

АВТОМАТИЗАЦІЯ ПРОЦЕСІВ ТА СИСТЕМ

УДК 681.5

© Воротникова З.Е.*

МОДЕЛИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ

В статье изложены сведения о существующих способах моделирования нестационарных временных рядов и о разработанной автором системе представления временных рядов технологических параметров в архивной базе данных АСУТП с целью дальнейшего анализа.

Ключевые слова: нестационарные временные ряды, база данных технологических параметров, структура временного ряда, асимптотическое приближение ряда, разложение Фурье.

Воротникова З.Е. Моделювання часових рядів технологічних параметрів. У статті викладені зведення про існуючі способи моделювання нестационарних часових рядів та про розроблену автором систему представлення часових рядів технологічних параметрів у архівній базі даних АСКТП для цілей подальшого аналізу.

Ключові слова: нестационарні часові ряди, база даних технологічних параметрів, структура часового ряду, асимптотичне наближення ряду, розкладання Фур'є.

Z.J. Vorotnikova. Modeling of time series of process parameters. In this the basic facts about real simulation methods of the non-stationary time series are stated, regarding the system of representation of time series for technological parameters, contained in data base of the Process Control System with the aim of their subsequent analysis. The system was designed by the author.

Keywords: process variable time series, time series data structure, time series asymptotic approximation, Fourier expansion, data base.

Постановка проблеми. Почти в каждой области встречаются явления, которые интересно и важно изучать в их развитии и изменении во времени. Производственные процессы характеризуются большим объемом технологических параметров, которые контролируются в течение продолжительных периодов времени. Условия и режимы протекания того или иного технологического процесса изменяются во времени. Представляет интерес изучение закономерностей, которые могут наблюдаться в поведении процессов под действием большого количества изменяющихся во времени факторов. Для этого необходима система, позволяющая накапливать и анализировать характеристики потоков значений технологических параметров.

Уровень современных средств автоматизированных систем технологических параметров (АСУТП) позволяет хранить большие объемы данных о протекание технологического процесса и, как правило, они представляют собой базу данных (БД) хранящих непосредственно значения измеряемых параметров. Такой подход не вызывает сложностей в процессе хранения, но процесс обработки таких данных сопряжен с большим объемом вычислений и операций с БД, что занимает много времени.

Современные методы анализа позволяют получать из большого объема накопленных данных о технологическом процессе полезную информацию в виде различных закономерностей, которая может использоваться для управления процессом или для его прогноза. Чем точнее мы сможем построить прогноз развития процесса, и чем раньше будем иметь возможность оказать адекватное управляющее воздействие на процесс, тем лучше. Большое время, необходимое для анализа данных, с целью обнаружения тенденций, снижает оперативную ценность

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

полученных закономерностей, а, не редко, сводит на нет возможность использования на практике методов анализа данных в реальном времени.

Разработка методов представления, хранения и организации анализа таких данных позволит увеличить информационную ценность, хранящихся объемов данных и одновременно экономить ресурс памяти; сокращение же времени, необходимого для анализа, позволит использовать на практике в реальном времени полученные результаты. В связи с этим, разработка моделей хранения и обработки, накопленных объемов данных о технологических процессах, является актуальной задачей.

Анализ последних исследований и публикаций. Известно, что определение закономерностей развития процессов и построение на их основе различных модели – трудноразрешимая задача. Объясняется это тем, что изменения технических параметров обусловлены влиянием целого ряда внешних факторов, каждый из которых вносит свой вклад в картину развития процесса.

Совокупность измерений какой-либо одной характеристики технологического процесса в течение некоторого периода времени описывается *временным рядом*. Анализ временных рядов учитывает существенность порядка, в котором производятся наблюдения. Если во многих задачах наблюдения статистически независимы, то во временных рядах они, как правило, зависимы, и характер этой зависимости может определяться положением наблюдений в последовательности. Природа ряда и структура порождающего ряд процесса могут предопределять порядок образования последовательности.

Разнообразие методов, используемых в задачах моделирования и анализа временных рядов, велико. Но при этом большинство применяемых методов относятся к анализу стационарных временных рядов и используют следующие основополагающие утверждения [1]: критерий согласия Колмогорова, теорема Вальда, теорема Гофдинга. Обычно ряд представляется в виде суммы некоторой детерминированной составляющей и остатка, причем желательно, чтобы автокорреляционная функция остатка с достаточной точностью была близка к нулю, что свидетельствует о близости остатка к белому шуму. После этого параметрическими или иными методами находят наиболее близкую статистику, моделирующую поведение остатка. Существуют различные модификации такого подхода. В настоящее время основными статистическими методами исследования временных рядов являются: метод выделения тренда (временного сглаживания), регрессионный, автокорреляционный, адаптивный (скользящих средних), метод гармонического анализа, сингулярного спектрального анализа, бутстрепа (численного размножения выборок) и нейросетевой [2].

Вышеперечисленные методы корректно обоснованы только для стационарных рядов. Однако на практике они применяются ко всем рядам, которые возникают в случайном эксперименте. Тогда перед исследователем встает проблема оценки точности получаемых им результатов. Если в стационарном случае есть доказательная уверенность в асимптотической состоятельности оценок той или иной статистики, то в нестационарном случае отсутствует само понятие генеральной совокупности, что делает неприменимым весь развитый аппарат современной математической статистики, кроме тех случаев, когда априори задана функциональная принадлежность модели процесса. На практике же часто бывает не известно, к какому классу принадлежит распределение и является ли оно стационарным, причем оба этих фактора могут быть определены лишь с некоторой доверительной вероятностью – корректно определенной, только для стационарных процессов.

Если ряд нестационарный, то статистики, используемые, например, в моделях скользящих средних, не являются состоятельными оценками моментов распределения, т.к. сходимости по вероятности в общем случае нет. Кроме того, в адаптивных методах исследования рядов, не известно, по выборке какого объема следует проводить скользящее усреднение, чтобы получить наименьшую ошибку прогноза. Решение этой проблемы в существующих критериях осуществляется на усмотрение пользователя в соответствии с его жизненным опытом [3].

Одной из основных составляющих методик прогнозирования временного ряда (в том числе и стационарного) является оценка сверху среднеквадратичной ошибки, которую можно допустить, если применить к нему тот или иной метод анализа. Имеющиеся методы, предполагающие стационарность ряда, как правило, не учитывают вклад изменения характеристик ряда в ошибку прогноза. Таким образом, существующие оценки методов для стационарных рядов

должны дополняться оценками временных границ их применимости.

При определении ошибки прогноза нестационарного временного ряда учитывается два фактора: конечность выборки и различие распределений для разных выборок вследствие нестационарности процесса. Существующие стационарные методы имеют неодинаковую чувствительность точности аппроксимации данных к действию указанных факторов. В частности, в моделях регрессионного анализа средние величины (математическое ожидание, дисперсия, ковариация) постоянны. Уточнение этой модели в случае зависимости указанных величин от времени, т.е. от текущего значения t , может быть сделано посредством аналитического моделирования такой зависимости, либо переходом к первым, вторым и т.д. разностям в нестационарных временных рядах, выражающих зависимость средних величин от времени. Окно усреднения становится при этом скользящим, однако остается невыясненным, какой ширины должно быть это окно. Адаптивные модели, использующие весовые коэффициенты в обобщениях авторегрессионных моделях, требуют весьма тонкой настройки сглаживающих функций в нестационарном случае, поскольку даже для стационарных процессов оптимальный выбор этих функций является отдельной достаточно сложной задачей [4].

Метод сингулярного спектрального анализа представляется в этом контексте наиболее устойчивым к временному тренду, поскольку его задачей и является выделение соответствующих главных компонент ряда. 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.

Поскольку временные ряды, возникающие в реальных ситуациях, как правило, не стационарны, и анализ их имеет практическую важность, то разработка методики моделирования, увеличивающего точность прогнозирования таких рядов, является актуальной задачей. При этом выбор модели и метода, его трудоемкость и эффективность применения, в большой степени зависят от сферы применения модели и от вида временного ряда, описывающего исследуемый процесс. В связи с этим, на практике, при разработке моделей, необходимо выполнить исследования в области структуры моделируемых процессов.

Цель статьи. Выбор способа моделирования временных рядов технологических параметров и разработка схемы представления их в архивной базе данных АСУТП с целью использования при прогнозировании характеристик ТП и формировании управления.

Изложение основного материала. Задача исследований состоит в разработке такой структуры модели временного ряда, которая позволила бы осуществлять процесс моделирования временного ряда по мере поступления данных с контроллеров и хранение полученной модели в базе данных на сервере АСУТП.

В качестве технологических параметров рассматриваются контролируемые параметры доменной плавки. Исследования проводились на данных, наблюдаемых в течении 20 суток непрерывной работы печи. Значения технологических параметров поступают на сервер с контроллеров через фиксированные промежутки времени и сохраняются в оперативной БД. Структура данных показана на рисунке 1.

	COLUMN_NAME	DATA_TYPE	NULLABLE	DATA_DEFAULT	COLUMN_ID
1	ID	NUMBER (38, 0)	No	(null)	1
2	TIME_SEC	NUMBER (38, 0)	Yes	(null)	2
3	MTIME	DATE	Yes	(null)	3
4	MDATE	DATE	Yes	(null)	4
5	DUT_O2	FLOAT	Yes	(null)	5
6	KG_SCO	FLOAT	Yes	(null)	6
7	PAR_RDUT	FLOAT	Yes	(null)	7
8	PRG_TMAIN	FLOAT	Yes	(null)	8

Рис. 1 – Структура таблицы оперативной БД (фрагмент)

Полученные временные ряды технологических параметров нестационарные. В этой связи проведена экспериментальная проверка возможности использования для анализа временных рядов, содержащих значения ТП, метода «Гусеница»+SSA [5], который в отличие от классических и параметрических методов спектрального анализа не требует предположения о стационарности анализируемого временного ряда.

Были отобраны 26 технологических параметров доменного процесса, для которых построены модели.

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.

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 различных по своей природе компонент. Детерминированная компонента – это часть временного ряда, определяющая основные закономерности его развития. Другая часть временного ряда, описывает случайные отклонения исследуемого процесса [6].

В матричной форме это выражение записывается в виде:

$$F = F(1) + F(2), \quad (1)$$

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

$$f_n = f_n^{(1)} + f_n^{(2)}, 0 \leq n \leq N - 1. \quad (2)$$

Детерминированная компонента включает в себя эволюционную и квазипериодическую составляющие:

$$F(1) = F_r(1) + F_p(1), \quad (3)$$

где $F_r(1), F_p(1)$ – элементы рядов, описывающих эволюционную и квазипериодическую составляющие соответственно.

Эволюционная составляющая выражает общую направленность изменения показателей процесса. 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 – обусловлена флуктуациями внешних воздействий. Она также может иметь вид периодического процесса.

Случайная компонента не несет информации о развитии исследуемого процесса и представляет собой случайные отклонения значений временного ряда от детерминированной компоненты. По своему происхождению случайную составляющую можно разделить на две группы: измерительные и внутренние шумы.

Измерительные шумы являются результатом неточного измерения наблюдаемых величин. Причиной их появления могут быть как внешние регулярные воздействия, так и случайные процессы. Внутренние шумы – это отражение свойств, присущих самому исследуемому объекту. Как и в случае с внешними шумами, учесть их можно лишь частично, используя вероятностные модели. Наличие в исследуемом процессе внутренних шумов, присущее процессам реальных объектов, значительно осложняет процесс его анализа и затрудняет построение модели.

Для практического применения метода «Гусеница»-SSA к не стационарным рядам, когда обрабатываемые данные содержат шум, необходимым условием для применимости метода является возможность разделения детерминированного сигнала и шума. В работе [5] приводятся два асимптотических результата: о разделимости стационарного сигнала определённого вида и стационарного шума; и о разделимости любого сигнала и гауссовского шума.

При построении прогностических моделей случайная компонента используется для оцен-

ки возможных отклонений фактических значений анализируемого объекта от модельных. При решении этой задачи статистические свойства нерегулярной составляющей используются как критерии достоверности разделения процесса на его составляющие.

В методе, который используется в данной работе, для выделения детерминированной компоненты применяется разложение Фурье последовательности элементов собственного вектора. Исходя из сделанных допущений о классе прогнозируемых временных рядов, детерминированная составляющая может быть построена с помощью метода выделения известных параметрически заданных составляющих— ε -м гармоник [5].

Детерминированная компонента $F(1) = (f_0, f_1, f_2, \dots, f_{N-1})$ с периодом T ($T \geq 2$) может быть представлена параметрической моделью с параметрами $\{A_k, \alpha_k, \phi_k\}_{k=1}^{\lceil T/2 \rceil}$ и T .

$$f_n = \sum A_k e^{\alpha_k n} \cos(2\pi n k / T + \phi_k), \quad A_k, \alpha_k \in R, \quad \phi_k \in [0, 2\pi). \quad (4)$$

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

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (5)$$

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:

$$\xi = \mu + \sigma \cdot z, \quad (6)$$

где z – стандартная нормальная случайная величина, полученная с помощью преобразования Бокса – Мюллера [7].

Критерий качества модели определяется как минимизируемый средний квадрат ошибки моделирования:

$$Q(t) = M[E^2(t)], \quad (7)$$

где $E(t)$ – ошибка моделирования.

Ошибка моделирования складывается из ошибки, полученной на стадии разложения по ε -м гармоникам Фурье, ошибки метода параметрической оптимизации. Степень соответствия шумов гауссовскому закону распределения также является показателем качества моделирования.

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 АСУТП 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 не значительно. Например, при построении модели временного ряда технологического параметра DP\PDO, погрешность шкалы измерительного устройства составляет 0,5%. Верхняя граница оценки качества составляет 2%.

В методе «Гусеница»-SSA необходимо задать ряд параметров, от которых зависит качество модели и которые могут настраиваться в зависимости от особенностей ряда. Так, например, нужно задать «глубину» SSA разложения, т.е. задать число собственных векторов, по которым будет проводиться разложение траекторной матрицы, достаточное для требуемой точности модели. В работе предлагается выбрать этот порог равный нижней границе оценки качества модели.

В таблице представлено соотношение максимальной длины детерминированной модели (по 180 сегментам) и качества моделирования (среднеквадратичная ошибка), а также статистические параметры оценки. Для оценки остатков использовалась статистика критерия Фросини.

Таблица

Соотношение размера модели и качества моделирования

Параметр	Кол-во э-м гармоник	Ошибка разложения %	Ошибка аппроксимации %	Ошибка моделирования %	Статистика критерия Фросини
DUT\TGDPV	18-20	0.313-0.481	1.202-1.501	1,039-1,375	0,424-0,454
KG\G_T1	20-23	0.423-0.490	1.511-2.01	1,426-1,913	0,531-0,611
KG\G_T2	20-23	0.391-0.434	1.852-2.229	1,774-2,142	0,421-0,480
KG\G_T3	20-23	0.490-0.498	1.759-1.824	1,661-1,724	0,465-0,526
KG\G_T4	20-23	0.398-0.431	1.810-2.091	1,730-2,005	0,501-0,512
PRG\TMAIN	16-18	0.299-0.419	0.829-1.102	0,769-1,018	0,441-0,588
DP\P_MEJKONUS	20-22	0.387-0.399	1.520-1.901	1,443-1,821	0,459-0,534
DP\PDN	18-20	0.377-0.411	1.188-1.682	1,113-1,600	0,511-0,571
DP\PDO	18-20	0.311-0.459	1.207-1.700	1,145-1,608	0,440-0,671
DP\PDV	18-20	0.381-0.472	1.087-1.762	1,011-1,668	0,539-0,679
DUT\DGD	22-25	0.488-0.492	1.825-2.680	1,727-2,582	0,449-0,466
KG\DKGHI	16-17	0.446-0.498	1.008-1.411	0,919-1,311	0,503-0,672
KG\DKGHI2	16-17	0.378-0.422	1.091-1.392	1,015-1,308	0,501-0,597
PRG\DMAIN	18-19	0.382-0.410	1.590-1.477	1,514-1,395	0,493-0,688
PAR\RDUT	18-19	0.436-0.499	1.659-2.125	1,572-2,025	0,491-0,626
PRG\RMAIN	18-19	0.398-0.468	1.890-2.009	1,810-1,915	0,473-0,658
DUT\RHD_BF_SNORT1	22-25	0.259-0.488	2.611-3.192	2,559-3,094	0,514-0,565
DUT\RHD_BF_SNORT2	22-25	0.411-0.500	2.001-3.325	1,919-3,225	0,529-0,644
DUT\VIHD_BF_SNORT1	22-25	0.357-0.499	2.605-2.802	2,534-2,702	0,481-0,678
DUT\VIHD_BF_SNORT2	22-25	0.360-0.500	2.171-3.229	2,099-3,129	0,468-0,514
DUT\O2	18-19	0.319-0.479	0.541-0.997	0,477-0,901	0,486-0,612
KG\SCO	18-19	0.349-0.433	0.934-1.152	0,864-1,065	0,455-0,599
KG\SCO2	18-19	0.387-0.471	0.809-1.211	0,732-1,117	0,469-0,484
KG\SH2	18-19	0.300-0.471	0.867-1.165	0,807-1,071	0,483-0,675
DP\URZF1	19-21	0.344-0.500	2.108-2.455	2,039-2,355	0,492-0,651
DP\URZF2	19-21	0.373-0.498	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 [8].

Согласно проведенным исследованиям моделью, порядка не более 25 э-м-гармоник можно адекватно описывать 26 основных контролируемых технологических параметров доменного процесса, что позволяет получать модели временных рядов с однотипной структурой. Такая унификация сегментов, дает возможность сформировать архивную БД. Фрагмент структуры данных архивной БД представлен на рисунке 2.

Модели могут быть оптимизированы по объему, если провести исследования и найти соответствия между особенностями ряда и параметрами метода моделирования.

	COLUMN_NAME	DATA_TYPE	NULLABLE	DATA_DEFAULT	COLUMN_ID
1	ID_FT	NUMBER(38,0)	No	(null)	1
2	TIME_SEC	NUMBER(38,0)	Yes	(null)	2
3	MTIME_BEG	DATE	Yes	(null)	3
4	PAR_NAME	TEXT	No	(null)	4
5	MOD_MG	FLOAT	Yes	(null)	5
6	MOD_SIG	FLOAT	Yes	(null)	6
7	MOD_GL_I	FLOAT	Yes	(null)	7
8	MOD_GL_A	FLOAT	Yes	(null)	8
9	MOD_GL_FI	FLOAT	Yes	(null)	9
10	MOD_GL_ALF	FLOAT	Yes	(null)	10
11	MOD_GL_LY	FLOAT	Yes	(null)	11
12	MOD_GZ_I	FLOAT	Yes	(null)	12
13	MOD_GL_A	FLOAT	Yes	(null)	13
14	MOD_GZ_FI	FLOAT	Yes	(null)	14
15	MOD_GZ_ALF	FLOAT	Yes	(null)	15
16	MOD_GZ_LY	FLOAT	Yes	(null)	16

Рис. 2 – Структура архивної БД (фрагмент)

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 способ представления и хранения моделей нестационарных временных рядов технологических параметров в архивной БД АСУТП выплавки чугуна, с целью дальнейшего анализа.

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. Голяндина Н.Э. Метод “Гусеница” – SSA: анализ временных рядов: учеб. пособие / Н.Э. Голяндина. – СПб. : ВВМ, 2004. – 76 с.
4. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учебное пособие / Ю.П. Лукашин. – М. : Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
5. 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.
6. Бриллинджер Д. Временные ряды. Обработка данных и теория / Д. Бриллинджер. – М. : Мир, 1980. – 536 с.
7. Box G. A note on the generation of random normal deviates / G. Box // Annals of mathematical statistics. – 1958. – 29, №2. – P. 610-611.
8. Frosini B.V. On the distribution and power of goodness-of-fit statistic with parametric and non-parametric applications, “Goodness-of-fit” / B.V. Frosini // 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. Golyandina N.E. Method “Gusenitsa” – SSA: Time Series Fnalysis: teaching aid / N.E. Golyandina. – SPb. : VVM, 2004. – 76 p. – ISBN5-9651-0019-1. (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. Golyandina. N.E. Analysisof Time Series Structure: SSA and Related Techniques / N.E. Golyandina, V.V. Nekrutkin, A.A. Zhigljavsky. – Chapman & Hall, 2001. – 305 p. – ISBN1-58488-194-1.
6. Brillinger D. Time Series. Data Processing and Theory. / D. Brillinger. – M. : Mir, 1980. — 536 p. (Rus.)
7. Box G. A note on the generation of random normal deviates / G. Box // Annals of mathematical statistics. – 1958. – 29, №2. – P. 610-611.
8. Frosini B.V. On the distribution and power of goodness-of-fit statistic with parametric and non-parametric applications, “Goodness-of-fit” / B.V. Frosini // 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 29.11.2013