



УДК 004.94

DOI 10.17073/0368-0797-2023-2-236-243



Оригинальная статья

Original article

ФОРМИРОВАНИЕ ДАННЫХ ДЛЯ ЦИФРОВЫХ ТРЕНАЖЕРОВ ОПЕРАТОРОВ МЕТАЛЛУРГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

М. В. Ляховец[✉], Г. В. Макаров, А. С. Саламатин

Сибирский государственный индустриальный университет (Россия, 654007, Кемеровская обл. – Кузбасс, Новокузнецк, ул. Кирова, 42)

✉ mvlyakhovets@gmail.com

Аннотация. В статье рассматриваются вопросы формирования модельных реализаций временных рядов данных (на основе натуральных данных) контролируемых и неконтролируемых воздействий в тренажерно-обучающих системах и системах цифрового моделирования. Такие тренажеры получают все более широкое распространение в связи с развитием информационных и компьютерных технологий, автоматизированных систем научных исследований, обучающих систем, технологий цифрового моделирования (АПМ-моделирования), а также цифровых двойников и систем усовершенствованного управления. Сформированные реализации воздействий могут характеризовать ситуации нормального протекания процесса, аварийных и предаварийных состояний, или специфичные типопредставительные ситуации для обучения операторов и технологического персонала, тестирования программного обеспечения, исследования и настройки алгоритмов и поиска оптимальных управляющих воздействий. На примерах из металлургической отрасли показана возможность формирования нескольких взаимосвязанных воздействий на основе моделей нелинейной динамики и многовариантных динамических баз данных. В качестве модели формирования воздействий рассматривается система Лоренца, описывающая тепловую конвекцию текучей среды. Параметры модели для низкочастотной и высокочастотной составляющих определяются отдельно, путем обработки натуральных данных. Далее формируется учебная выборка с помощью операций нормализации и релейно-экспоненциального сглаживания. Реализации воздействий формируются с учетом взаимной корреляции данных на основе моделей хаотической динамики и подстраиваются до заданных свойств на ограниченной выборке заданного объема с требуемой точностью при помощи генератора в виде замкнутой динамической системы. Генератор в виде замкнутой динамической системы строится на основе многомерной формирующей авторегрессионной модели с подстраиваемыми коэффициентами. Показан пример формирования рядов данных технологических параметров доменной печи (степень износа кладки печи, показания датчиков температуры и плотность теплового потока).

Ключевые слова: моделирование процессов, натурно-модельный подход, цифровые двойники, модели динамического хаоса

Для цитирования: Ляховец М.В., Макаров Г.В., Саламатин А.С. Формирование данных для цифровых тренажеров операторов металлургических процессов. *Известия вузов. Черная металлургия.* 2023;66(2):236–243. <https://doi.org/10.17073/0368-0797-2023-2-236-243>

DATA GENERATION FOR DIGITAL SIMULATORS OF METALLURGICAL PROCESS OPERATORS

M. V. Lyakhovets[✉], G. V. Makarov, A. S. Salamatin

Siberian State Industrial University (42 Kirova Str., Novokuznetsk, Kemerovo Region – Kuzbass 654007, Russian Federation)

✉ mvlyakhovets@gmail.com

Abstract. The article deals with the formation of model implementations of time series of data (based on *in-situ* data) of controlled and uncontrolled impacts in simulator-training and digital modeling systems. Such simulators are becoming increasingly widespread due to the development of information and computer technologies, automated research systems, training systems, digital modeling technologies (APM modeling), as well as digital counterparts and advanced control systems. The formed implementations of impacts can characterize situations of normal process flow, emergency and pre-emergency states, or specific representative situations for training operators and technological personnel, software testing, research and tuning of algorithms and search for optimal control actions. Using examples from the metallurgical industry, the possibility of forming several interrelated impacts based on models of nonlinear dynamics and multivariate dynamic databases is shown. The Lorentz system describing the thermal convection of a fluid medium is considered as a model of the impacts formation. The model parameters for the low- and high-frequency components are determined separately, by processing *in-situ* data. Next, a training sample is formed using normalization and relay-exponential smoothing operations. The implementations of the actions are formed taking into account the mutual correlation of data based on models of chemical dynamics and are adjusted to the specified properties on a limited sample of a given volume with the required accuracy using a generator in the form of a closed dynamic system. The generator in form of a closed dynamic system is built on the basis of a multidimensional generating autoregressive model with

adjustable coefficients. An example of the formation of data series on technological parameters of a blast furnace (the degree of wear of the furnace lining, temperature sensor readings and heat flux density) is shown.

Keywords: process modeling, full-scale approach, digital twins, models of dynamic chaos

For citation: Lyakhovets M.V., Makarov G.V., Salamatina A.S. Data generation for digital simulators of metallurgical process operators. *Izvestiya. Ferrous Metallurgy*. 2023;66(2):236–243. <https://doi.org/10.17073/0368-0797-2023-2-236-243>

ВВЕДЕНИЕ

Последние десятилетия с развитием информационных и компьютерных технологий отмечены широким распространением как автоматизированных систем научных исследований, так и автоматизированных обучающих систем компьютерного тренинга [1–3]. Успешное использование такого рода систем обусловлено эффективными решениями задач хранения и использования информации, характеризующей функционирование промышленных (натурных) объектов в различных режимах. На текущий момент информационные технологии позволяют решить задачи посредством использования автоматизированных информационных систем, которые включают специализированные базы данных, реализующие хранение информации в виде реляционных моделей данных, и созданы с использованием клиент-серверной архитектуры, позволяющей разнести в пространстве поставщиков и потребителей информации на большие расстояния (вплоть до межконтинентальных). Используя удаленные базы данных, можно аккумулировать натурные значения, описывающие функционирование разнообразных подобных натурных объектов, собираемые как традиционными средствами, так и средствами Индустрии 4.0 [4].

Безусловно, при решении исследовательских и образовательных задач невозможно проводить интенсивное обучение и тренинг (не только при отработке навыков действия операторов в аварийных и нештатных ситуациях), а также проводить экспериментальную апробацию научных гипотез непосредственно на рабочих местах. Таким образом, необходимо использовать модельные представления реальных установок, которые должны быть территориально независимы от натурных объектов. Для моделирования физических процессов, прочностного расчета и проектирования конструкций, деталей машин и механизмов хорошо себя зарекомендовал подход АРМ-моделирования (Analysis Process Model) [5]. Решение указанных задач в системах управления требует подхода с акцентом не только на физику процесса, но и на требуемые характеристики этих процессов с точки зрения управления. При этом необходимо наличие многих однотипных вариантов реализации натурных данных, которые не всегда имеет смысл хранить, или необходимо практически бесконечное число вариантов статистически подобных реализаций. Таким образом, встает вопрос о формировании модельных реализаций на базе натурных рядов данных, причем на многовариантной основе [6].

В настоящей работе рассмотрен вариант решения задачи создания инструмента для получения псевдослучайных последовательностей с заданными характеристиками на основе многовариантных имитаторов. В работе [7] рассматривается подход к решению такой задачи при помощи многовариантных динамических баз данных, позволяющих производить варианты реализаций модельных данных, близких по статистическим и динамическим характеристикам к данным, отражающим функционирование натурных объектов управления, на основе типопредставительных реализаций натурных данных. В настоящей работе, в отличие от работы [7], рассматривается способ формирования генератора случайных последовательностей, в котором многовариантные динамические базы данных заменены на классическую модель нелинейной динамики и многовариантный фильтр релейно-экспоненциального сглаживания. Применение такого подхода позволит увеличить разнообразие вариантообразующих процедур с вариантно-воздействиями, условиям и преобразованиями.

МОДЕЛИ ХАОТИЧЕСКОЙ ДИНАМИКИ

Для формирования случайных реализаций временных рядов предлагается использовать модели хаотической динамики с раздельной имитацией колебательной (низкочастотной) и нестационарной (высокочастотной) компонент ряда. Прототипами послужили методы, представленные в работах [8; 9]. Рассмотрим способ многовариантного формирования модельных реализаций на базе натурных рядов данных с помощью модели тепловой конвекции в атмосфере, предложенной Лоренцем. Способ применения многовариантного имитатора покажем на примере имитации теплового состояния фурменной зоны доменной печи.

Система (аттрактор) Лоренца, используемая для описания тепловой конвекции в атмосфере, может быть представлена в следующем виде [10; 11]:

$$\begin{cases} \dot{X} = \sigma(Y - X); \\ \dot{Y} = \rho X - Y - XZ; \\ \dot{Z} = -\beta Z + XY. \end{cases} \quad (1)$$

где σ , ρ , β – коэффициенты аттрактора Лоренца; X , Y , Z – формируемые ряды.

С помощью системы уравнений (1) можно рассчитать, как будет вести себя текущая среда, которую равномерно разогревают снизу и охлаждают сверху (воздуш-

ные потоки в атмосфере). В частности, она позволяет понять, к какому результату приведет даже небольшое изменение исходных параметров.

Модельные реализации технологического режима формируются с помощью предлагаемого в настоящей работе метода в три этапа:

- имитация низкочастотной составляющей;
- имитация высокочастотной составляющей;
- многоитерационная корректировка реализаций для достижения заданной точности воспроизведения их свойств.

ФОРМИРОВАНИЕ НИЗКОЧАСТОТНОЙ СОСТАВЛЯЮЩЕЙ

Низкочастотная составляющая представляет собой тренд, формирующийся с помощью последовательной настройки коэффициентов σ , p , β аттрактора Лоренца по отклонениям модельных данных от натурных на предыдущем шаге имитации. Имитация осуществляется по следующему алгоритму.

1 этап. Выбор исходных реализаций натурных данных.

На этом этапе выбираются три ряда натурных данных по условию высокой степени взаимной корреляции (желательно, чтобы выбранные ряды несли типопредставительный характер изменения технологических параметров – степень износа кладки печи ($X^N(l)$); показания датчиков температуры ($Y^N(l)$); плотность теплового потока ($Z^N(l)$)).

2 этап. Нормализация.

Выбранные на предыдущем этапе ряды данных подлежат нормализации, например, по формулам из работы [12].

3 этап. Сглаживание рядов данных.

Проводится обработка выбранных нормализованных рядов данных $X(l)$, $Y(l)$, $Z(l)$ с помощью релейно-экспоненциального сглаживателя первого порядка [13]:

$$\tilde{X}(l) = \tilde{X}(l-1) + \alpha \begin{cases} X(l) - \tilde{X}(l-1), & \text{при } |X(l) - \tilde{X}(l-1)| \leq \beta; \\ \text{sign}[X(l) - \tilde{X}(l-1)], & \text{при } |X(l) - \tilde{X}(l-1)| > \beta. \end{cases}$$

где $\tilde{X}(l)$ – сглаженное значение; l – дискретное время; sign – коэффициент β с нужным знаком.

Настроечный параметр ($\beta > 0$) определяется следующим образом:

$$\beta = |\Delta^s| + (2 \div 3) \sigma_N,$$

где $|\Delta^s|$ – модуль вероятного приращения полезного сигнала на соседних отсчетах; σ_N – среднеквадратическое отклонение обычной (без учета грубых выбросов) помехи с нормальным распределением и нулевым средним.

Настроечный коэффициент α выбирается из диапазона $[0; 1]$ для достижения чувствительности и сглажи-

вания в соответствии с динамикой исследуемого процесса.

4 этап. Формирование учебной выборки.

Из полученных рядов формируется учебная выборка для расчета коэффициентов системы Лоренца (σ , p , β) на каждый отсчет. Принимая во внимание, что производную можно определить через разность между соседними отсчетами (при интервале дискретизации, равным 1), получим

$$\begin{aligned} \dot{X} &= \tilde{X}(l) - \tilde{X}(l-1); \\ \dot{Y} &= \tilde{Y}(l) - \tilde{Y}(l-1); \\ \dot{Z} &= \tilde{Z}(l) - \tilde{Z}(l-1). \end{aligned} \quad (2)$$

Подставляем в систему Лоренца (1) полученные выражения (2):

$$\begin{aligned} \tilde{X}^n(l) - \tilde{X}^n(l-1) &= \sigma(l-1) [\tilde{Y}^n(l-1) - \tilde{X}^n(l-1)]; \\ \tilde{Y}^n(l) - \tilde{Y}^n(l-1) &= p(l-1) \tilde{X}^n(l-1) - \\ &\quad - \tilde{Y}^n(l-1) - \tilde{X}^n(l-1) \tilde{Z}^n(l-1); \\ \tilde{Z}(l) - \tilde{Z}(l-1) &= -\beta(l-1) \tilde{Z}^n(l-1) + \\ &\quad + \tilde{X}^n(l-1) \tilde{Y}^n(l-1). \end{aligned} \quad (3)$$

Из уравнений (3) выражаем коэффициенты σ , p , β :

$$\begin{aligned} \sigma(l-1) &= \frac{\tilde{X}^n(l) - \tilde{X}^n(l-1)}{\tilde{Y}^n(l-1) - \tilde{X}^n(l-1)}; \\ p(l-1) &= \frac{\tilde{Y}^n(l-1) + \tilde{X}^n(l-1) \tilde{Z}^n(l-1)}{\tilde{X}^n(l-1)}; \\ \beta(l-1) &= \frac{\tilde{X}^n(l-1) \tilde{Y}^n(l-1) - \tilde{Z}(l) + \tilde{Z}(l-1)}{\tilde{Z}(l-1)}. \end{aligned} \quad (4)$$

5 этап. Формирование модельных воздействий.

Для формирования модельных воздействий достаточно задать начальные значения $X^M(0)$, $Y^M(0)$, $Z^M(0)$ и подставить вместе с коэффициентами $\sigma(l)$, $p(l)$, $\beta(l)$ в формулы

$$\begin{aligned} X^M(l) &= X^M(l-1) + \\ &\quad + \sigma(l-1) [Y^M(l-1) - X^M(l-1)]; \\ Y^M(l) &= p(l-1) X^M(l-1) - X^M(l-1) Z^M(l-1); \\ Z^M(l) &= Z^M(l-1) - \beta(l-1) Z^M(l-1) + \\ &\quad + Z^M(l-1) Y^M(l-1). \end{aligned} \quad (5)$$

6 этап. Приведение данных к исходному диапазону изменения.

Проводится операция, обратная операции нормализации, выполненной на этапе 2:

$$V_i^M(l) = V_{\text{норм},i}^M(l) (V_{\text{max},i}^H - V_{\text{min},i}^H) + V_{\text{min},i}^H;$$

здесь $V_{\text{норм},i}^M(l)$ – модельные воздействия, рассчитанные по формуле (5).

Варьируя настроечными коэффициентами релейно-экспоненциального сглаживания и начальными условиями имитации, получим варианты оценки модельных воздействий.

ФОРМИРОВАНИЕ ВЫСОКОЧАСТОТНОЙ СОСТАВЛЯЮЩЕЙ

Высокочастотная составляющая определяется как разность между фактическим и сглаженным значениями в l -ый момент времени ($l = 1, 2, \dots, N$, где N – количество данных). Для нахождения высокочастотной составляющей используется система Лоренца. Алгоритм имитации следующий.

1 этап. Определение отклонений фактических от сглаженных нормализованных значений.

На этом этапе вычисляется разность между фактическим нормализованным и сглаженным нормализованными значениями в l -ый момент времени:

$$\begin{aligned}\Delta X^H(l) &= X^H(l) - \tilde{X}(l); \\ \Delta Y^H(l) &= Y^H(l) - \tilde{Y}(l); \\ \Delta Z^H(l) &= Z^H(l) - \tilde{Z}(l).\end{aligned}\quad (6)$$

2 этап. Формирование учебной выборки.

Из полученных рядов формируется учебная выборка для расчета коэффициентов системы Лоренца ($\Delta\sigma$, $\Delta\rho$, $\Delta\beta$) на каждый отсчет. Принимая во внимание, что производную можно определить через разность между соседними отсчетами (при интервале дискретизации 1), выражаем коэффициенты $\Delta\sigma$, $\Delta\rho$, $\Delta\beta$ в приращениях сигнала:

$$\begin{aligned}\sigma(l-1) &= \frac{\Delta X^H(l) - \Delta X^H(l-1)}{\Delta Y^H(l-1) - \Delta X^H(l-1)}; \\ \rho(l-1) &= \frac{\tilde{Y}^H(l-1) + \tilde{X}^H(l-1)\tilde{Z}^H(l-1)}{\tilde{X}^H(l-1)}; \\ \beta(l-1) &= \frac{\tilde{X}^H(l-1)\tilde{Y}^H(l-1) - \tilde{Z}^H(l) + \tilde{Z}^H(l-1)}{\tilde{Z}^H(l-1)}.\end{aligned}\quad (7)$$

3 этап. Формирование модельной высокочастотной составляющей.

Для формирования модельной высокочастотной составляющей достаточно задать начальные значения $\Delta X^M(0)$, $\Delta Y^M(0)$, $\Delta Z^M(0)$ и подставить вместе с коэффициентами ($\Delta\sigma$, $\Delta\rho$, $\Delta\beta$) в формулы:

$$\begin{aligned}\Delta X^M(l) &= \Delta X^M(l-1) + \\ &+ \Delta\sigma(l-1)[\Delta Y^M(l-1) - \Delta X^M(l-1)]; \\ \Delta Y^M(l) &= \Delta\rho(l-1)\Delta X^M(l-1) - \\ &- \Delta X^M(l-1)\Delta Z^M(l-1); \\ Z^M(l) &= \Delta Z^M(l-1) - \Delta\beta(l-1)\Delta Z^M(l-1) + \\ &+ \Delta Z^M(l-1)\Delta Y^M(l-1).\end{aligned}\quad (8)$$

4 этап. Формирование модельных воздействий:

$$\begin{aligned}X^M(l) &= X^H(l) + \Delta X^M(l); \\ Y^M(l) &= Y^H(l) + \Delta Y^M(l); \\ Z^M(l) &= Z^H(l) + \Delta Z^M(l),\end{aligned}\quad (9)$$

где $X^H(l)$, $Y^H(l)$, $Z^H(l)$ – низкочастотная составляющая модельного воздействия.

5 этап. Приведение данных к исходному диапазону изменения.

Проводится операция, обратная операции нормализации:

$$V_i^M(l) = V_{\text{норм},i}^M(l) \left(V_{\text{max},i}^H - V_{\text{min},i}^H \right) + V_{\text{min},i}^H;$$

здесь $V_{\text{норм},i}^M(l)$ – модельные воздействия, рассчитанные по формуле (9).

ПОДСТРОЙКА КОРРЕЛЯЦИОННОЙ ФУНКЦИИ

При использовании изложенной выше последовательности действий формируются ряды с достаточно высокой степенью корреляции, однако конкретные значения корреляционной функции (КФ) могут отличаться от исходных натуральных данных. Поэтому достичь воспроизводимости характеристик при численном моделировании возможно только при значительных объемах моделируемой выборки (сотни тысяч моделируемых точек). Хотя современные вычислительные системы позволяют это сделать [14; 15], производственные задачи требуют обеспечить заданные свойства воздействий на коротких участках данных (тысячах или даже всего сотнях отсчетов). Для решения такой задачи при формировании одной переменной [7] был разработан алгоритм формирования сигналов с заданными свойствами, одним из которых является автокорреляционная функция. Вариант такого алгоритма для нескольких связанных переменных с заданной корреляционной функцией представлен на рис. 1.

Представленный генератор позволяет формировать ряды данных Y^M , Z^M с заданной корреляционной функцией с рядом X^M , полученным описанным выше методом или в виде значений физического (или натурального) сигнала из АСУ ТП, характеризующегося динамическими свойствами Ω_{YX} (Ω_{ZX}), оцениваемыми в блоке рекуррентной оценки КФ, которые учитываются в блоке прямой цепи. Блок обратной связи позволяет оперативно корректировать параметры формирующей модели (ФМ) δA_{YX} (δA_{ZX}) по отклонению свойств итогового сигнала Ω_{YX} (Ω_{ZX}) от заданных Ω_{YX}^* (Ω_{ZX}^*).

На рис. 2 представлен фрагмент коррелированных сигналов $X(l)$ и $Y(l)$, а на рис. 3 – графики корреляционных функций. Корреляция сигналов, сформированных с помощью модели первого порядка, на ограниченном интервале не дает достичь заданной точности.

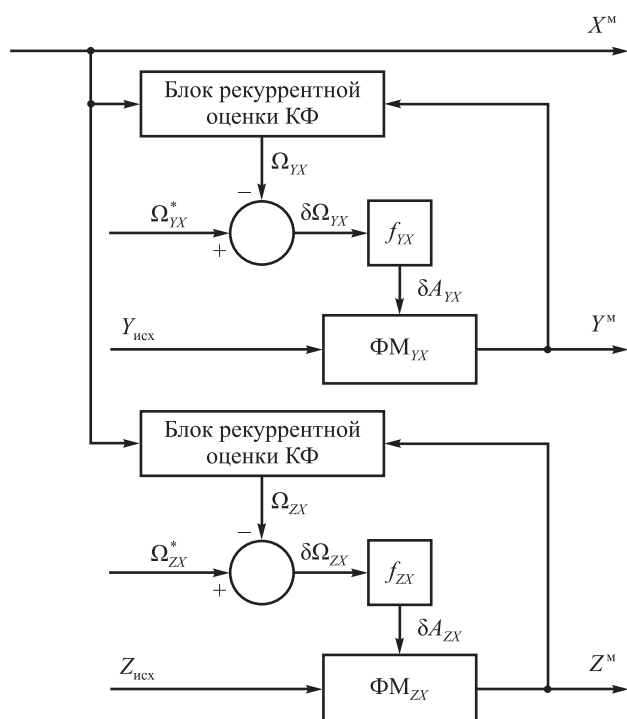


Рис. 1. Схема генератора в виде замкнутой динамической системы

Fig. 1. Generator circuit in the form of a closed dynamic system

На рис. 3 видно, что исходная корреляционная функция сигналов $X(i)$ и $Y(i)$ имеет отклонение значений от заданных более 5 % при моделируемой выборке 25 000 отсчетов (чем меньше интервал, тем больше отклонения).

Представлены корреляционные функции исходных сигналов, заданная корреляционная функция и полученная после генератора корреляционная функция для формируемых сигналов. После процедуры подстройки в генераторе отклонения заданной и фактической корреляционной функции составили менее 1 %.

Для достижения заданной точности воспроизведения свойств применяется многоитерационная процедура подстройки с помощью генератора (рис. 1). Формирующая модель (ФМ) для сигнала Y^M представлена в следующем виде:

$$Y^M(i) = \sum_{j=1}^n (\alpha_{XY}(j)) X^M(i-j) + \Delta Y_{исх}(i), \quad (10)$$

где n – порядок формирующей модели.

Корректировка коэффициентов $\tilde{\alpha}_{XY}(j)$ проводится по следующей формуле:

$$\tilde{\alpha}_{XY}(j) = \Delta A_{XY} + \alpha_{XY}(j), \quad (11)$$

где $\alpha_{XY}(j)$ – текущий коэффициент авторегрессии; $\tilde{\alpha}_{XY}(j)$ – скорректированный коэффициент авторегрессии; ΔA_{XY} – отклонение от заданного значения КФ на выходе после оператора обратной связи f_{XY} .

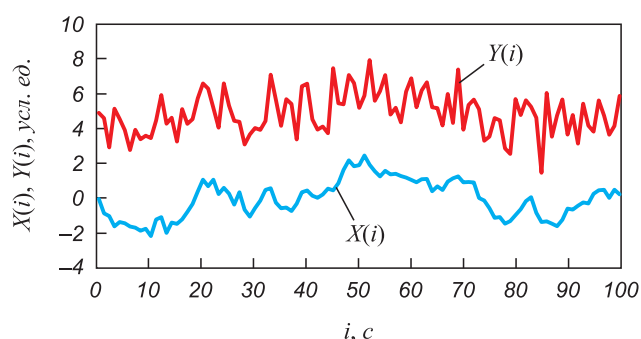


Рис. 2. Фрагмент коррелированных сигналов

Fig. 2. Fragment of correlated signals

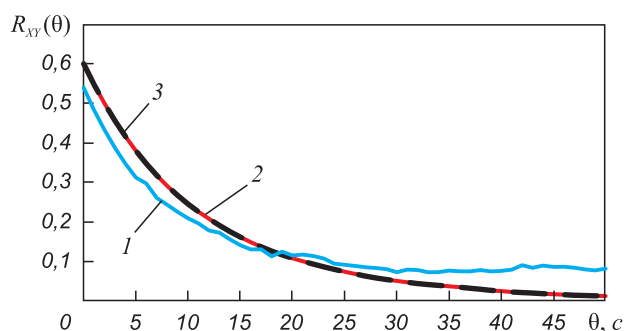


Рис. 3. Корреляционные функции сигналов:

1 – исходная КФ; 2 – заданная КФ;
3 – полученная после генератора КФ

Fig. 3. Graphs of signals correlation functions:
1 – original CF; 2 – specified CF; 3 – obtained after the CF generator

При невозможности достичь заданной точности воспроизведения при текущем порядке формирующей модели (10) проводится повышение порядка $n+1$ и процедура (11) повторяется до тех пор, пока не будет достигнута заданная точность.

В соответствии с вышеописанным алгоритмом было реализовано численное моделирование (рис. 4). Анализируя результаты моделирования, можно сделать следующие выводы. Имитация по первому каналу дает хорошие результаты. Во втором варианте есть одиночные выбросы (это объясняется малыми приращениями, которые используются для вычисления параметров модели Лоренца). В целом эта модель достаточно точно (в пределах исследовательской точности) отслеживает динамику сигнала и сохраняет заданные значения свойств.

Сформированные последовательности могут быть использованы как в тренажерно-обучающих системах, так и при проектировании и настройке алгоритмов оценивания и контроля различных производственных ситуаций, когда влияние одной величины на другие подчиняется определенным зависимостям, но построение моделей затруднено. Например, для формирования обучающих и тестовых выборок для алгоритмов и подсистем мониторинга и предотвращения предаварийных и аварийных ситуаций [16]. Другими примерами для

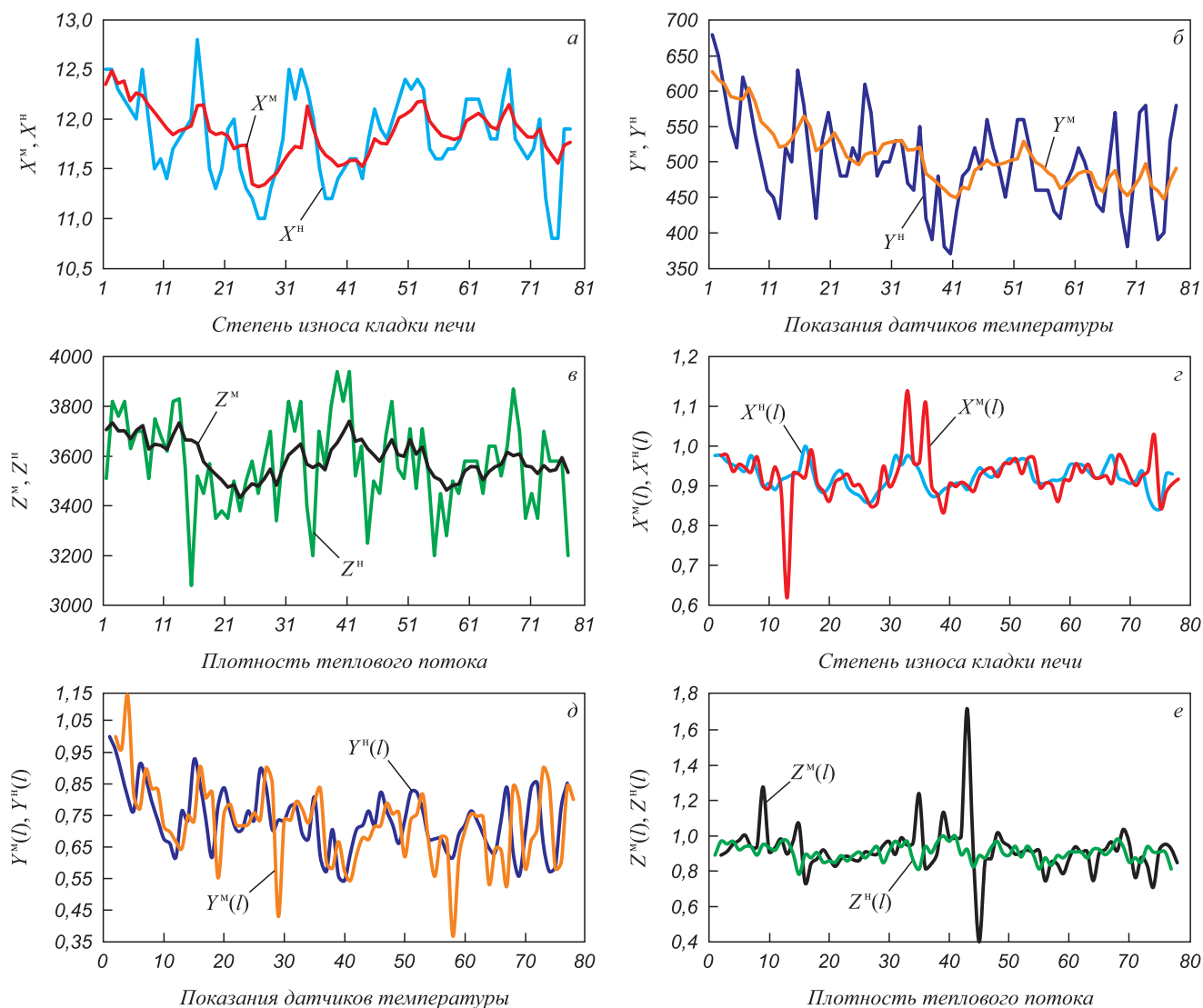


Рис. 4. Результаты имитации по первому (а, б, в) и второму каналам (з, д, е):
а, з – степень износа кладки печи; б, д – показания датчиков температуры; в, е – плотность теплового потока

Fig. 4. Simulation results for the first channel (а, б, в) and the second channel (з, д, е):
а, з – degree of wear of furnace lining; б, д – temperature sensor readings; в, е – heat flux density

применения предложенных решений могут служить многоточечные измерительные системы [17], цифровые двойники, описанные в работе [18] в соответствии с ГОСТ Р 57700.37 – 2021 [19], при построении и исследовании комплексных моделей [20], и другие модели и моделирующие комплексы, применяемые при моделировании сложных систем [21; 22].

Выводы

Отдельным применением предложенной схемы формирования воздействий можно выделить задачи математического моделирования и алгоритмизации функций мониторинга технологических процессов на основе многоточечных измерительных систем, в которых при построении моделей выполнен учет технологических параметров, влияющих на качество реализа-

ции главной функции объекта управления и требующих измерения и контроля, включая концентрацию веществ и взвешенных частиц, между которыми установлены функциональные зависимости, после чего применяется мультиверсионный подход для получения N -го количества измеряемых данных. Рассматриваемый подход можно дополнить с помощью предложенного в настоящей работе алгоритма моделирования, используя натурные данные или модельные реализации для его настройки. Это позволит дать множество альтернативных реализаций вариантов протекания одного процесса с заданными свойствами зависимостей между параметрами для более точной дальнейшей настройки и исследования алгоритмов и систем.

Предложенный двухэтапный алгоритм формирования данных предлагается включать в структуру цифровых двойников, соответствующих ГОСТ Р 57700.37 – 2021,

который устанавливает следующее определение: объединяя различные математические модели и методы имитационного моделирования в единую систему, можно получить новую сущность – цифровой двойник, который позволяет всесторонне описать изделие и системно подойти к разработке, производству и эксплуатации изделий. Для эффективного применения рассмотренного алгоритма в системе цифрового двойника должны быть предусмотрены связи с моделями типопредставительных ситуаций, логических состояний вход/выходных сигналов технологического оборудования и цепей управления им, пересчетными, статистическими, конструкторскими, АРМ-моделями и другими моделями, описывающими процесс с необходимых сторон.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

- Beloglazov I.I., Petrov P.A., Bazhin V.Y. The concept of digital twins for tech operator training simulator design for mining and processing industry. *Eurasian Mining*. 2020;(2): 50–54. <https://doi.org/10.17580/em.2020.02.12>
- Ackers D. Stations AR simulated digital twin. In: *XR Case Studies. Management for Professionals*. Springer, Cham; 2021:83–90. https://doi.org/10.1007/978-3-030-72781-9_11
- Zinchenko S., Mateichuk V., Nosov P., Popovych I., Solovey O., Mamenko P., Grosheva O. Use of simulator equipment for the development and testing of vessel control systems. *Electrical, Control and Communication Engineering*. 2021;16(2):58–64. <https://doi.org/10.2478/ecce-2020-0009>
- Спирин Н.А., Рыболовлев В.Ю., Лавров В.В., Гурин И.А., Шнайдер Д.А., Краснобаев А.В. Научные проблемы создания интеллектуальных систем управления технологическими процессами в пирометаллургии на основе концепции “индустрия 4.0”. *Металлург*. 2020;(6):71–76. Spirin N.A., Rybolovlev V.Yu., Lavrov V.V., Gurin I.A., Schnayder D.A., Krasnobayev A.V. Scientific problems in creating intelligent control systems for technological processes in pyrometallurgy based on industry 4.0 concept. *Metallurgist*. 2020;64(5-6):574–580. <https://doi.org/10.1007/s11015-020-01029-1>
- Kuzlyakina V.V. Integration processes in engineering education. In: *New Trends in Educational Activity in the Field of Mechanism and Machine Theory*. Springer, Cham; 2014: 47–55.
- Авдеев В.П., Кустов Б.А., Мышляев Л.П. *Производственно-исследовательские системы с многовариантной структурой*. Новокузнецк: изд. Кузбасского филиала Инженерной академии; 1992:188. Avdeev V.P., Kustov B.A., Myshlyayev L.P. *Production and Research Systems with Multivariate Structure*. Novokuznetsk: izd. Kuzbasskogo filiala Inzhenernoi akademii; 1992:188. (In Russ.).
- Ляховец М.В., Макаров Г.В., Саламатин А.С. Моделирование возмущений при исследовании управляющих систем. *Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика*. 2020;4:70–79. Lyakhovets M.V., Makarov G.V., Salamatin A.S. Modeling of disturbances in the study of control systems. *Vestnik Astrakhanского gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika*. 2020;4:70–79. (In Russ.).
- Nagiev F.B. The Lorentz system and the prediction of yield of petroliferous strata. *Automation and Remote Control*. 1998;9(9):182–186.
- Сонечкина Д.М. и др. Новый способ экстраполяции хаотических временных рядов посредством Вейвлетов с приложением их к динамике климата. *Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика*. 1996;4(4-5). Sonechkina D.M., etc. A new way of extrapolating chaotic time series by Wavelets with their application to climate dynamics. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 1996;4(4-5). (In Russ.).
- Pchelintsev A.N. Numerical and physical modeling of the dynamics of the Lorenz system. *Numerical Analysis and Applications*. 2014;7(2):159–167. <https://doi.org/10.1134/S1995423914020098>
- Gorman M., Widmann P.J., Robbins K.A. Nonlinear dynamics of a convection loop: A quantitative comparison of experiment with theory. *Physica D*. 1986;19(2):255–267. [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(86\)90022-9](https://doi.org/10.1016/0167-2789(86)90022-9)
- Рыков А.С. *Методы системного анализа: оптимизация*. Москва: НПО Изд-во экономика; 1999:255. Rykov A.S. *Methods of System Analysis: Optimization*. Moscow: NPO Izd-vo ekonomika; 1999:255. (In Russ.).
- Даниелян Т.М., Авдеев В.П., Парпаров Я.Г. Первичная обработка информации с помощью ЭВМ. *Известия вузов. Черная металлургия*. 1981;24(7):14–19. Danielyan T.M., Avdeev V.P., Parparov Ya.G. Primary processing of information with a computer. *Izvestiya. Ferrous Metallurgy*. 1981;24(7):14–19. (In Russ.).
- Soucek B., Prohorov S. Event – train correlation and real – time microcomputer systems. *Microprocessing and Microprogramming*. 1983;11(1):23–29.
- Tsoukalas I., Kossieris P., Makropoulos C. Simulation of non-Gaussian correlated random variables, stochastic processes and random fields: Introducing the anySim R-package for environmental applications and beyond. *Water*. 2020; 12(6):1645. <https://doi.org/10.3390/w12061645>
- Ляховец М.В., Макаров Г.В., Саламатин А.С., Шипунов М.В. Оценивание предаварийных состояний технологического оборудования и контрольно-измерительных приборов. *Промышленные АСУ и контроллеры*. 2020;(3): 16–24. Lyakhovets M.V., Makarov G.V., Salamatin A.S., Shipunov M.V. Assessment of pre-emergency conditions of technological equipment and control-measuring devices. *Pro-myshlennyye ASU i kontrolyery*. 2020;(3):16–24. (In Russ.).
- Ковалев И.В., Ковалев Д.И., Лосев В.В., Сарамуд М.В., Тынченко Я.А. Математическое моделирование и алгоритмизация функций мониторинга технологических процессов на основе многоточечных измерительных систем. *Современные наукоемкие технологии*. 2021;(6-1): 29–38. Kovalev I.V., Kovalev D.I., Losev V.V., Saramud M.V., Tynchenko Ya.A. Mathematical modeling and algorithmization of monitoring functions of technological processes based on multipoint measuring systems. *Sovremennyye naukoemkiye tekhnologii*. 2021;(6-1):29–38. (In Russ.).

18. Скударнова Н.В., Макаров Г.В., Свинцов М.М. Программная реализация модели тяжелосреднего гидrocиклона как компонента цифрового двойника производства. В кн.: *Системы автоматизации в образовании, науке и производстве. AS'2021. Труды XIII Всероссийской научно-практической конференции (с международным участием)*. Новокузнецк: ИЦ СибГИУ; 2021:151–155.
Skudarnova N.V., Makarov G.V., Svintsov M.M. Software implementation of heavy-medium hydrocyclone model as a component of production digital twin of. In: *Automation Systems in Education, Science and Production. AS'2021. Proceedings of the XIII All-Russ. Sci. and Pract. Conf. (with Int. Participation)*. Novokuznetsk: ITs SibSIU; 2021:151–155. (In Russ.).
19. ГОСТ Р 57700.37 – 2021. Компьютерные модели и моделирование. Цифровые двойники изделий. Общие положения. Москва: ИПК Изд-во стандартов; 2021:10.
GOST R 57700.37 – 2021. Computer models and modeling. Digital twins of products. General provisions. Moscow: IPK Izd-vo standartov; 2021:10. (In Russ.).
20. Makarov G.V., Tamarkina E.V., Lyakhovets M.V., Salamatina A.S. Functional status technological equipments modeling. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2020;865(1):012010.
<https://doi.org/10.1088/1757-899X/865/1/012010>
21. Советов Б.Я., Яковлев С.А. *Моделирование систем*. Москва: Изд-во Юрайт; 2019:343.
Sovetov B.Ya., Yakovlev S.A. *Modeling of Systems*. Moscow: Yurait; 2019:343. (In Russ.).
22. Бусленко Н.П. *Моделирование сложных систем*. Москва: Наука; 1978:400.
Buslenko N.P. *Modeling of Complex Systems*. Moscow: Nauka; 1978:400. (In Russ.).

Сведения об авторах

Information about the Authors

Михаил Васильевич Ляховец, к.т.н., доцент кафедры автоматизации и информационных систем, Сибирский государственный индустриальный университет
E-mail: mvlyakhovets@gmail.com

Георгий Валентинович Макаров, старший преподаватель кафедры менеджмента качества и инноваций, Сибирский государственный индустриальный университет
ORCID: 0000-0002-9933-4769
E-mail: gmakarov@nicsu.ru

Александр Сергеевич Саламатин, ассистент кафедры автоматизации и информационных систем, Сибирский государственный индустриальный университет
E-mail: al516r@mail.ru

Mikhail V. Lyakhovets, Cand. Sci. (Eng.), Assist. Prof. the Chair "Automation and Information Systems", Siberian State Industrial University
E-mail: mvlyakhovets@gmail.com

Georgii V. Makarov, Senior Lecturer of the Chair of Quality Management and Innovation, Siberian State Industrial University
ORCID: 0000-0002-9933-4769
E-mail: gmakarov@nicsu.ru

Aleksandr S. Salamatina, Assistant of the Chair "Automation and Information Systems", Siberian State Industrial University
E-mail: al516r@mail.ru

Вклад авторов

Contribution of the Authors

М. В. Ляховец – формирование модели хаотической динамики и многовариантных динамических баз данных.

Г. В. Макаров – формирование генератора в виде замкнутой динамической системы, адаптация для формирования связанных переменных.

А. С. Саламатин – проведение моделирования, представление данных.

M. V. Lyakhovets – formation of a model of chaotic dynamics and multivariate dynamic databases.

G. V. Makarov – formation of a generator in the form of a closed dynamic system, adaptation for the formation of related variables.

A. S. Salamatina – modeling, data presentation.

Поступила в редакцию 22.02.2022
После доработки 10.04.2022
Принята к публикации 16.12.2022

Received 22.02.2022
Revised 10.04.2022
Accepted 16.12.2022