

---

УДК 517.4:519.652

**А.В. Волошко**, д-р техн. наук,  
Национальный технический университет Украины  
«Киевский политехнический ин-т»  
(Украина, 03056, Киев, ул. Борщаговская, 115,  
тел. 050 2210132; 063 2372732, e-mail: a-voloshko@yandex.ua),

**Я.С. Бедерак**,  
ПАО «АЗОТ»  
(Украина, 18014, Черкассы, ул. Первомайская, 72,  
тел. (0472) 392979, e-mail: ei@uch.net),

**Т.Н. Лутчин**,  
Проект UKRIEE 120321 (e-mail: t.lutchyn@gmail.com)

## **Оперативное прогнозирование электропотребления на предприятиях с непрерывным циклом работы**

Доказана ефективність застосування методів оперативного прогнозування для відновлення даних електропотреблення і методів відновлення даних для оперативного прогнозування. Визначено методи, забезпечують найкраще якість оперативного прогнозу або відновлення одиночних даних з оцінкою їх помилок, для кожного розглянутого виробництва.

Доведено ефективність застосування методів оперативного прогнозування для відновлення даних електроспоживання і методів відновлення даних для оперативного прогнозування. Визначено методи, що забезпечують найкращу якість оперативного прогнозу або відновлення одиночних даних з оцінкою їх помилок, для кожного розглянутого виробництва.

*К л ю ч е в ы е с л о в а:* *восстановление данных, прогнозирование, MAPE.*

Отсутствие одиночных или нескольких данных об электропотреблении на промышленных предприятиях приводит к недоучету энергоресурсов, отсутствию возможности контроля энергоэффективности производственных объектов. В случае отсутствия баланса коммерческого и технического учета на подстанции для решения таких вопросов целесообразно использовать методы восстановления данных, которые могут быть применены для оперативного прогнозирования электропотребления. По временному ряду различных параметров сети электроснабжения целесообразно проводить оперативное прогнозирование необходимых величин с упреждением на один-два периода, а также проверять гипотезу об эффективности применения методов оперативного прогнозирования для восстановления данных электропотребления, и наоборот.

© А.В. Волошко, Я.С. Бедерак, Т.Н. Лутчин, 2015

Прежде чем выполнить прогнозирование, следует проверить гипотезу о существовании тенденции, например, методом Фостера—Стюарта [1]. Обнаружив тенденцию, необходимо выбрать метод статистического прогнозирования, который обеспечивает наилучшее качество прогноза, после чего можно приступить к аналитическому выравниванию динамического ряда.

Процесс аналитического выравнивания состоит из таких этапов:

1. Выбор типов кривых, форма которых соответствует характеру изменения динамического ряда [1]. Каждый тип технологического процесса имеет определенную форму графика электропотребления. Анализ формы этого графика дает возможность выбрать метод восстановления данных или прогнозирования.

2. Выравнивание динамического ряда различными методами, например методом взвешенных скользящих средних или экспоненциального сглаживания. При этом необходимо выбрать оптимальный период выравнивания динамического ряда. Если период слишком мал, то тенденцию в развитии нельзя обнаружить, а очень большой временной интервал может охватить периоды с различными тенденциями [1]. Для каждого технологического процесса существует своя наилучшая дискретность сбора данных. Выбирается она из ряда значений электропотребления 12, 24, 36, 48 и т.д.

3. Оценивание параметров графика электропотребления методом регрессионного анализа. Параметры регрессии оцениваются методом наименьших квадратов. Рассчитываются коэффициент корреляции и доверительный интервал для индивидуальной прогностической оценки. Уравнение регрессии обеспечивает хорошее качество прогноза в случае, когда зависимые и независимые переменные оказываются внутри диапазона их наблюдения [1].

Степень автокоррелированности ряда измеряется, например, с помощью метода Дарбина—Уотсона [1]. Метод регрессии целесообразно применять для оперативного прогнозирования, которое можно осуществлять также методом скользящего и экспоненциального среднего или авторегрессии.

Экстраполяция дает возможность получить точечное значение прогноза. В настоящее время показателями, используемыми для анализа качества прогноза, являются дисперсия ошибки аппроксимации MSE (Mean Square Error), средняя абсолютная процентная ошибка MAPE (Mean Absolute Percentage Error) [2], коэффициент несоответствия Тейла [1].

Минимальную дисперсию ошибки аппроксимации рассчитываем по формуле

$$\text{MSE} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_m(i) - y_p(i))^2 \rightarrow \min, \quad (1)$$

где  $y_m(i)$  — измеренное значение энергопотребления;  $y_p(i)$  — прогнозируемое значение. Показателем, определяющим качество прогноза, принята средняя абсолютная процентная ошибка [2]:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_m(i) - y_p(i)|}{y_m(i)}, \quad (2)$$

где  $n$  — горизонт прогнозирования (число временных интервалов в выборке).

Коэффициент несоответствия (КН) Тейла равен отношению среднеквадратической ошибки прогноза к квадратному корню из среднего квадрата реализации [1]:

$$\text{КН} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_p(i) - y_m(i))^2}{\sum_{i=1}^n (y_m(i))^2}}. \quad (3)$$

Точность прогноза, полученного в виде точечных оценок, определяется указанными выше показателями. В случае интервального прогноза мерой точности рекомендуется принимать отношение числа прогнозов, подтвержденных фактическими данными, к общему числу прогнозов [1].

Восстановление данных необходимо начинать с проверки массивов данных на наличие случайных значений (грубых ошибок и провалов в выборках данных). Существуют методы восстановления данных [3—6] простые (неитеративные алгоритмы) и сложные (итеративные алгоритмы). К простым относятся методы сплайн-интерполяции, экспоненциального сглаживания, подбора в группе, регрессионный метод и другие, к сложным — методы Барлетта, попарного сравнения (Resamplin), метод ортогональных полиномов Чебышева, ZET и др. Простые методы основаны на простых арифметических операциях и регрессионном моделировании, сложные — на оптимизации некоторого функционала, подставляемого на место пропущенного значения. Сложные методы делятся на глобальные и локальные. В локальных методах применяются функции учетных данных с разрывами первого рода, в глобальных — нет.

Потери данных на каком-либо присоединении бывают либо одиночные либо групповые (пакетные). Для восстановления одиночных данных были успешно применены методы оперативного прогнозирования, основанные на сглаживании временных рядов (методы экспоненциального сглаживания, Хольта, взвешенных скользящих средних [1, 7, 8]). В работе [5] наоборот, для прогнозирования использован ряд простых и глобальных статистических методов восстановления данных. Оптимальное значение

постоянной (постоянных) сглаживания определяется методом экспоненциального сглаживания и методом Хольта с использованием критерия минимума дисперсии ошибки аппроксимации MSE.

Исследование точности различных методов восстановления и статистического прогнозирования выполнено на примере временных рядов электропотребления производств с непрерывным циклом работы. Предварительно был проведен сбор данных среднечасовых суточных значений электропотребления на крупнотоннажных химических производствах по выпуску аммиака, слабоазотной кислоты и на мощной насосной станции подачи воды первого подъема, которые необходимы для восстановления данных и оперативного прогнозирования электропотребления.

В энергетике часто приходится исследовать зависимость электропотребления  $Y$  от зависящих факторов  $X$ . Цель такого исследования [9]:

установление факта наличия (или отсутствия) статистически значимой связи между  $Y$  и  $X$ ;

прогноз (восстановление) индивидуальных  $Y$  или средних  $Y_{\text{ср}}$  значений исследуемых показателей по заданным значениям  $X$  соответствующих переменных;

выявление причинных связей между независимыми переменными  $X$  и зависимой переменной  $Y$ , частичное управление значениями  $Y$  посредством регулирования величин объясняющих переменных  $X$ .

В работе [9] указано, что если расположить отсутствующие данные в конце временного ряда, то для их восстановления можно использовать соответствующие методы прогнозирования. Отсюда следует, что и для прогнозирования целесообразно использовать методы восстановления данных.

Для восстановления одиночных данных электропотребления было применено несколько методов прогнозирования. При использовании метода экспоненциального сглаживания Брауна постоянная сглаживания  $\alpha$  принимает значения от 0,1 до 0,2. Этим же методом проведен сравнительный анализ точности выборок среднечасового электропотребления в цехах по выпуску аммиака, слабоазотной кислоты и на мощной насосной станции подачи воды первого подъема. Результаты анализа, приведенные в табл. 1, свидетельствуют о том, что выборки 12 среднечасовых значений (за половину суток) и 24 часовых значений (за сутки) обеспечивают почти одинаковую точность для восстановления одиночных данных электропотребления или оперативного прогноза электропотребления. Однако для учета суточных колебаний температуры и нагрузки более предпочтительна выборка данных за сутки.

Для производства аммиака математические модели восстановления данных определялись двумя простыми методами (замены пропуска методом подбора в группе и регрессионным методом) и двумя сложными (методами Барлетта и Resampling [9]), а также сплайн-интерполяцией кубиче-

Таблица 1

Номер суток	Средняя за сутки ошибка прогноза (%) 12- и 24-часовых значений электропотребления					
	Производство аммиака		Насосная станция перекачивания воды		Производство слабоазотной кислоты	
	12	24	12	24	12	24
1	1,26	1,24	0,66	0,65	3,35	4,32
2	0,02	0,53	0,30	0,31	2,45	1,46
3	0,18	0,17	0,19	0,17	1,89	1,91
4	0,05	0,09	0,59	0,56	2,21	2,42
5	0,18	0,18	0,35	0,28	0,68	0,56
6	0,16	0,17	0,13	0,08	0,75	0,95

Таблица 2

Номер суток	Средняя за сутки ошибка прогноза (%) для электропотребления				
	Метод Брауна	Авторегрессия	Метод взвешенных скользящих средних	Метод Хольта	$K_v$
<i>Цех аммиака</i>					
1	1,41	0,59	1,52	0,78	6,93
2	0,65	0,04	0,09	0,01	0,24
3	0,17	0,05	0,18	0,11	0,49
4	0,55	0,48	0,32	0,06	0,81
5	0,10	0,04	0,10	0,01	0,24
6	0,18	0,07	0,17	0,02	0,39
<i>Цех слабоазотной кислоты</i>					
1	4,06	1,682	3,476	0,268	16,62
2	3,58	1,006	1,034	0,207	11,73
3	2,50	0,51	1,851	0,258	6,73
4	1,66	0,507	1,242	0,154	3,24
5	2,11	0,893	1,771	0,24	3,53
6	0,98	0,128	0,364	0,076	2,99
<i>Насосная станция по перекачиванию речной воды первого подъема</i>					
1	0,22	0,117	0,124	0,021	0,29
2	0,18	0,062	0,135	0,019	0,37
3	0,36	0,163	0,4	0,045	0,76
4	0,86	0,578	1,048	0,1	1,59
5	0,33	0,129	0,245	0,036	0,8
6	0,29	0,128	0,43	0,033	0,56

ским сплайном и методом экстраполяции — экспоненциального сглаживания (Брауна) [10]. Для построения регрессии рекомендуется использовать выборки данных величин, от которых зависит форма графика электропотребления, с одинаковой дискретностью сбора данных за одинаковый интервал времени. Независимой переменной регрессии являются данные выборки про объем выпуска аммиака за тот же период времени (сутки).

После выбора моделей необходимо проверить адекватность результатов. Для этого следует выбрать степень значимости (например, 0,05) и рассчитать значение  $F$ -критерия Фишера, а также  $F$ -критическое значение  $F_{кр}$ . Если  $F < F_{кр}$  при данной степени значимости, то модель адекватна [2]. Для каждого из указанных производств различными методами выполнены расчеты восстановления одиночных данных электропотребления по выборке, состоящей из 24 среднечасовых значений за каждые сутки из шести подряд идущих суток (табл. 2).

Полученные результаты свидетельствуют о том, что чем меньше коэффициент вариации  $K_v$ , тем лучше качество восстановления одиночных данных или оперативного прогнозирования. Самым точным из примененных методов является метод Хольта. Однако и другие методы также обеспечивают высокую точность восстановления данных и оперативного прогнозирования на один-два периода упреждения.

Для проведения краткосрочного прогнозирования или восстановления нескольких утерянных данных целесообразно применять регрессионный метод или глобальные методы (Барлетта, Resampling) [11, 12]. Использование только одной модели не всегда целесообразно, так как применение модели, эффективной в одной части диапазона изменения независимой переменной, в другой его части может привести к существенной ошибке. Это дает основание полагать, что для восстановления данных или прогнозирования следует использовать несколько методов одновременно (минимум два), что обеспечит высокое качество восстановления данных или оперативного прогноза.

## Выводы

В результате сравнительного анализа эффективности методов восстановления данных и методов статистического прогнозирования для каждого производства определены методы, обеспечивающие наилучшее качество оперативного прогноза или восстановления одиночных данных.

Для промышленного применения целесообразно использовать методы подбора в группе, авторегрессии, взвешенных скользящих средних, регрессионный, сплайн-интерполяции, Барлетта и Resampling, а также экспоненциального сглаживания Брауна, экспоненциального сглаживания Хольта.

Использование одновременно не менее двух методов восстановления данных или оперативного прогнозирования позволяет обеспечить высокое качество восстановления данных или оперативного прогноза.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Четыркин Е.М.* Статистические методы прогнозирования. — М.: Статистика. — 1977. — 200 с.
2. *Лук'яненко І.Г., Краснікова Л.І.* *Економетрика: Підручник.* — Київ: Тов. «Знання», КОО, 1998. — 494 с.
3. *Злоба Е.А., Яцкив И.Р.* Статистические методы восстановления пропущенных данных // *Computer Modeling & New Technologies.* — 2004. — Vol. 6. — С. 51—61.
4. *Круглов В.В., Абраменкова И.В.* Методы восстановления пропусков в массивах данных // *Программные продукты и системы.* — 2005. — № 2. — [Эл. ресурс]. — Режим доступа: <http://www.swsys.ru/index.php?page=article&id=528>
5. *Бых А.И., Высоцкая Е.В., Рак Л.И.* и др. Выбор метода восстановления пропущенных данных для оценки сердечно-сосудистой деятельности подростков // *Восточно-Европейский журнал передовых технологий.* — 2010. — №3. — С. 4—7.
6. *Волошко А.В., Бедерак Я.С., Лутчин Т.М.* Проблеми вибору оптимальної математичної моделі енергоспоживання на промислових підприємствах// *Там же.* — 2013. — Вип. 5/8 (65). — С. 19—23.
7. *Лукашин Ю.Г.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. — М.: Экономика, 1989. — 214 с.
8. *Лебедева М.Ю.* Методы прогнозирования временных рядов в маркетинговых исследованиях // *Маркетинг в России и за рубежом.* — 2009. — № 4. — [Эл. ресурс]. — Режим доступа: <http://dis.ru/library/detail.php?ID=26589>
9. *Айвазян С.А., Мхитарян В.С.* Прикладная статистика. Основы эконометрики. Теория вероятностей и прикладная статистика. — М.: Юнити-Дана, 2007. — 656 с.
10. *Бедерак Я.С.* Применение метода экспоненциального сглаживания для восстановления утерянных данных технического учета на промышленных предприятиях // *Электротехніка і електромеханіка.* — 2014. — № 4. — С. 52—55.
11. *Бедерак Я.С., Лутчин Т.Н., Кудрицкий М.Ю.* Влияние объема выборки данных энергопотребления на ошибку математической модели // *Международ. науч.-исслед. журнал.* — 2013. — № 12 (Ч. 1). — С. 37—40.
12. *Волошко А.В., Бедерак Я.С., Лутчин Т.Н., Кудрицкий М.Ю.* К вопросу восстановления учетных данных на химических предприятиях // *Изв. Томского политехнического университета.* — 2014. — 324, № 5. — С. 101—107.

*A. Voloshko, Ya. Bederak, T. Lutchyn*

#### OPERATIONAL FORECASTING OF POWER CONSUMPTION AT ENTERPRISES WITH A CONTINUOUS CYCLE OF WORK

The efficiency of using the methods of operational forecasting for recovery of the data of electrical power consumption and methods of data recovery for operational forecasting has been proved. Specific methods that provide the best quality of short time forecasting or recovery of individual data with the estimate of their errors are given for each type of considered production.

*К е у о r d s:* data recovery, forecasting, MAPE.

REFERENCES

1. Chetyrkin, E.M. (1977), *Statisticheskie metody prognozirovaniya* [Statistical methods of forecasting], Statistika, Moscow, Russia.
2. Lukyanenko, I.G. and Krasnikova, L.I. (1998), *Ekonometrika* [Econometrics, Manual], Tovarystvo "Znannya", Kyiv, Ukraine.
3. Zloba, E.A. and Yatskiv, I.R. (2004), "Statistical methods for the recovery of missed data", *Computer Modeling & New Technologies*, Vol. 6, pp. 51-61.
4. Kruglov, V.V. and Abramenkova, I.V. (2005), "Methods of recovery in data arrays", *Programnye produkty i sistemy*, no. 2, available at: <http://www.swsys.ru/index.php?page=article&id=528>
5. Bykh, A.I., Vysotskaya, E.V., Rak, L.I. and et al. (2010), "The choice of the method for missed data recovery for estimation of cardiovascular activity of adolescents", *Vostochno-Yevropeyskiy zhurnal peredovykh tekhnologiy*, no. 3, pp. 4-7.
6. Voloshko, A.V., Bederak, Ya.S. and Lutchyn, T.M. (2013), "Problems of selection of the optimal mathematical model of power consumption at industrial enterprises" *Vostochno-Yevropeyskiy zhurnal peredovykh tekhnologiy*, Iss. 5/8 (65), pp. 19-23.
7. Lukashyn, Yu.G. (1989), *Adaptivnyye metody kratkosrochnogo prognozirovaniya* [Adaptive methods of short-term forecasting], Ekonomika, Moscow, Russia.
8. Lebedeva, M.Yu. (2009), "Methods for time series prediction in marketing research", *Marketing v Rossii i za rubezhom*, no. 4, available at: <http://dis.ru/library/detail.php?ID=26589>
9. Aivazyan, S.A. and Mkhitaryan, V.S. (2007), *Prikladnaya statistika. Osnovy ekonometriki. Teoriya veroyatnostei i prikladnaya statistika* [Applied statistics. Fundamentals of econometrics. Probability theory and applied statistics], Yuniti-Dana, Moscow, Russia.
10. Bederak, Ya.S. (2014), "Application of the method of exponential smoothing to recover lost data of technical accounting at industrial enterprises", *Elektrotehnika i elektromekhanika*, no. 4, pp. 52-55.
11. Bederak, Ya.S., Lutchyn, T.N. and Kudrytsky, M.Yu. (2013), "Effect of sample size of power consumption data on the error of mathematical model", *Mezhdunarodnyy nauchno-issledovatel'skiy zhurnal*, no. 12, Part 1, pp. 37-40.
12. Voloshko, A.V., Bederak, Ya.S., Lutchyn, T.N. and Kudrytsky, M.Yu. (2014), "On the question of recovery of credentials in chemical industry", *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta*, Vol. 324, no. 5, pp. 101-107.

Поступила 22.07.15

*ВОЛОШКО Анатолий Васильевич, д-р техн. наук, доцент кафедры электроснабжения Ин-та энергосбережения и энергоменеджмента Национального технического университета Украины «Киевский политехнический ин-т». Область научных исследований — сигналы сложных измерительных систем, информационные управляющие системы, вейвлет-теория, методы прогнозирования.*

*БЕДЕРАК Ярослав Семенович, инженер ПАО «АЗОТ» (г. Черкассы). В 1994 г. окончил Киевский политехнический ин-т. Область научных исследований — диагностика электрооборудования напряжением выше 1000 В, обеспечение электромагнитной совместимости в системах электроснабжения промышленных предприятий, внедрение экономико-математических методов для прогнозирования и восстановления данных электропотребления.*

*ЛУТЧИН Татьяна Николаевна, ассистент Группы управления Проектом UKRIIE 120321. В 2010 г. окончила Ин-т энергосбережения и энергоменеджмента Национального технического университета Украины «Киевский политехнический ин-т». Область научных исследований — режимы электропотребления, обработка данных, вейвлет-теория.*