы показал, что наиболее верифицируемым является прогнозирование с применением интеграции первого порядка. Об этом свидетельствует наименьшая средняя относительная погрешность 2,19 %. Остальные методы дали менее значимые результаты, но говорить об их несостоятельности на данном этапе исследования преждевременно.

менного ряда, погрешность при первых двух итерациях значительно ниже, чем у других методов, которые показали лучшие средние результаты.

4. Субъекты электроэнергетики при установленных правилах работы электроэнергетического рынка экономически заинтересованы в совершенствовании методов и повышении точности прогнозирования основных его параметров.

Результаты прогнозирования энергопотребления

Контрольные данные ряда	Прогнозирование ряда	Погрешность, %	Прогнозирование 1 интеграция	Погрешность, %	Прогнозирование 2 интеграции	Погрешность, %
29334	30255	3,14	29069	0,90	28554	2,7
29078	29981	3,11	28900	0,61	27915	4,0
28718	29682	3,36	28649	0,24	27354	4,7
28713	29762	3,65	28750	0,13	27053	5,8
28937	30173	4,27	28924	0,04	26968	6,8
29586	31158	5,31	29098	1,65	27292	7,8
30432	32635	7,24	29365	3,51	27503	9,6
31509	33758	7,14	29758	5,56	27935	11,3
32143	34118	6,14	30309	5,71	27730	13,7
32067	34211	6,69	30698	4,27	27126	15,4
31973	33843	5,85	30775	3,75	26378	17,5
31756	33945	6,89	30726	3,24	25873	18,5
31471	33819	7,46	30583	2,82	25302	19,6
31205	33759	8,18	30570	2,03	24827	20,4
31291	33819	8,08	30570	2,30	24392	22,0
31605	33894	7,24	30804	2,53	24040	23,9
32320	34044	5,33	31379	2,91	24017	25,7
32636	34594	6,00	31875	2,33	23797	27,1
32345	34429	6,44	31878	1,44	22982	28,9
31994	34145	6,72	32034	0,13	22369	30,1
31276	33792	8,04	31829	1,77	21453	31,4
31041	32777	5,59	31170	0,42	20381	34,3
29766	31473	5,73	30816	3,53	19309	35,1
29806	30489	2,29	30027	0,74	18252	38,8
Средняя погрешность		5,83	–	2,19	–	18,97

Выводы

1. Результат прогнозирования непосредственно самого ряда показал высокую вариабельность, которая незначительно хуже, чем у первого метода.

2. Параметр M задавался произвольно, хотя длина выборки в значительной степени влияет на точность прогнозирования, поэтому требуется математическое обоснование значения параметра M .

3. Очевидно, что метод интеграции второго порядка дал худший результат, при этом погрешность с каждым шагом увеличивалась, но при проведении тестирований на части выбранного вре-

Литература

1. Кендалл, М.Дж. Многомерный статистический анализ и временные ряды / М.Дж. Кендалл, А. Стьюарт. – М.: Наука, 1976. – 736 с.

2. Чучуева, И.А. Модель экстраполяции временных рядов по выборке максимального подобия / И.А. Чучуева // Информационные технологии. – 2010. – № 12. – С. 43–47.

3. Singh, S. Pattern Modelling in Time-Series Forecasting / S. Singh // Cybernetics and Systems-AnInternational Journal. – 2000. – Vol. 31, N 1. – P. 49–65.

4. http://www.tmesk.ru/markets/market_opt/.

Мохов Вениамин Геннадьевич. Доктор экономических наук, профессор, профессор кафедры предпринимательства и менеджмента, заместитель декана факультета экономики и предпринимательства по научной работе, Южно-Уральский государственный университет (г. Челябинск), mokhov50@mail.ru

Демьяненко Татьяна Сергеевна. Соискатель кафедры предпринимательства и менеджмента, Южно-Уральский государственный университет (г. Челябинск), oop_flp@mail.ru.

Поступила в редакцию 5 мая 2014 г.

**Bulletin of the South Ural State University
Series "Economics and Management"
2014, vol. 8, no. 2, pp. 86–92**

FORECASTING OF CONSUMPTION OF ELECTRIC ENERGY ON THE WHOLESALE MARKET OF ENERGY AND POWER

V.G. Mokhov, South Ural State University, Chelyabinsk, Russian Federation

T.S. Demyanenko, South Ural State University, Chelyabinsk, Russian Federation

The process of forecasting basic parameters of the wholesale market of electric energy and power of Russia within electricity exchange modeling is considered in the article. By maximizing the prediction accuracy the most verifiable variant of market modeling is introduced.

Keywords: forecasting, consumption, WMEP (wholesale market for electricity and power), models of the WMEP.

References

1. Kendall M.Dzh., St'yuart A. *Mnogomernyy statisticheskiy analiz i vremennyye ryady* [Multivariate Statistical Analysis and Time Series]. Moscow, Nauka Publ., 1976. 736 p.
2. Chuchueva, I.A. [Extrapolation Model of Time Series by the Selection of Maximum Likeness] *Informatsionnye tekhnologii* [Information Technologies], 2010, no. 12, pp. 43–47. (in Russ.)
3. Singh S. Pattern Modelling in Time-Series Forecasting. *Cybernetics and Systems-AnInternational Journal*, 2000, vol. 31, no. 1, pp. 49–65.
4. Available at: http://www.tmesk.ru/markets/market_opt/.

Mokhov Veniamin Gennadievich. Doctor of Economics, Professor, Professor of the Department of Entrepreneurship and Management, Deputy Dean for Academic Affairs of the Faculty of Economics and Entrepreneurship, South Ural State University (Chelyabinsk), mokhov50@mail.ru

Demyanenko Tatiana Sergeevna. Degree seeking student, the Department of Entrepreneurship and Management, South Ural State University, Chelyabinsk, oop_flp@mail.ru.

Received 5 May 2014