

Bibliography:

1. Tribe A. The Chemistry of the Secondary Batteries of Plante and Faure / A. Tribe, J.H. Gladstone. – Charlston SC, 2012. – 84 p.
2. Kochurov A.A. Theoretical bases of solving the problem of increasing the service life of batteries during storage and ways to improve the efficiency of their recovery / A.A. Kochurov, V.Y. Gumelev, N.P. Shevchenko. – Ryazan : RVVDKU, 2012. – 252 p. (Rus.)
3. Dasoyan M.A. The modern theory of lead batteries / M.A. Dasoyan, I.A. Aguf. – L. : Energiya, 1975. – 312 p. (Rus.)
4. Official web site of CTEK Company. [Electronic resource] : <http://ctek.com.ua>.
5. Why PWM? : Whitepaper // Morningstar Corporation: Newtown, PA 18940 USA, 2012. – 8 p.
6. Sokol S.P. Microcontrollers MSP430 / S.P. Sokol // Radio. – 2012. – № 1. – P. 43-44. (Rus.)
7. MSP430x2xx Family. User's Guide. // Texas Instruments Incorporated : Dallas, Texas, 2013. – 644 p.
8. MSP430G2x53. MSP430G2x13. Mixed Signal Microcontroller // Texas Instruments Incorporated : Dallas, Texas, 2013. – 644 p.
9. Soroka A.V. Adaptive algorithms of lead-acid batteries charging [Electronic resource] : <http://adopt-zu.soroka.org.ua>.
10. Influence of charging ways of lead-acid batteries in their state / N.E. Sergienko, A.N. Sergienko, N.E. Overko, A.N. Marenich // News NTU «KhPI». – 2014. – № 22. – Pp. 30-35. (Rus.)
11. On approval of rules exploiting rechargeable lead-acid starter batteries of vehicles and special vehicles carried on wheeled chassis // Order of the Ministry of Transport and Communications of Ukraine of 02.07.2008 №795 (amended on 11.24.2014). (Ukr.)
12. Lead Stationary Batteries. General specifications : GOST 26881-86. – [Effective as of 01.04.1989]. – M.: USSR State Committee on Standards, 1986. – 32 p. (Rus.)

Рецензент: В.П. Гранкін
д-р фіз.-мат. наук, проф., ДВНЗ «ПДТУ»

Стаття надійшла 02.04.2015

УДК 681.5

© Воротникова З.Е.*

**МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ
ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ
С ПОМОЩЬЮ МЕТОДА «ГУСЕНИЦА»**

В статье изложены сведения о существующих способах моделирования нестационарных временных рядов и о разработанном автором способе автоматического моделирования нестационарных временных рядов технологических параметров с помощью метода «Гусеница» (SSA) с целью использования в имитационных и экспертных системах для дальнейшего анализа хода технологического процесса.

Ключевые слова: нестационарные временные ряды, структура временного ряда, асимптотическое приближение ряда, сингулярный спектральный анализ, тест на стационарность, главные компоненты.

Воротникова З.Е. Моделювання нестационарних часових рядів технологічних параметрів з використанням методу «Гусінь». У статті викладені відомості про існуючі способи моделювання нестационарних часових рядів та про розроблений автором спосіб автоматичного моделювання нестационарних часових рядів технологічних параметрів з метою використання в імітаційних та експертних системах для подальшого аналізу ходу технологічного процесу.

* канд. техн. наук, доцент, ГВУЗ «Приазовский государственный технический университет», г. Мариуполь, mailgold@mail.ru

Ключові слова: нестационарні часові ряди, структура часового ряду, асимптотичне наближення ряду, сингулярний спектральний аналіз, тест на стаціонарність, головні компоненти.

Z.J. Vorotnikova. Design of non-stationary temporal rows of technological parameters by means of method of SSA. Information on the existing methods of non-stationary temporal rows modelling and a method of automatic design of non-stationary temporal rows of technological parameters worked out by the author by SSA method and its further use to analyze the technological process have been presented in the article. The task of researches is to develop such an algorithm that would make it possible to carry out automatic design of non-stationary temporal rows of technological parameters as data from comptrollers arrive and are being stored in CAS server database to be used to analyze the technological process next. The fulfilled analysis of existing methods of non-stationary rows of technological parameters design showed that presently there no theoretical base making it possible to make up such models. The algorithm of automatic modeling and a method of non-stationary temporal rows of technological parameters models storing with the purpose to use them in the imitation and expert systems for further analysis of technological process have been offered. The design method used in the process means additive presentation of temporal rows, where a row can be presented as combination of two sets of different in their nature components. In the article correlation of maximal amount of stationary and non-stationary submodels is presented for 26 parameters (for 180 segments), design quality, and statistical parameters of noise.

Keywords: non-stationary temporal row, structure of temporal row, singular spectrology, main components.

Постановка проблеми. Развитие информационно-коммуникационных технологий обеспечило на современном этапе возможность сбора, хранения и анализа информации о поведении сложных организационно-технических систем. В управлении сложными организационно-техническими объектами широко используются экспертные системы, оперирующие информацией, хранящейся в базах данных и знаний. Производственные процессы характеризуются большим объемом различных параметров, которые контролируются в течение продолжительных периодов времени и хранятся, в том числе и в виде временных рядов. Процесс обработки таких структур сопряжен с большим объемом вычислений и операций с базой данных, что занимает много времени, в связи с чем, проведение анализа со скоростью, соизмеримой со скоростью течения процессов часто не представляется возможным. Замена в базах данных временных рядов на модельные структуры позволила бы повысить скорость доступа к имеющейся информации и её последующий анализ.

Особенностью сложных организационно-технических систем является их слабая структурированность, а соответствующие им временные ряды характеризуются высокой степенью неопределенности вследствие нестационарности, неточности и недостаточности наблюдений, нечеткости и нестабильности тенденций. В связи с этим, на практике, при разработке моделей, необходимо выполнить исследования в области структуры моделируемых процессов. При этом выбор модели и метода, его трудоемкость и эффективность применения, в большой степени, зависят от сферы применения модели и от вида временных рядов, описывающих исследуемый процесс.

Разработка новых способов моделирования нестационарных временных рядов позволит расширить сферу применения моделирования и более успешно решать возникающие в реальных условиях специфические проблемы моделирования нестационарности. В связи с этим, разработка структур и способов моделирования нестационарных временных рядов для использования в базах данных является актуальной задачей.

Анализ последних исследований и публикаций. Разнообразие методов, используемых в задачах анализа и моделирования временных рядов, велико. Большая часть методов использует основополагающие утверждения математической статистики [1]: критерий согласия Колмогорова, теорема Вальда, теорема Гофдинга. Основными статистическими методами исследования временных рядов являются: метод выделения тренда (временного сглаживания), регрес-

сионный, автокорреляционный, адаптивный (скользящих средних), метод гармонического анализа, сингулярного спектрального анализа, бутстрепа (численного размножения выборок), нейросетевой и др. [2].

Вышеперечисленные методы корректно обоснованы только для стационарных рядов, хотя на практике они применяются и к нестационарным. В нестационарном случае отсутствует доказательная уверенность в асимптотической состоятельности оценок той или иной статистики, и перед исследователем встает проблема оценки точности получаемых им результатов. Исключение составляют процессы, в которых заранее задана функциональная принадлежность модели процесса, что бывает крайне редко. Проблемы, связанные с прогнозированием нестационарных временных рядов и с нарушением предположения о независимости и нормальности распределения наблюдений, приведены в работах [3].

Также при моделировании нестационарных рядов используют приемы приведения ряда к стационарности [3]: выделение линейного тренда или его удаление, взятие разностей (из текущего значения ряда вычитается предыдущее со сдвигом 1 и результат представляется в качестве значения нового ряда), удаление автокорреляций, вычисление остатков, логарифмическое преобразование и т.д. Однако, существуют такие временные ряды, которые не могут быть легко приведены к стационарным, в данных рядах отсутствует точка равновесия, они подвержены большой дисперсии – изменениям, вызываемым влиянием возмущений или внешних переменных. Выбор структуры для таких временных рядов является сложной и неоднозначной задачей.

Кроме того, в статистических моделях не предусмотрена автоматическая идентификация временных рядов, а в современных условиях этот подход востребован специалистами предметных областей и необходим экспертным системам и системам добычи данных (Data Mining).

Для анализа нестационарных процессов разрабатываются и специальные методы, но они применимы только к некоторым типам таких процессов [4], которые также требуют предварительного исследования в области структуры моделируемых процессов. Наряду с Фурье-анализом широкое распространение получили методы, основанные на масштабных свойствах отсчетов временного ряда или его приращений, в частности, циклический анализ, фрактальные методы и вейвлет-анализ [5]. Следует также отметить, что эти методы являются интерактивными и их крайне редко удается автоматизировать.

Метод сингулярного спектрального анализа представляется в этом контексте наиболее подходящим, так как его задачей является выделение главных компонент ряда, и он может быть реализован в автоматическом режиме. Изменение с течением времени размерности пространства базисных векторов матрицы задержек представляется маловероятным событием: размерность является своеобразным индикатором данного процесса, обусловленного определенными физическими явлениями, и ее изменение будет свидетельствовать о том, что процесс изменился по своему качеству. Тем не менее, вопрос о размерности самой матрицы и количественной зависимости от этой размерности числа базисных векторов остается в этом методе открытым.

Цель статьи. Целью статьи является разработка способа автоматического моделирования временных рядов технологических параметров с целью хранения их в базе данных экспертной системы для дальнейшего анализа.

Изложение основного материала. Задача исследований состоит в разработке такого алгоритма, который позволил бы осуществлять процесс автоматического моделирования нестационарных временных рядов технологических параметров по мере поступления данных с контроллеров и хранение полученных моделей в базе данных на сервере АСУТП с целью использования в имитационных и экспертных системах для анализа технологического процесса.

В качестве технологических параметров рассматриваются контролируемые параметры доменной плавки. Были отобраны 26 технологических параметров доменного процесса, для которых построены модели [6].

После первичного исследования данных временных рядов было доказано, что они нестационарные. Для этой цели использовался тест Манна-Уитни [7].

В этой связи проведена экспериментальная проверка возможности использования для анализа структуры временных рядов, содержащих значения технологических параметров, метода «Гусеница» [8], который в отличие от классических и параметрических методов спектрального анализа не требует предположения о стационарности анализируемого временного

ряда и может быть автоматизирован.

Непрерывный временной ряд сегментируется на основании априорной информации о циклах плавки. В исследовании моделировались сегменты ряда от одного момента слива чугуна до следующего. Длина полученных рядов составляла около 800-900 значений в зависимости от сегмента. Моделирование каждого сегмента осуществляется независимо, что компенсирует изменчивость структуры ряда, обусловленную управляющими воздействиями на ход технологического процесса (смена состава шихты, слив чугуна).

Временной ряд $F = \{f_0, f_1, f_2, \dots, f_{N-1}\}, f_n \in R$ описывает изменение технологического параметра, $f_n = f(t_n)$, где $f(t)$ - некоторая функция, а t_n соответствует времени регистрации измерений.

Используемый в работе метод моделирования предполагает аддитивное представление временных рядов, где ряд может быть представлен как комбинация двух наборов различных по своей природе компонент.

В матричной форме это выражение записывается в виде:

$$F = \sum_{i=1}^{k1} F_i(1) + \sum_{j=1}^{k2} F_j(2), \quad (1)$$

где $F(1), F(2)$ – временные ряды, описывающие нестационарные и стационарные компоненты исходного ряда F .

В связи с тем, что управление ведется на поддержание некоторых оптимальных значений технологических параметров для заданного режима плавки, особенность рядов такова, что эволюционная составляющая имеет вид медленно меняющейся монотонной кривой и может быть представлена в виде гармонических колебаний с большим периодом. Квазипериодическая составляющая, обусловленная флуктуациями внешних воздействий, также может иметь вид периодического процесса. Случайная компонента не несет информации о развитии исследуемого процесса и представляет собой измерительные и внутренние шумы, учесть которые можно лишь частично, используя вероятностную модель.

Для практического применения метода «Гусеница» к нестационарным рядам, когда обрабатываемые данные содержат шум, необходимым условием для применимости метода является возможность разделения детерминированного сигнала и шума. В работе [8] приводятся результаты асимптотической разделимости любого сигнала, в том числе и нестационарного, и гауссовского шума. Эти результаты позволяют работать с рядами, содержащими в себе тренд, периодическую составляющую и шум. При решении задачи моделирования статистические свойства шума используются как критерии достоверности разделения процесса на его составляющие.

Исходя из сделанных допущений о классе прогнозируемых временных рядов, детерминированная нестационарная составляющая может быть построена с помощью метода выделения параметрически заданных составляющих в виде э-м гармоник [8].

Детерминированные нестационарные компоненты $F(1) = (f_0, f_1, f_2, \dots, f_{N-1})$ с периодом T ($T \geq 2$) могут быть представлены параметрической моделью с параметрами $\{A_k, \alpha_k, \phi_k\}_{k=1}^{\lfloor T/2 \rfloor}$ и T .

$$f_n = \sum A_k e^{\alpha_k n} \cos(2\pi n k / T + \phi_k), \quad A_k, \alpha_k \in R, \quad \phi_k \in [0, 2\pi). \quad (2)$$

Модели для стационарных компонент $F(2) = (f_0, f_1, f_2, \dots, f_{K-1})$ могут быть построены в классе как детерминированных, так и стохастических моделей. Методология построения таких моделей хорошо разработана [1, 4].

Стохастическая компонента, в этом случае должна представлять собой модель гауссовского шума, то есть шум с гауссовым распределением по амплитуде:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (3)$$

где μ – математическое ожидание, медиана и мода распределения;

σ – стандартное отклонение.

Для генерации случайной величины $\xi \cong N(\mu, \sigma^2)$, распределённой нормально с математическим ожиданием μ и стандартным отклонением σ . Можно воспользоваться формулой:

$$\xi = \mu + \sigma \cdot z, \quad (4)$$

где z – стандартная нормальная случайная величина, полученная с помощью преобразования Бокса-Мюллера [9].

Критерий качества модели определяется как средний квадрат ошибки моделирования:

$$Q(t) = M[E^2(t)], \quad (5)$$

где $E(t)$ – ошибка моделирования.

Ошибка моделирования складывается:

- из ошибки разложения, полученной на стадии разложения ряда на компоненты (глубина разложения) – $e_g(t)$;
- ошибки аппроксимации – параметрической аппроксимации нестационарных компонент с помощью ε -м гармоник Фурье – $e^{us}_{ap}(t)$;
- ошибки моделирования стационарных компонент – $e^s_{ap}(t)$.

$$E(t) = e_g(t) + e^{us}_{ap}(t) + e^s_{ap}(t). \quad (6)$$

При моделировании временных рядов технологических параметров нижняя граница качества модели должна быть выбрана не ниже степени чувствительности прибора измерения параметра, т.е. не меньше погрешности шкалы измерительного устройства, которое используется в автоматизированных системах управления технологическим процессом для данного технологического параметра. Верхняя граница оценивается технологом и должна позволять проводить по модели диагностику неконтролируемых параметров технологического процесса, т.е. статистические характеристики исходного ряда и модели на участке некоторой длины, в зависимости от роли параметра и физических свойств процесса, должны отличаться незначительно. Например, при построении модели временного ряда технологического параметра DP/PDO погрешность шкалы измерительного устройства составляет 0,5% - это будет нижней границей. Верхняя граница оценки качества определена технологами в 2%.

Алгоритм метода.

1. Проверить временной ряд на стационарность с помощью критерия Манна-Уитни.
2. Произвести разложение на компоненты по методу «Гусеница» [8]:
исходный ряд $(f_0, f_1, f_2, \dots, f_{N-1})$ раскладывается в сумму m рядов-компонент

$$f_n = \sum_{k=1}^m \tilde{f}_n^{(k)}.$$

3. Провести последовательное восстановление ряда по первым собственным значениям до тех пор, пока погрешность разложения не будет соответствовать нижней границе качества модели.
4. Построить треугольную матрицу, состоящую из нулей и единиц, по следующему правилу:
1-я строка соответствует компонентам ряда, полученным на 2-м шаге;
2-я строка – попарным суммам компонент;
3-я строка – суммам рядом стоящих троек компонент;
И т.д.

$$A = [a_{ij}] = \text{mann}\left(\sum_{i=1}^j f_i\right), \quad i = 1..g, \quad j = 1..g, \quad (7)$$

где $\text{mann}()$ – функция для расчета критерия Манна-Уитни (0 – соответствует нестационарной сумме компонент, 1 – стационарной);

g – глубина разложения;

f_i – компонента сингулярного разложения по методу «Гусеница».

5. Из полученной матрицы выбрать не пересекающиеся цепочки стационарных сумм

компонент так, чтобы они охватывали максимальное количество исходных компонент (таких цепочек может быть несколько).

6. Дополнить полученные цепочки стационарных сумм недостающими нестационарными составляющими до полного ряда и выбрать тот вариант, где количество стационарных и нестационарных составляющих будет наименьшим.
7. Построить модели составляющих - субмодели:
нестационарных – с помощью аппроксимации эм-гармониками Фурье;
стационарных – например с помощью аппроксимации гистограммы универсальным распределением [10];
8. Настроить параметры аппроксимации так, чтобы суммарная погрешность моделирования не превосходила заданный порог для технологического параметра.

По выше изложенному алгоритму были построены модели 26 параметров технологического процесса выплавки чугуна. В таблице представлено соотношение максимального количества стационарных и нестационарных субмоделей для 26 параметров (по 180 сегментам) и качества моделирования (среднеквадратичная ошибка), а также статистические параметры шума.

Таблица

Соотношение размера модели и качества моделирования

| Параметр | Мах кол-во субмоделей | Мах ошибка разложения % | Мах ошибка аппроксимации % | Мах ошибка моделирования % | Min статистика критерия Фросини |
|--------------------|-----------------------|-------------------------|----------------------------|----------------------------|---------------------------------|
| DUT\TGDPV | 8 | 0,368634 | 1,727945 | 2,935204 | 0,665699 |
| KG\G_T1 | 9 | 0,350189 | 1,384130 | 2,062960 | 0,563106 |
| KG\G_T2 | 7 | 0,455969 | 2,255064 | 2,577188 | 0,667115 |
| KG\G_T3 | 6 | 0,486940 | 1,192938 | 2,431348 | 0,428933 |
| KG\G_T4 | 9 | 0,399598 | 1,394337 | 3,026727 | 0,613442 |
| PRG\TMAIN | 10 | 0,311560 | 3,175616 | 3,020349 | 0,608115 |
| DP\PEJLONUS | 8 | 0,411044 | 0,853317 | 2,136160 | 0,418092 |
| DP\PDN | 8 | 0,489706 | 1,878533 | 1,959361 | 0,432840 |
| DP\PDO | 7 | 0,445180 | 2,624594 | 0,775222 | 0,596774 |
| DP\PDV | 9 | 0,488631 | 1,725453 | 2,508236 | 0,576898 |
| DUT\DGD | 9 | 0,423953 | 1,335271 | 2,150718 | 0,608434 |
| KG\DKGHI | 6 | 0,318121 | 2,362494 | 2,031736 | 0,402848 |
| KG\DKGHI2 | 6 | 0,347473 | 3,138441 | 2,213630 | 0,680790 |
| PRG\DMAIN | 7 | 0,437012 | 1,115245 | 2,821331 | 0,406476 |
| PAR\RDUT | 7 | 0,411922 | 2,134429 | 0,903396 | 0,597255 |
| PRG\RMAIN | 9 | 0,435788 | 3,066153 | 1,782306 | 0,402422 |
| DUT\RHD_BF_SNORT1 | 9 | 0,411757 | 2,698482 | 2,393252 | 0,525949 |
| DUT\RHD_BF_SNORT2 | 9 | 0,315226 | 2,739978 | 2,675653 | 0,534523 |
| DUT\VIHD_BF_SNORT1 | 9 | 0,410336 | 2,568427 | 1,735695 | 0,589790 |
| DUT\VIHD_BF_SNORT2 | 8 | 0,450958 | 2,486738 | 1,731843 | 0,419599 |
| DUT\O2 | 6 | 0,486601 | 0,889927 | 2,661739 | 0,588837 |
| KG\SCO | 8 | 0,400880 | 1,027378 | 1,724453 | 0,589821 |
| KG\SCO2 | 8 | 0,440024 | 2,681192 | 2,636453 | 0,432935 |
| KG\SH2 | 9 | 0,280553 | 2,384911 | 0,910652 | 0,552303 |
| DP\URZF1 | 8 | 0,345121 | 1,265914 | 1,369406 | 0,563477 |
| DP\URZF2 | 9 | 0,319833 | 2.200-2.558 | 2,125-2,458 | 0,508-0,698 |

Статистика критерия Фросини характеризует отклонение закона распределения остатков от гауссовского. Для принятия гипотезы о нормальном распределении случайной величины для выборки объема 850 значений статистика критерия Фросини должна быть не менее 0,42 [11].

Согласно проведенным исследованиям моделью порядка не более 10 субмоделей можно адекватно описывать 26 основных контролируемых технологических параметров доменного процесса, что позволяет получать компактные модели нестационарных временных рядов с однотипной структурой. Такая унификация сегментов, дает возможность сформировать архивную БД.

Основная сложность предложенной автоматической процедуры состоит в настройке параметров аппроксимации так, чтобы суммарная погрешность моделирования не превосходила заданный порог для технологического параметра, что не для всех видов технологических параметров может быть возможно. В этом направлении целесообразно проведение дополнительных исследований.

Выводы

Проделанный анализ существующих методов моделирования нестационарных рядов технологических параметров показал, что в настоящее время нет теоретической базы, позволяющей строить такие модели. В связи с этим, выбор модели и метода, его трудоемкость и эффективность применения в большой степени зависит от сферы применения модели и от вида временного ряда, описывающего исследуемый процесс.

Предложен алгоритм автоматического моделирования и способ хранения моделей нестационарных временных рядов технологических параметров с целью использования в имитационных и экспертных системах для дальнейшего анализа технологического процесса.

Список использованных источников:

1. Уилкс С. Математическая статистика: пер. с англ. / С. Уилкс. – М.: Наука, 1967. – 632 с.
2. Орлов Ю.Н. Нестационарные временные ряды: Методы прогнозирования с примерами анализа финансовых и сырьевых рынков / Ю.Н. Орлов, К.П. Осминин. – М.: URSS, 2011. – 384 с.
3. Канторович Г.Г. Лекции: Анализ временных рядов / Г.Г. Канторович // Экономический журнал / ГУ ВШЭ. – М., 2002. – Т. 6, №2. – С.251-273.
4. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учебное пособие / Ю.П. Лукашин. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
5. Маала С. Вейвлеты в обработке сигналов / С. Маала. – М.: Мир, 2005. – 671 с.
6. Воротникова З.Е. Моделирование временных рядов технологических параметров / З.Е. Воротникова // Вісник Приазовського державного технічного університету : Зб. наук. пр. / ДВНЗ «ПДТУ». – Маріуполь, 2013. – Вип. 27. – С. 197-204.
7. Mann H.B. On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other / H.B. Mann, D.R. Whitney // Annals of Mathematical Statistics. – 1947. – № 18. – P. 50-60.
8. Golyandina. N.E. Analysis of Time Series Structure: SSA and Related Techniques / N.E. Golyandina, V.V. Nekrutkin, A.A. Zhigljavsky. – Chapman & Hall, 2001. – 305 P.
9. Vox, G.E.P. A note on the generation of random normal deviates // Annals of mathematical statistics. – 1958. – 29, №2. – P. 610-611.
10. Раскин Л.Г. Математическое моделирование функционирования сложных систем / Л.Г. Раскин. – Х.: ВИТРА ПВО, 1988. – 178 с.
11. Frosini B.V. On the distribution and power of goodness-of-fit statistic with parametric and non-parametric applications, «Goodness-of-fit» / Frank E. Grubbs; ed. By Revesz P., Sarkadi K., Sen P.K. – Amsterdam-Oxford-New York: North Holland Publ. Comp, 1987. – P. 133-154.

Bibliography:

1. Whelks S. Mathematical Statistics: translation from English. / S.Whelks. – M.: Nauka, 1967. – 632 p. (Rus.)
2. Orlov Y.N. Nonstandard Time Series: Methods of Prediction with the Examples of the Financial and Source Markets Analysis / Y.N. Orlov, K.P. Osminin. – M.: URSS, 2011. – 384 p. (Rus.)
3. Kantorovich G.G. Lectures: Analysis of temporal rows / G.G. Kantorovich // Economic magazine / GU VSHE. – M., 2002. – Vol. 6, №2. – P. 251-273. (Rus.)
4. Lukashin Y.P. Adaptive Methods of a time series short-term forecasting: teaching aid. / Y.P. Lukashin. – M.: Finansy i Statistika, 2003. – 416 p. (Rus.)
5. Maala S. Wavelets in treatment of signals / S. Maala. – M.: Mir, 2005. – 671 p. (Rus.)
6. Vorotnikova Z.E. Design of temporal rows of technological parameters / Z.E. Vorotnikova // Reporter of the Priazovskyi state technical university : Collection of scientific works / SHEE «PSTU». – Mariupol, 2013. – Issue 27. – P. 197-204. (Rus.)
7. Mann H.B. On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the

- other / H.B. Mann, D.R. Whitney // Annals of Mathematical Statistics. – 1947. – № 18. – P. 50-60.
8. Golyandina. N.E. Analysis of Time Series Structure: SSA and Related Techniques / N.E. Golyandina, V.V. Nekrutkin, A.A. Zhigljavsky. – Chapman & Hall, 2001. – 305 P.
 9. Box, G.E.P. A note on the generation of random normal deviates // Annals of mathematical statistics. – 1958. – 29, №2. – P. 610-611.
 10. Raskin L.G. Mathematical design of functioning of the difficult systems / L.G. Raskin. – Н.: VITRA PVO, 1988. – 178 p. (Rus.)
 11. Frosini B.V. On the distribution and power of goodness-of-fit statistic with parametric and non-parametric applications, «Goodness-of-fit» / Frank E. Grubbs; ed. By Revesz P., Sarkadi K., Sen P.K. – Amsterdam-Oxford-New York: North Holland Publ. Comp, 1987. – P. 133-154.

Рецензент: В.П. Гранкин
д-р техн. наук, проф., ГВУЗ «ЛГТУ»

Статья поступила 16.04.2015