
УДК 517.4:519.652

И.В. Стеценко, д-р техн. наук
Буковинский финансово-экономический университет
(Украина, Черновцы, ул. Штерна, 1,
тел. (0372) 526217), e-mail: stiv66@i.ua),

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

Восстановление и оперативное прогнозирование методом Хольта электропотребления предприятий с непрерывным циклом работы

Приведены результаты исследования эффективности применения методов статистического прогнозирования — метода экспоненциального сглаживания, авторегрессии, взвешенных скользящих средних и метода Хольта — для восстановления утерянных учетных данных и оперативного прогноза электропотребления в условиях технологических процессов на химических предприятиях. Показано, что наиболее точным является метод Хольта. Для определения оптимальных значений постоянных сглаживания предложено использовать эволюционный метод. Разработан алгоритм поиска оптимальных значений эволюционным методом на основе критерия выбора наилучших элементов из популяции.

Наведено результати дослідження ефективності застосування методів статистичного прогнозування — методу експоненціального згладжування, авторегресії, зважених ковзаючих середніх і методу Хольта — для відновлення втрачених облікових даних і оперативного прогнозу електроспоживання в умовах технологічних процесів на хімічних підприємствах. Показано, що найбільш точним є метод Хольта. Для отримання оптимальних значень постійних згладжування запропоновано використовувати еволюційний метод. Розроблено алгоритм пошуку оптимальних значень еволюційним методом на основі критерію вибору найкращих елементів із популяції.

Ключевые слова: метод Хольта, электропотребление, оперативное прогнозирование.

В простом методе экспоненциального сглаживания предполагается, что уровень значений временных рядов меняется редко, поэтому необходима оценка лишь текущего уровня. В некоторых случаях данные наблюдений могут иметь заметные отклонения. В подобной ситуации необходима функция прогнозирования линейного тренда. Поскольку временные ряды редко характеризуются фиксированным линейным трендом, следует рас-

© И.В. Стеценко, Я.С. Бедерак, 2015

смотреть возможность учета локального линейного тренда, меняющегося во времени. В 1957 г. Ч. Хольт разработал метод экспоненциального сглаживания [1], получивший название двухпараметрического метода Хольта. В этом методе учитывается локальный линейный тренд, присутствующий во временных рядах.

Если во временных рядах имеется тенденция к росту, то кроме оценки текущего уровня необходима и оценка наклона. В методе Хольта значения уровня и наклона сглаживаются непосредственно, при этом для них используются различные постоянные сглаживания, которые позволяют оценить текущий уровень и наклон, уточняя их всякий раз, когда появляются новые наблюдения. Одно из преимуществ методики Хольта — ее гибкость, позволяющая выбирать соотношение, в котором отслеживается уровень и наклон.

В [2] исследована возможность применения метода экспоненциального сглаживания для восстановления утерянных данных технического учета на промышленных предприятиях и его эффективность. Однако этот (метод Брауна) является частным случаем метода Хольта [3]. В работе [4] для восстановления данных предлагается применять методы статистического прогнозирования. Эффективным может быть также применение методов восстановления данных для оперативного прогноза электропотребления. Для восстановления утерянных данных технического учета и оперативного прогноза электропотребления можно также применять методы авторегрессии, взвешенных скользящих средних и др. Теоретические основы указанных методов изложены в [1, 3, 5, 6].

Исследуем целесообразность применения метода Хольта для восстановления утерянных данных и оперативного прогнозирования электропотребления промышленных предприятий.

Основу метода Хольта составляют три уравнения [3]:

$$Y_t^n = \alpha (Y_{t-1}^n + T_{t-1}) + (1-\alpha) Y_t, \quad (1)$$

$$T_t = (1-\beta)(Y_t^n - Y_{t-1}^n) + \beta T_{t-1}, \quad (2)$$

$$Y_{t+p}^n = Y_{t+1}^n + pT_t. \quad (3)$$

Здесь Y_t^n и Y_{t-1}^n — прогнозные (сглаженные) значения показателя в последующий и предыдущий моменты времени; Y_t — табличное значение показателя в момент времени t ; T_{t-1} — значение тренда на момент времени $t-1$, определяемое из уравнения (2); α и β — постоянные сглаживания, необходимые для сглаживания оценки тренда.

Уравнение (1) описывает сглаженный ряд для прогнозируемого значения Y на момент времени t с использованием информации, полученной на

момент времени $t - 1$. Уравнение (2) используется для оценки тренда посредством подсчета разницы между двумя последовательными экспоненциально сглаженными значениями уровня. Поскольку последовательные величины сглаживаются случайно, в их разнице учитывается весь тренд в данных. Для определения прогноза на p отсчетов по времени используется уравнение (3).

Постоянные сглаживания α и β определяются перебором с определенным шагом. Как при обычном экспоненциальном сглаживании, постоянные α и β выбираются субъективно или посредством минимизации ошибки прогнозирования, например, значения минимума дисперсии ошибки аппроксимации MSE [7]:

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t^n - Y_t)^2 \rightarrow \min.$$

Отклик на происходящие изменения зависит от значений весов данных. При больших значениях весов будет получен более быстрый отклик, и наоборот, при малых значениях весов реакция модели на изменения в данных будет более слабой. Поэтому, чем большие веса данных задействованы, тем большему сглаживанию они подвергаются. Меньшие веса делают структуру сглаженных значений менее ровной.

Для минимизации значения MSE необходимо создать сетку значений α и β (рассмотреть все комбинации $\alpha = 0,1, 0,2, \dots, 0,9$ и $\beta = 0,1, 0,2, \dots, 0,9$) и выбрать ту комбинацию, которая соответствует меньшему значению MSE . Особым случаем является равенство $\alpha = \beta$, так как при этом в одинаковой мере происходит сглаживание текущего уровня значений и тренда. При больших значениях α в большей степени учитываются прошлые значения ряда и аналогично большие значения β позволяют в большей степени оценить прошлое движение процесса по сравнению с существующим.

Можно подобрать такую пару значений α и β , которая позволяет получить большую точность модели на тестовом наборе, и затем использовать эту пару параметров при прогнозировании. Предполагается, что значения α и β принадлежат интервалу $[0, 1]$. Как показывает опыт, их следует выбирать из диапазона $[0,25 < \alpha, \beta < 0,5]$. Если особые соображения отсутствуют, предлагается начать моделирование со значений $\alpha = \beta = 0,3$, а затем значения варьировать [3].

В первой точке ряда значения Y_{t1}^n и T_1 не рассчитываются, так как для их расчета не существует предшествующих экспериментальных значений. Во второй точке ряда сглаженное значение Y_{t2}^n в точности равно наблюдаемому значению Y_{t2} , а микротренд за этот период считается линейным и рассчитывается как разность между текущим и прошлым значениями

отклика: $T_2 = Y_{t2} - Y_{t1}$. Начиная с третьей точки можно пользоваться формулами (1)—(3). Вначале рассчитывается сглаженное значение Y_{t3}^n на основе сглаженного значения и микротренда для прошлой точки ряда и отклика для текущей точки, после чего рассчитывается новый микротренд согласно предшествующему значению и разности между прошлым и только что оцененным сглаженным значением. Затем описанная процедура повторяется для всех последующих точек временного ряда.

При восстановлении одиночных данных электропотребления и для оперативного прогнозирования электропотребления на предприятиях с непрерывным циклом работы методом Хольта необходимо обращать внимание на стабильность и точность выполнения непрерывного технологического процесса, что является основным показателем его качества. Под точностью технологического процесса подразумевается его свойство, обуславливающее близость действительных и номинальных значений параметров к их распределению вероятностей [8]. Оценка точности технологического процесса проводится перед контролем его стабильности. Стабильность технологического процесса — свойство, обуславливающее постоянство распределений вероятности его параметров в течение некоторого интервала времени без вмешательства извне [8]. Процесс считается стабильным, если контролируемые параметры не превышают контрольных пределов и не наблюдается тренд к их выходу за эти пределы. Коэффициент вариации данных электропотребления за расчетный период должен быть минимальным.

В результате исследований установлено, что значение постоянной сглаживания также указывает на стабильность технологического процесса. Были заданы различные наборы значений α и β и определено значение MSE . Были определены также значения α и β , при которых значение MSE

Таблица 1. Значения β , при которых ошибка аппроксимации MSE минимальна для ряда технологических процессов

Номер суток	Производство аммиака		Перекачивание воды насосной станцией		Производство слабоазотной кислоты	
	β	$MSE, \%$	β	$MSE, \%$	β	$MSE, \%$
1	0,9	6,90	0,7	0,29	0,1	16,62
2	0,9	0,24	0,9	0,37	0,2	11,73
3	0,8	0,49	0,9	0,76	0,8	6,73
4	0,9	0,81	0,8	1,59	0,8	3,24
5	0,9	0,24	0,8	0,8	0,9	3,53
6	0,8	0,39	0,9	0,56	0,2	2,99

минимально. Разработан шаблон в программе Microsoft Excel для определения оптимальных значений постоянных сглаживания.

В результате проведенных исследований на крупнотоннажных химических производствах по выпуску аммиака, слабоазотной кислоты и на мощной насосной станции подачи воды первого подъема установлено, что для различных процессов оптимальное значение постоянной сглаживания α равно 0,1. Значения постоянной сглаживания β в зависимости от правильности технологического процесса приведены в табл. 1. На основании данных табл. 1 можно сделать вывод о том, что для стабильного технологического процесса значение β должно быть равно 0,9.

Для нескольких технологических процессов (производство аммиака, производство слабоазотной кислоты, перекачивание речной воды насосной станцией первого подъема) с электронных счетчиков электроэнергии собраны данные с периодом интеграции 1 ч о величинах электропотребления на них за шесть подряд идущих суток. Для каждого процесса выполнено восстановление одиночных данных электропотребления и рассчитана средняя абсолютная ошибка прогноза электропотребления *MAPE* с использованием методов статистического прогнозирования по формуле [7]

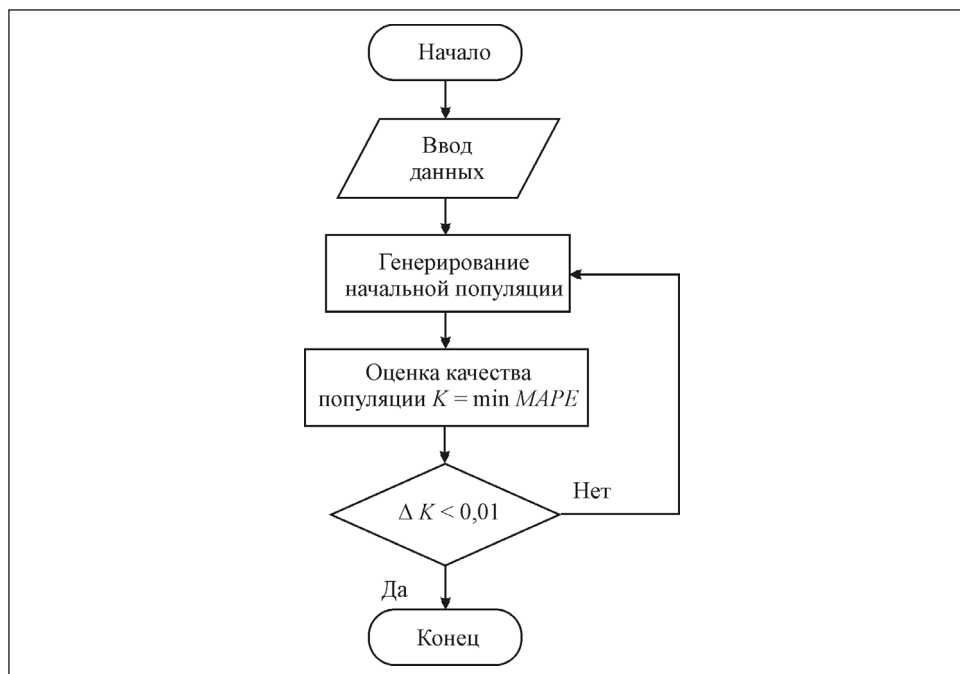
$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{(Y_t^n - Y_t)}{Y_t} 100\%,$$

где T — горизонт прогнозирования, т.е. число временных интервалов в выборке. Результаты расчетов приведены в табл. 2, из которой видно, что наиболее точным из применяемых методов является метод Хольта.

В результате проведенных исследований установлено, что рассчитывать сначала значение α , а потом β — нерационально. Поэтому для быстрого поиска оптимальных значений постоянных сглаживания предложено использовать эволюционный метод [9]. Как известно, процесс эволюции в

Таблица 2. Средняя ошибка прогноза электропотребления *MAPE* (%) для производственных процессов при использовании различных методов статистического прогнозирования

Вид производства	Метод Брауна	Авто-регрессия	Метод взвешенных скользящих средних	Метод Хольта
Производство аммиака	0,51	0,21	0,40	0,17
Производство слабоазотной кислоты	2,48	0,79	1,62	0,20
Перекачивание речной воды насосной станцией первого подъема	0,37	0,20	0,40	0,04



Блок-схема алгоритма поиска оптимальных значений эволюционным методом

природе основан на трех главных принципах: наследственности, изменчивости и отборе.

Наследственность — сохранение большинства имеющихся признаков — обеспечивает сохранение и накопление полезных свойств. Изменчивость — возможность изменения небольшой части признаков (мутаций) — обеспечивает гибкость и возможность развития. Отбор — это проверка результатов, т.е. механизм, позволяющий разделить хорошие и плохие свойства.

Эти природные принципы можно применить к решению различных задач. Такой подход называют эволюционным. В общем виде схему можно представить так. Существует объект или несколько объектов, которые необходимо улучшить. Объект может быть любой: набор чисел, математическая формула, техническое устройство, химический состав, компьютерная программа и др. Создается несколько не абсолютно точных копий исходных объектов, т.е. каждая имеет небольшие отличия. Необходимо проверить, какие из полученных объектов наиболее соответствуют предъявляемым требованиям. Выбрав наилучшие, снова копируем их с небольшими изменениями и опять выбираем лучшие. Повторив такую операцию многократно, можно значительно улучшить исходный объект.

Элементом популяции для рассмотренного выше случая является набор значений (α_i, β_i) . Критерием выбора K наилучших элементов из популяции является значение ошибки прогноза $MARE$. Новое поколение составляется из наилучших элементов предыдущего поколения и вновь созданных элементов. Новые элементы получают на основе отобранных элементов случайным скрещиванием компонентов: $(\alpha_i, \beta_i), i \neq j$. Мутация осуществляется добавлением значения случайной величины ζ , равномерно распределенной в интервале $(-0,1; 0,1)$. Таким образом, новые элементы имеют вид $(\alpha_i + \zeta, \beta_i + \zeta)$. Нарастание числа поколений происходит, пока достигается существенное улучшение критерия K . Блок-схема соответствующего алгоритма представлена на рисунке.

Выводы

1. В результате исследований установлено, что метод Хольта по сравнению с методами Брауна, авторегрессии, взвешенных скользящих средних обеспечивает наивысшую точность восстановления пропущенных одиночных данных и лучшее качество оперативного прогноза электропотребления на производствах с непрерывным циклом работы. Ошибка прогнозирования методом Хольта составляет не более 0,2 %, для других методов — 2,5 %.

2. Для стабильного технологического процесса значение постоянной сглаживания α должно равняться 0,1, а постоянной сглаживания β — 0,9.

3. Показана возможность поиска оптимальных значений постоянных сглаживания с помощью эволюционного метода.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Holt C.C. Forecasting seasonal and trends by exponentially weighted moving averages // Intern. Journal of Forecasting. — 2004. — Vol. 20, Issue 1. — P. 5—10.
2. Бедерак Я.С. Применение метода экспоненциального сглаживания для восстановления утерянных данных технического учета на промышленных предприятиях / Электротехніка і Електромеханіка. — 2014. — № 4. — С. 52—55.
3. Ханк Д.Э., Уичерн Д.У., Райтс А.Дж. Бизнес прогнозирование. — М. : Изд. дом «Вильямс», 2003. — 565 с.
4. Айвазян С.А., Мхитарян В.С. Прикладная статистика. Основы эконометрики. Теория вероятностей и прикладная статистика. — М. : Юнити-Дана, 2007. — 656 с.
5. Светульников С.Г., Светульников И.С. Методы социально-экономического прогнозирования. — СПб. : Изд-во СПбГУЭФ, 2010. — 103 с.
6. Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования. — М. : Финансы и статистика, 1979. — 199 с.
7. Лук'яненко І.Г., Краснікова Л.І. Економетрика. — Київ: Тов. «Знання», КОО. — 1998. — 494 с.
8. Р 50-601-20-91 ВНИИС. Рекомендации по оценке точности и стабильности технологических процессов.
9. Снитюк В.Є. Прогнозування. Моделі, методи, алгоритми. — Київ: Маклаут, 2008. — 364 с.

I.V. Stetsenko, Ya.S. Bederak

RESTORATION AND OPERATIONAL FORECASTING
OF THE DATA AT ELECTRICITY CONSUMPTION OF ENTERPRISES
WITH CONTINUOUS CYCLE OF OPERATION USING HOLT'S METHOD

The paper presents results of studying the effectiveness of the methods of statistical forecasting — the method of exponential smoothing, autoregression, weighted moving average and Holt's method — to restore the lost metering data and real-time prediction of power consumption data in terms of technological processes in the chemical industry. It is shown that Holt's method is the most accurate one. To find the optimal values of the smoothing constants it is proposed to use evolutionary method. An algorithm for searching optimal values by the evolutionary method based on the criterion of choosing the best elements of the population has been developed.

Key words: Holt's method, electricity consumption, operational forecasting.

REFERENCES

1. Holt, C.C. (2004), "Forecasting seasonal and trends by exponentially weighted moving averages", *Intern. Journal of Forecasting*, Vol. 20, Issue 1, pp. 5-10.
2. Bederak, Ya.S. (2014), "Application of the method of exponential smoothing to recover the lost data of technical accounting at industrial enterprises", *Elektrotehnika i elektromekhanika*, no. 4, pp. 52-55.
3. Hank, D.E., Uichern, D.U. and Rajts, A.Dzh. (2003), *Bizness-prognozirovanie* [Business Forecasting], Izdatelskiy dom «Vilyams», Moscow, Russia.
4. Aivazyan, S.A. and Mkhitarian, V.S. (2007), *Prikladnaya statistika. Osnovy ekonometrii. Teoriya veroyatnosti i prikladnaya statistika* [Applied Statistics. Basics of econometrics. Probability Theory and Applied Statistics], Yuniti-Dana, Moscow, Russia.
5. Svetunkov, S.G. and Svetunkov, I.S. (2010), *Metody sotsialno-ekonomicheskogo prognozirovaniya* [Methods of social and economic forecasting], Izd-vo SPbGUEF, St Petersburg, Russia.
6. Chetyrkin, E.M. (1998), *Statisticheskie metody prognozirovaniya* [Statistical forecasting methods], Finansy i statistika, Moscow, Russia.
7. Lukyanenko, I.G. and Krasnikova, L.I. (1998), *Ekonometrika* [Econometrics], Tovarystvo "Znannya", KOO, Kyiv, Ukraine.
8. Recommendations for the assessment of precision and stability for technological processes, P 50-601-20-91 VNIIS.
9. Snytyuk, V.Ye. (2008), *Prognozuvannya. Modeli, metody, algorytmy* [Forecasting. Models, methods and algorithms], Maklout, Kyiv, Ukraine.

Поступила 26.01.15

СТЕЦЕНКО Инна Вячеславовна, д-р техн. наук, и.о. зав. кафедрой компьютерных наук Буковинского государственного ун-та финансов и экономики. В 1988 г. окончила Московский государственный ун-т им. М.В. Ломоносова. Область научных исследований — технологии моделирования сложных систем, информационные управляющие системы, 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.