

УДК 004.8

DOI: 10.21869/2223-1560-2019-23-2-109-123

К вопросу устойчивости прогнозирующей модели на основе кратномасштабного вейвлет-преобразования

Е.А. Сакрутина ✉

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт проблем управления
им. В. А. Трапезникова Российской академии наук, Россия, 117997, Москва, ул. Профсоюзная, д. 65

✉ e-mail: consoft@ipu.ru

Резюме

Цель исследования. Настоящая работа посвящена проблеме создания прогнозирующих моделей производственных процессов и условиям их устойчивости.

Методы: Прогнозирующие модели активно применяются в современных системах управления, интеллектуальных системах информационной поддержки принятия решений, играют огромную роль в любой деятельности, связанной с процессами обработки сигналов, в том числе обнаружения аномалий различных технологических процессов и оценке рискового потенциала объектов критической информационной инфраструктуры, а также могут применяться в системах мониторинга угроз безопасности. Особый класс в ряду прогнозирующих моделей представляют собой модели, основанные на знаниях о протекающих процессах (например, закономерностях, извлекаемых из данных, накопленных в результате работы объекта).

Результаты. В статье рассмотрена относящаяся к этому классу виртуальная «мгновенная» модель объекта, представленная с учетом кратко-масштабного разложения векторов входных воздействий и прогноза выхода объекта. Рассматриваемая модель дает прогноз без учета возможных будущих состояний прогнозного фона. Для исследования устойчивости виртуальной «мгновенной» модели разработан подход, основанный на вейвлет-анализе, который характеризуется уникальной возможностью детального частотного анализа во времени. На основе этого подхода получены условия устойчивости прогнозирующей модели с выделением условий для аппроксимирующей и детализирующей составляющих для четырех типов соотношений между глубиной памяти по входу и выходу.

Заключение: В статье приведена прогнозирующая модель процесса нефтепереработки, в которой глубина памяти по входу больше глубины памяти по выходу. Показано, что точность прогноза виртуальной «мгновенной» модели выше, чем у линейной прогнозирующей модели при редких данных лабораторного анализа. Для построенной модели проиллюстрировано одно из условий устойчивости в зависимости от глубины разложения. На основе анализа полученных результатов можно сделать вывод о применимости полученных условий устойчивости для оценки рискового потенциала реализации прогноза развития процесса в системах мониторинга угроз безопасности.

Ключевые слова: прогнозирующая модель; кратномасштабное вейвлет-преобразование; условия устойчивости; ассоциативный поиск; безусловный прогноз.

Конфликт интересов: Автор декларирует отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Сакрутина Е.А. К вопросу устойчивости прогнозирующей модели на основе кратномасштабного вейвлет-преобразования // Известия Юго-Западного государственного университета. 2019. Т. 23, № 2. С. 109-123. DOI: 10.21869/2223-1560-2019-23-2-109-123.

© Сакрутина Е.А., 2019

UDC 004.8

DOI: 10.21869/2223-1560-2019-23-2-109-123

To a Question of Predicting Model Stability on the Basis of Multiple Scale Wavelet Transformation

Ekaterina A. Sakrutina ✉

Institute of Control Sciences named after V.A. Trapeznikov, 65, Profsoyuznaya str., Moscow, 117997,
Russian Federation

✉ e-mail: consoft@ipu.ru

Abstract

Purpose of research. The article is devoted to the development of production predicting models and their stability conditions.

Methods: Predicting models are actively used in modern control systems, in information support intellectual systems of decision-making. They have a huge role in any activity connected with signals' processing including anomalies detection of various technological processes and assessment of risk potential of critical information infrastructure objects. They can also be used in monitoring systems of security threats. Special class among predicting models is represented by the models based on experiences of proceeding processes (for example, regularities taken from the data which are saved up as a result of an object work).

Results. Virtual "instant" model of an object belonging to this class is described in the article. It is presented taking into account multiple and large-scale decomposition of entrance influences vectors and the forecast of an object output. The described model gives the forecast without possible future conditions of an expected background. The approach based on the wavelet-analysis which is characterized by a unique opportunity of detailed frequency analysis in time is developed for stability study of virtual "instant" model. Stability conditions of the predicting model are received on the basis of this approach. This model has allocation conditions for approximating and detailing components for four types of ratios between memory depth on input and output.

Conclusion: Predicting model of oil processing in which memory depth on an input is more than memory depth on output is described in the article. It is shown that the accuracy of virtual "instant" model forecast is higher than linear predicting model has at rare data of laboratory analysis. One of stability conditions depending on decomposition depth is shown for the constructed model. On the basis of received results analysis it is possible to draw a conclusion on applicability of received stability conditions for risk potential assessment of process development forecast implementation in monitoring systems of security threats.

Keywords: predicting model; multiple scale wavelet transformation; stability conditions; associative search; unconditional forecast.

Competing interests: Authors state the lack of obvious and potential competing interests connected with publication of present article.

Keywords: predicting model; multiple scale wavelet transformation; stability conditions; associative search; unconditional forecast.

Conflict of interest. The Author declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

For citation: Sakrutina E. A. To a Question of Predicting Model Stability on the Basis of Multiple Scale Wavelet Transformation. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2019, 23(2): 109-123 (In Russ.). DOI: 10.21869/2223-1560-2019-23-2-109-123.

Введение

При решении задачи идентификации можно выделить широкий класс процессов, для управления которыми недостаточно построения линейных моделей. Кроме того, данные процессы могут иметь некоторые особенности в определенные моменты времени. В технических системах они зачастую имеют циклический характер. Примером причин этого факта может служить различие в составе сырья, поставляемого от различных поставщиков для технологических процессов непрерывного и полунепрерывного производства. Другой пример – сезонные и суточные колебания нагрузки в электрических сетях, что оказывает непосредственное влияние на процесс оптимизации режимов управления передачей электроэнергии. Хорошо известны колебания фондового рынка, обусловленные целым рядом экономических закономерностей. Поэтому актуальным является построение прогнозирующих моделей для нестационарных процессов такого типа объектов [1-3].

В течение последних двадцати лет для анализа нестационарных процессов в различных областях получило широкое применение вейвлет-преобразование, о чем свидетельствуют многочисленные публикации (как например [4-9]). Вейвлет-преобразование сигналов является обобщением спектрального анализа, например по отношению к преобразованию Фурье. В середине 80-х годов появились первые работы по

вейвлет-анализу временных (пространственных) рядов с выраженной неоднородностью [10]. Метод был представлен как альтернатива преобразованию Фурье, локализирующему частоты, но не дающему временного разрешения процесса.

В настоящее время вейвлет-анализ используется для обработки и синтеза нестационарных сигналов, для решения задач сжатия и кодирования информации, обработки изображений, в теории и практике распознавания образов, в частности, в медицине, и во многих других сферах. Эффективной оказалась практика применения вейвлетов для исследования геофизических полей, временных метеорологических рядов, прогнозирования землетрясений. Подход эффективен для исследования функций и сигналов, нестационарных во времени или неоднородных в пространстве. Вейвлет-анализ основан на применении специального линейного преобразования процессов для изучения интерпретируемых этими процессами реальных данных, характеризующих процессы и физические свойства реальных объектов, в частности, технологических процессов.

Вейвлет-преобразование как математический инструмент служит, главным образом, для анализа данных во временной и частотной областях. Теория вейвлетов может быть использована для идентификации систем в разных аспектах [11, 12]. Вейвлеты используются преимущественно для идентификации нелинейных систем с особенной структурой, где неизвестные изменяющиеся

во времени коэффициенты могут быть представлены как линейная комбинация базисных вейвлет-функций [13, 14].

Целью настоящей работы является получение условий устойчивости виртуальной «мгновенной» модели, дающей прогноз без учета возможных будущих состояний прогнозного фона.

Материалы и методы решения задачи

2.1. Виртуальные анализаторы и их особенности

Особенностью функционирования современных систем управления производственными процессами объектов с повышенным риском эксплуатации является использование программно-алгоритмических комплексов, называемых виртуальными анализаторами. Виртуальные анализаторы реализуют построение прогнозирующей модели технологического процесса на конкретном объекте, используя помимо текущих и архивных технологических данных модели на других уровнях управления. Стоит отметить, что результаты моделирования различных участков технологического процесса не становятся элементами сложной модели на более высоком уровне, а лишь формируют для нее вектор входной информации, компенсируя таким образом недостаточность априорной информации о прогнозируемом процессе дополнительными «виртуальными» измерениями [15].

Особенностями виртуальных анализаторов являются:

1) реализация адаптивного подхода к настройке моделей на основе использования всего спектра данных (опера-

тивных, архивных, ретроспективных – из базы знаний и экспертных заключений, текущих значений параметров моделей на других участках) при их функционировании;

2) использование моделей других технологических процессов, и, кроме того в качестве дополнительного источника априорной информации для идентификации моделируемого процесса рекомендуемые управляющие воздействия (которые, возможно, функционируют только в режиме советчика оператора).

На основе инструментов регрессионного анализа можно ответить на следующие вопросы:

- правильно ли определены входные и выходные параметры модели;
- на сколько точно описывает полученная модель имеющиеся экспериментальные данные (проверка гипотезы об адекватности модели).

Для проверки точности определения входных и выходных параметров модели процесса осуществляется проверка гипотезы о значимости параметров модели. Для оценки точности модели процесса осуществляется проверка гипотезы об адекватности модели. Точность модели определяется в зависимости от ошибок прогноза модели. В ряде задач допустимая ошибка измерений задается стандартами, технологическими регламентами или другими требованиями.

Ошибкой прогноза e_i называется разность между фактическим значением выхода $y_i(t)$ процесса и прогнозным

значением выхода $\tilde{y}_i(t)$ модели процесса.

На основе анализа ошибки можно определить, насколько адекватна построенная прогнозирующая модель. Для анализа качества прогноза часто используют эмпирические функции ошибки [16, 17]: средняя абсолютная ошибка в процентах (mean absolute percentage error – MAPE); средняя абсолютная ошибка (mean absolute error – MAE); среднеквадратическая ошибка (mean squared error – MSE).

2.2. Прогнозирующая модель линейного нестационарного объекта

Особенность рассматриваемой прогнозирующей модели – то, что она является «мгновенной» линейной моделью нелинейного нестационарного объекта, описывающей процесс исключительно для момента времени t .

Пусть прогнозирующая «мгновенная» ассоциативная модель нелинейного нестационарного объекта имеет вид:

$$y(t) = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i y(t-i) + \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{\tau_s} b_{s,j} x(t-j)_s, \quad (1)$$

где $y(t)$ – прогноз вектора выхода объекта в момент времени t ; $x(t)$ – вектор входных воздействий; m – глубина памяти по выходу; τ_s – глубина памяти по входу; S – размерность вектора входов, a_i ; $b_{s,j}$ – настраиваемые коэффициенты; $x(t-j)_s$ – значения вектора входных воздействий, выбираемые не в порядке хронологического убывания.

Запишем виртуальную прогнозирующую модель (1) в стандартизованном масштабе:

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=1}^m \hat{a}_i \hat{y}(t-i) + \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{\tau_s} \hat{b}_{s,j} \hat{x}(t-j)_s, \quad (2)$$

$$\text{где } \hat{y} = \frac{y - M[y]}{\sigma_y}, \quad \hat{x} = \frac{x - M[x]}{\sigma_x},$$

$M[\hat{y}] = M[\hat{x}] = 0$, $\sigma_{\hat{y}} = \sigma_{\hat{x}} = 1$, \hat{a}_i , $\hat{b}_{s,j}$ – стандартизованные коэффициенты.

Для выбранного уровня детализации L для текущего вектора входа в стандартизованном масштабе получаем кратно-масштабное разложение векторов входных воздействий и прогноза выхода [18]:

$$\hat{x}(t) = \sum_{k=1}^N c_{L,k}^{\hat{x}}(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N d_{l,k}^{\hat{x}}(t) \psi_{l,k}(t)$$

$$\hat{y}(t) = \sum_{k=1}^N c_{L,k}^{\hat{y}}(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N d_{l,k}^{\hat{y}}(t) \psi_{l,k}(t),$$

где L – глубина кратно-масштабного разложения ($1 \leq L \leq L_{\max}$, где $L_{\max} = \lceil \log_2 N^* \rceil$ и N^* – мощность множества состояний системы в базе знаний о динамике системы); $\varphi_{L,k}(t)$ масштабирующие функции; $\psi_{l,k}(t)$ – вейвлет-функции, которые получаются из материнских вейвлетов путем растяжения/сжатия и сдвига:

$$\psi_{l,k}(t) = 2^{l/2} \psi_{\text{материнский}}(2^l t - k),$$

где в качестве материнских вейвлетов рассматриваются вейвлеты Хаара; l – уровень детализации анализа; $c_{L,k}$, $d_{l,k}$ – масштабирующие и детализирующие коэффициенты, вычисляемые на основе алгоритма Малла [18].

Запишем уравнение (2) с учетом кратного-масштабного разложения векторов входных воздействий и прогноза выхода:

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^N c_{L,k}^{\hat{y}}(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N d_{l,k}^{\hat{y}}(t) \psi_{l,k}(t) = \\ & = \sum_{i=1}^m \left(\hat{a}_i \sum_{k=1}^N c_{L,k}^{\hat{y}}(t-i) \varphi_{L,k}(t-i) \right) + \\ & + \sum_{i=1}^m \left(\sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N \hat{a}_i d_{l,k}^{\hat{y}}(t-i) \psi_{l,k}(t-i) \right) + \\ & + \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{r_s} \left(\sum_{k=1}^N \hat{b}_{s,j} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-j) \varphi_{L,k}(t-j) \right) + \\ & + \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{r_s} \left(\sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N \hat{b}_{s,j} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-j) \psi_{l,k}(t-j) \right). \end{aligned}$$

В последнем соотношении сгруппируем члены, содержащие сомножителем одинаковые вейвлеты. При этом учитываем, что в силу процедуры ассоциативного поиска, коэффициенты \hat{a} и \hat{b} могут быть отличны от нуля для входов \hat{x} , выбранных из архива в соответствии с ассоциативным критерием [19], а не в хронологической последовательности.

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^N c_{L,k}^{\hat{y}}(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N d_{l,k}^{\hat{y}}(t) \psi_{l,k}(t) = \\ & = \sum_{k=1}^N \left\{ \sum_{i=1}^m \hat{a}_i c_{L,k}^{\hat{y}}(t-i) \varphi_{L,k}(t-i) + \right. \\ & + \left. \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{r_s} \hat{b}_{s,j} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-j) \varphi_{L,k}(t-j) \right\} + \\ & + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N \left\{ \sum_{i=1}^m \hat{a}_i d_{l,k}^{\hat{y}}(t-i) \psi_{l,k}(t-i) + \right. \\ & + \left. \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{r_s} \hat{b}_{s,j} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-j) \psi_{l,k}(t-j) \right\}. \end{aligned} \quad (3)$$

Динамический объект, описываемый соотношением (3), будет устойчив, если одновременно будут устойчивы следующие N уравнений, соответствующие соотношениям относительно

каждого из слагаемых по $k = \overline{1, N}$ в левой и правой частях (3):

$$\begin{aligned} & c_{L,k}^{\hat{y}}(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L d_{l,k}^{\hat{y}}(t) \psi_{l,k}(t) = \\ & = \left\{ \sum_{i=1}^m \hat{a}_i c_{L,k}^{\hat{y}}(t-i) \varphi_{L,k}(t-i) + \right. \\ & + \left. \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{r_s} \hat{b}_{s,j} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-j) \varphi_{L,k}(t-j) \right\} + \\ & + \sum_{l=1}^L \left\{ \sum_{i=1}^m \hat{a}_i d_{l,k}^{\hat{y}}(t-i) \psi_{l,k}(t-i) + \right. \\ & + \left. \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{r_s} \hat{b}_{s,j} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-j) \psi_{l,k}(t-j) \right\}. \end{aligned} \quad (4)$$

2.3. Условия устойчивости модели

Пусть $P = \max_{s=1, S} r_s$. Модель вида (4)

рассмотрим при условиях: $m > P$, $m < P$, $m = P \neq 1$ и $m = P = 1$.

Если глубина памяти по входу меньше чем глубина памяти по выходу, т.е. $m > P$, то (4) преобразуется к виду:

$$\begin{aligned} & c_{L,k}^{\hat{y}}(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L d_{l,k}^{\hat{y}}(t) \psi_{l,k}(t) = \\ & = \hat{a}_1 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-1) \varphi_{L,k}(t-1) + \dots \\ & + \hat{a}_P c_{L,k}^{\hat{y}}(t-P) \varphi_{L,k}(t-P) + \dots \\ & + \hat{a}_m c_{L,k}^{\hat{y}}(t-m) \varphi_{L,k}(t-m) + \\ & + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,l} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-1) \varphi_{L,k}(t-1) + \dots \\ & + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,p} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-P) \varphi_{L,k}(t-P) + \\ & + \sum_{l=1}^L \left\{ \hat{a}_1 d_{l,k}^{\hat{y}}(t-1) \psi_{l,k}(t-1) + \dots \right. \\ & + \hat{a}_P d_{l,k}^{\hat{y}}(t-P) \psi_{l,k}(t-P) + \dots \\ & + \hat{a}_m d_{l,k}^{\hat{y}}(t-m) \psi_{l,k}(t-m) \left. \right\} + \\ & + \sum_{l=1}^L \left\{ \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,l} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-1) \psi_{l,k}(t-1) + \dots \right. \\ & + \left. \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,p} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-P) \psi_{l,k}(t-P) \right\}. \end{aligned} \quad (5)$$

Рассмотрим по отдельности аппроксимирующую и детализирующую часть равенства (5) соответственно:

$$\begin{aligned}
 & c_{L,k}^{\hat{y}}(t)\varphi_{L,k}(t) = \\
 & = [\hat{a}_1 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-1) + \\
 & + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-1)]\varphi_{L,k}(t-1) + \dots \\
 & + [\hat{a}_P c_{L,k}^{\hat{y}}(t-P) + \\
 & + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,P} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-P)]\varphi_{L,k}(t-P) + \\
 & + \hat{a}_{P+1} c_{L,k}^{\hat{y}}(t-P-1)\varphi_{L,k}(t-P-1) + \dots \\
 & + \hat{a}_m c_{L,k}^{\hat{y}}(t-m)\varphi_{L,k}(t-m),
 \end{aligned} \tag{6}$$

где $k = \overline{1, N}$.

$$\begin{aligned}
 & d_{l,k}^{\hat{y}}(t)\psi_{l,k}(t) = [\hat{a}_1 d_{l,k}^{\hat{y}}(t-1) + \\
 & + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-1)]\psi_{l,k}(t-1) + \dots + \\
 & + [\hat{a}_P d_{l,k}^{\hat{y}}(t-P) + \\
 & + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,P} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-P)]\psi_{l,k}(t-P) + \\
 & + \hat{a}_{P+1} d_{l,k}^{\hat{y}}(t-P-1)\psi_{l,k}(t-P-1) + \dots \\
 & + \hat{a}_m d_{l,k}^{\hat{y}}(t-m)\psi_{l,k}(t-m),
 \end{aligned} \tag{7}$$

где $k = \overline{1, N}$, $l = \overline{1, L}$.

В результате преобразований соотношений (6) и (7) к виду системы в пространстве состояний и с учетом, что устойчивость такой системы определяется характеристическим полиномом диагональной матрицы [20], получаем условия устойчивости модели объекта (5) (а значит, (6) и (7) для $\forall k = \overline{1, N}$, $l = \overline{1, L}$):

- для аппроксимирующей части:

$$\left| \frac{\hat{a}_1 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-1)}{2c_{L,k}^{\hat{y}}(t)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\hat{a}_2 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-2) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,2} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-2)}{\hat{a}_1 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-1)} \right| < 1,$$

....

$$\left| \frac{\hat{a}_{P+1} c_{L,k}^{\hat{y}}(t-P-1)}{\hat{a}_P c_{L,k}^{\hat{y}}(t-P) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,P} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-P)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\hat{a}_{P+2} c_{L,k}^{\hat{y}}(t-P-2)}{\hat{a}_{P+1} c_{L,k}^{\hat{y}}(t-P-1)} \right| < 1, \dots,$$

$$\left| \frac{2\hat{a}_m c_{L,k}^{\hat{y}}(t-m)}{\hat{a}_{m-1} c_{L,k}^{\hat{y}}(t-m+1)} \right| < 1.$$

- для детализирующей части:

$$\left| \frac{\hat{a}_1 d_{l,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-1)}{2d_{l,k}^{\hat{y}}(t)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\hat{a}_2 d_{l,k}^{\hat{y}}(t-2) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,2} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-2)}{\hat{a}_1 d_{l,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-1)} \right| < 1,$$

....

$$\left| \frac{\hat{a}_{P+1} d_{l,k}^{\hat{y}}(t-P-1)}{\hat{a}_P d_{l,k}^{\hat{y}}(t-P) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,P} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-P)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\hat{a}_{P+2} d_{l,k}^{\hat{y}}(t-P-2)}{\hat{a}_{P+1} d_{l,k}^{\hat{y}}(t-P-1)} \right| < 1, \dots,$$

$$\left| \frac{2\hat{a}_m d_{l,k}^{\hat{y}}(t-m)}{\hat{a}_{m-1} d_{l,k}^{\hat{y}}(t-m+1)} \right| < 1.$$

В результате аналогичных преобразований получим условия устойчивости прогнозирующей модели объекта:

а) для случая, если глубина памяти по входу больше, чем глубина памяти по выходу ($m < P$) для $\forall k = \overline{1, N}$, $l = \overline{1, L}$:

- для аппроксимирующей части:

$$\left| \frac{\hat{a}_1 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-1)}{2c_{L,k}^{\hat{y}}(t)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\hat{a}_2 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-2) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,2} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-2)}{\hat{a}_1 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-1)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m+1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-m-1)}{\hat{a}_m c_{L,k}^{\hat{y}}(t-m) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-m)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m+2} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-m-2)}{\sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m+1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-m-1)} \right| < 1, \dots,$$

$$\left| \frac{2 \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,P} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-P)}{\sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,P-1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-P-1)} \right| < 1.$$

- для детализирующей части:

$$\left| \frac{\hat{a}_1 d_{1,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-1)}{2d_{1,k}^{\hat{y}}(t)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\hat{a}_2 d_{1,k}^{\hat{y}}(t-2) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,2} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-2)}{\hat{a}_1 d_{1,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-1)} \right| < 1,$$

$$\dots$$

$$\left| \frac{\sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m+1} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-m-1)}{\hat{a}_m d_{1,k}^{\hat{y}}(t-m) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-m)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m+2} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-m-2)}{\sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m+1} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-m-1)} \right| < 1, \dots,$$

$$\left| \frac{2 \hat{b}_{s,P} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-P)}{\sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,P-1} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-P-1)} \right| < 1.$$

б) для случая, если глубина по входу равна глубине памяти по выходу, но не равны 1 ($m = P \neq 1$) для $\forall k = \overline{1, N}$, $l = \overline{1, L}$:

- для аппроксимирующей части:

$$\left| \frac{\hat{a}_1 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-1)}{2c_{L,k}^{\hat{y}}(t)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\hat{a}_2 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-2) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,2} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-2)}{\hat{a}_1 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-1)} \right| < 1,$$

...

$$\left| \frac{2 \left(\hat{a}_m c_{L,k}^{\hat{y}}(t-m) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-m) \right)}{\hat{a}_{m-1} c_{L,k}^{\hat{y}}(t-m+1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m-1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-m+1)} \right| < 1.$$

- для детализирующей части:

$$\left| \frac{\hat{a}_1 d_{1,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-1)}{2d_{1,k}^{\hat{y}}(t)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\hat{a}_2 d_{1,k}^{\hat{y}}(t-2) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,2} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-2)}{\hat{a}_1 d_{1,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-1)} \right| < 1,$$

...

$$\left| \frac{2 \left(\hat{a}_m d_{1,k}^{\hat{y}}(t-m) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-m) \right)}{\hat{a}_{m-1} d_{1,k}^{\hat{y}}(t-m+1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,m-1} d_{1,k}^{\hat{x}_s}(t-m+1)} \right| < 1.$$

в) для случая, если глубины памяти по входу и по выходу равны 1 ($m = P = 1$) для $\forall k = \overline{1, N}$, $l = \overline{1, L}$ для аппроксимирующей и детализирующей частей:

$$\left| \frac{\hat{a}_1 c_{L,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} c_{L,k}^{\hat{x}_s}(t-1)}{c_{L,k}^{\hat{y}}(t)} \right| < 1,$$

$$\left| \frac{\hat{a}_1 d_{l,k}^{\hat{y}}(t-1) + \sum_{s=1}^S \hat{b}_{s,1} d_{l,k}^{\hat{x}_s}(t-1)}{d_{l,k}^{\hat{y}}(t)} \right| < 1.$$

$$T(t) = \sum_{i=1}^4 b_i F_i(t-1) + b_5 F_5(t-3) + b_6 F_6(t-5) + \sum_{j=7}^{12} b_j F_j(t-7), \quad (8)$$

где $T(t)$ – прогноз значения выкипания 10% фракции “150-250°C” (подробное описание переменных прогнозирующей модели представлено в [21]). Данная модель с точки зрения условий устойчивости относится к типу, когда глубина памяти по входу ($P=7$) больше чем глубина памяти по выходу ($m=0$).

3. Результаты и их обсуждение

На основе предварительного анализа данных была построена прогнозирующая линейная модель следующего вида:

Сравнение качества ассоциативных моделей в соответствии с числом векторов, отбираемых из базы знаний об объекте

Число векторов в ассоциативной модели	MAPE	MAE	MSE	Максимальная абсолютная ошибка	Минимальная абсолютная ошибка
195	0,30886%	0,50004	0,42292	3,32514	0,00011
170	0,30058%	0,48662	0,40238	3,17054	0,00093
152	0,29356%	0,47525	0,38331	2,84228	0,00020
133	0,28576%	0,46262	0,36426	2,65459	0,00064
113	0,27167%	0,43978	0,33527	2,21305	0,00010
101	0,26629%	0,43105	0,32104	2,33122	0,00019
86	0,25112%	0,40656	0,29165	2,53347	0,00002
65	0,22790%	0,36897	0,24949	2,46776	0,00027
61	0,22249%	0,36024	0,23835	2,52234	0,00002
60	0,22230%	0,35992	0,23673	2,49180	0,00042
58	0,22063%	0,35721	0,23372	2,44692	0,00003
55	0,21527%	0,34854	0,22429	2,46557	0,00007
54	0,21637%	0,35035	0,22685	2,41414	0,00013
50	0,21267%	0,34437	0,21904	2,24581	0,00021
46	0,20609%	0,33370	0,20835	2,21200	0,00002
42	0,19653%	0,31823	0,19297	2,35652	0,00001
41	0,19486%	0,31556	0,18879	2,17517	0,00041

Ассоциативная модель будет иметь структуру линейной модели (8), но принципиальное отличие ассоциатив-

ной модели заключается в формировании на каждом такте новой модели на основе базы знаний об объекте, которая

с течением времени обновляется и уточняется. Для определения необходимого количества входных векторов для построения точной ассоциативной модели, на тестовой выборке (2400 тактов) воспользуемся рядом оценок точности и адекватности прогноза. В таблице 1 приведены 17 вариантов числа входных векторов, на основе которых строились ассоциативные модели, для которых рассчитаны показатели точности модели: средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE), средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя абсолютная ошибка (MSE), максимальная и минимальная абсолютная ошибка. Из рассматриваемых моделей выбрана наилучшая ассоциативная модель, т.е. наиболее точная и с меньшим количеством больших ошибок, а именно построенная на основе 42 векторов, отбираемых из базы знаний об объекте.

Прогноз для рассматриваемого процесса строился на основе линейной и ассоциативной моделей для 10525 тактов (1 такт = 10 мин.). На рис. 1 приведены результаты моделирования для тактов $t = \overline{2,126}$, где приведены зависимости данных лабораторного анализа температуры выкипания 10% фракции «150-250°C» ($T_{process}$) от времени t (измерения являются редкими и не периодическими), зависимость прогнозов температуры выкипания 10% фракции «150-250°C» на основе линейной модели (T_{linear_model}) и ассоциативной модели ($T_{associative_model}$) от времени t . На рис. 2 приведены результаты

моделирования для тактов $t = \overline{52,76}$ в укрупненном масштабе. Построенная виртуальная «мгновенная» модель дает лучшие результаты, по сравнению с применяемыми линейными прогнозирующими моделями при редких данных лабораторного анализа.

Для модели (8) на рис. 3 приведен пример выполнения критерия устойчивости для аппроксимирующей части:

$$\left| \frac{\sum_{i=1}^4 b_i c_{L,k}^F(t-1)}{2c_{L,k}^T(t)} \right| < 1$$

в зависимости от глубины разложения. При выборе глубины разложения для условий устойчивости виртуальных «мгновенных» моделей необходимо руководствоваться не только мощностью множества состояний системы в базе знаний, но и длительностью промежутка времени, на который делается прогноз.

Заключение

В работе представлены полученные на основе кратномасштабного вейвлет-преобразования условия устойчивости прогнозирующих моделей, основанных на методе ассоциативного поиска и дающих прогноз без учета возможных будущих состояний прогнозного фона.

Полученные условия устойчивости могут быть применены для оценки рисков потенциала [21, 22] реализации прогноза с использованием, например, вербально-числовой шкалы Харрингтона [23].

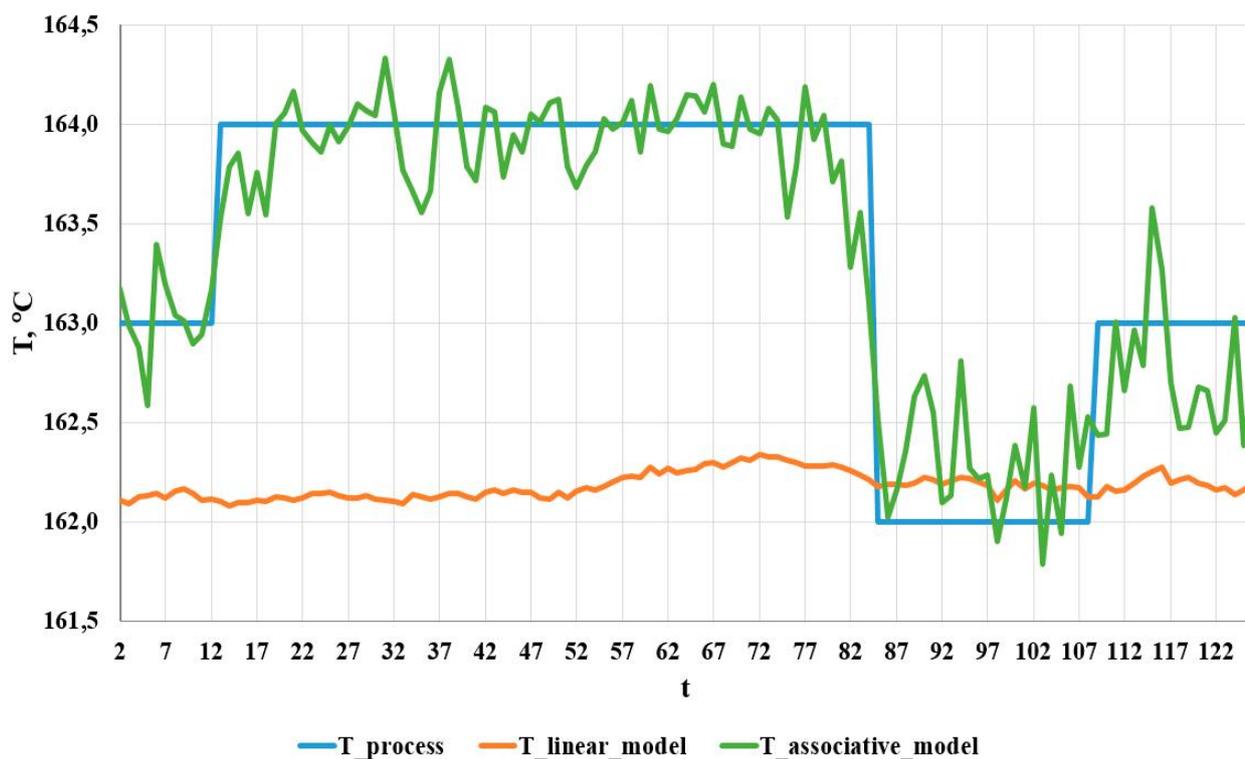


Рис. 1. Прогноз точки выкипания 10% фракции «150-250°C» на тактах 2-101

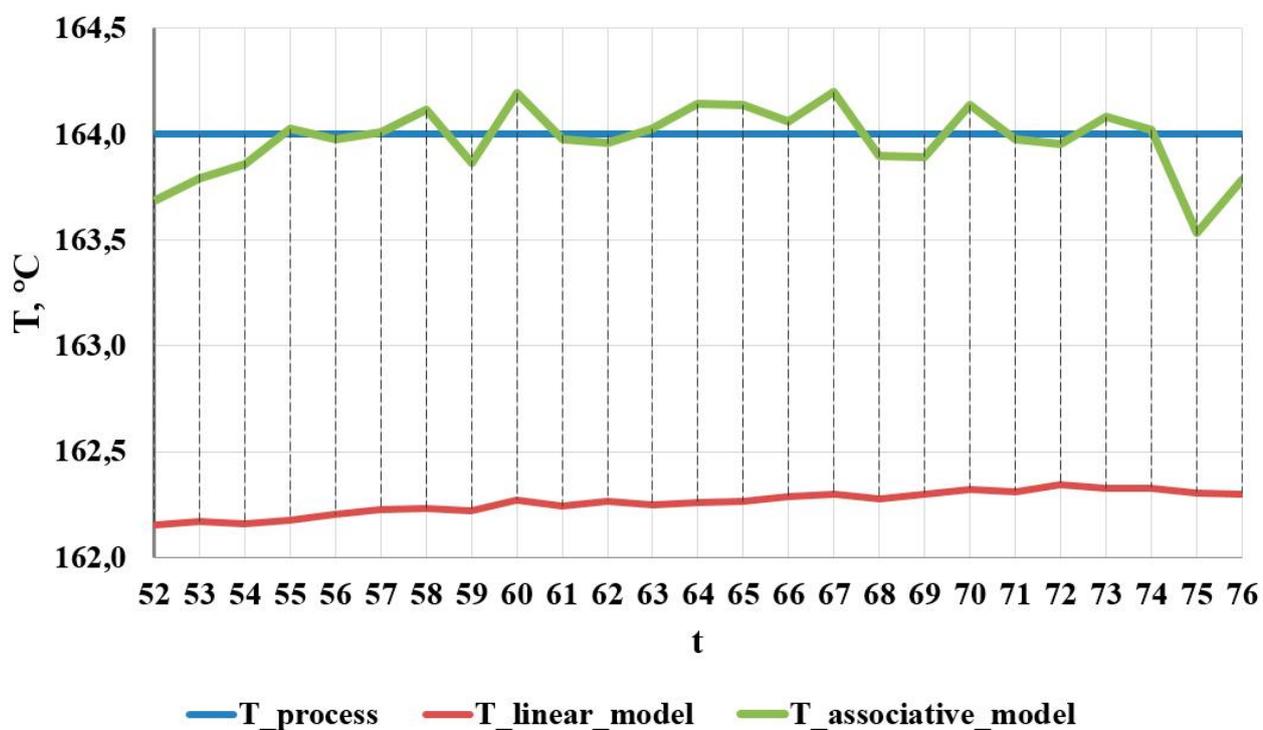


Рис. 2. Прогноз точки выкипания 10% фракции «150-250°C» на тактах 52-76

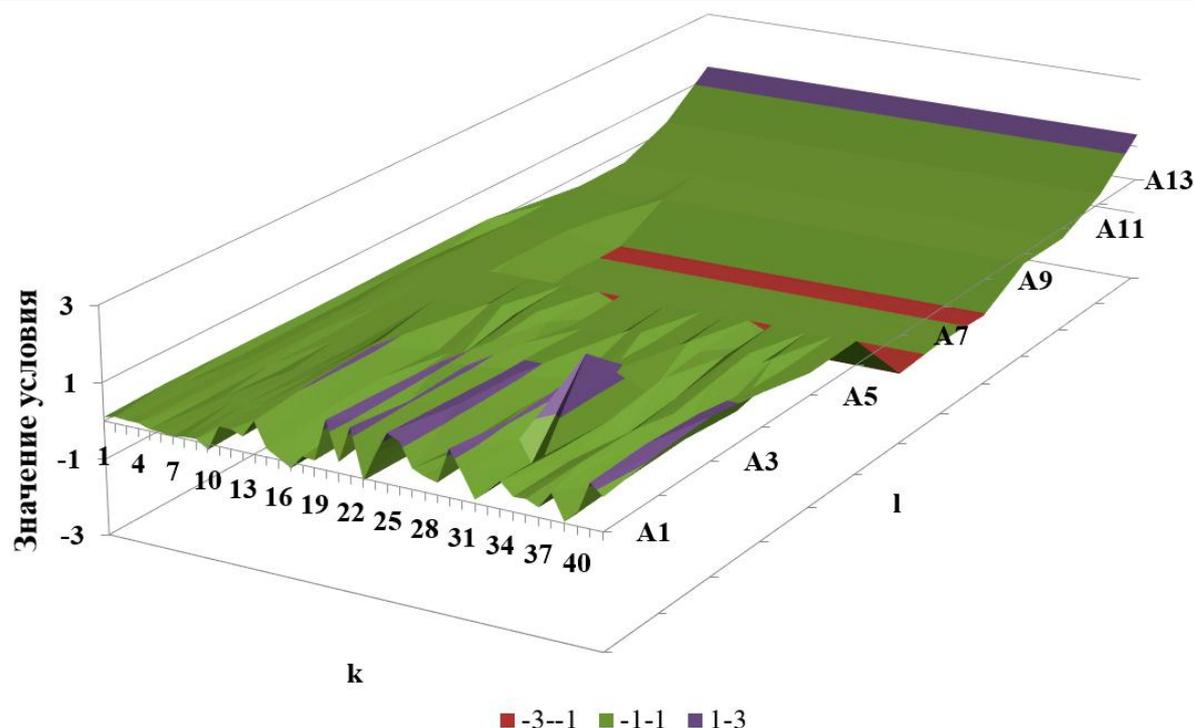


Рис. 3. Условие устойчивости аппроксимирующей части для прогнозирующей модели в точке $t = 55$ в зависимости от глубины разложения

Список литературы

1. Sakrutina E., Bakhtadze N. Towards the Possibility of Applying the Wavelet Analysis to Derive Predicting Models // IFAC-PapersOnLine. 2015. Vol. 48. Is. 1. P. 409-414.
2. Бобырь М.В., Емельянов С.Г., Титов В. С. Автоматизированные нечетко-логические системы управления. М.: ИНФРА-М, 2016. С. 176.
3. Бобырь М.В., Архипов А.Е., Милостная Н.А., Абдулджаббар М.А.А. Устройство преобразования напряжения для нечеткой системы управления охлаждением изделий // Известия Юго-Западного государственного университета. 2018. Т. 22. № 4(79). С. 135-147. DOI: 10/21869/2223-1560-2018-22-4-135-147.
4. Toledo E., Gurevitz O., Hod H., Eldar M., Akselrod S. The use of a wavelet transform for the analysis of nonstationary heart rate variability signal during thrombolytic therapy as a marker of reperfusion // Computers in Cardiology. 1998. Vol. 25. P. 609-612.
5. Yuan X.-q., Shi Y.-k. Characteristic spectrum research in ae signals based on wavelet analysis // Proceedings of 2008 Symposium on Piezoelectricity, Acoustic Waves, and Device Applications. 2008. P. 439- 442.
6. Wen F., Zhou Z., Qiao J. Notice of Retraction Use Matlab to Realize Acceleration Signal Processing of Armor-Piercing Bullet Penetrating Steel Target // Proceedings of 2010 2nd International Conference on Information Engineering and Computer Science. 2010. P. 1-4.
7. Castello G., Moretti P., Vezzani S. Retention models for programmed gas chromatography // Journal of Chromatography A. 2015. Vol. 1216. Is. 10. P. 1607-1623.

8. Breidenstein B., Mörke T., Hockauf R., Jörn Ostermann J., Spitschan B. 2017. 2. Sensors, data storage and communication technologies. In book "Cyber-Physical and Intelligent Systems in Manufacturing and Life Cycle. Genetics and Intelligence - Keys to Industry 4.0". Academic Press. P. 7-278.

9. Muto A., Anandkrishnan S., Alley R.B., Horgan H.J., Parizek B.R., Koellner S., Christianson K., Holschuh N. Relating bed character and subglacial morphology using seismic data from Thwaites Glacier, West Antarctica // *Earth and Planetary Science Letters*. 2019. Vol. 507. P. 199-206.

10. Grossman A., Morlet J. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape // *SIAM Journal on Mathematical Analysis*. 1984. Vol. 14. No. 4. P. 723-736.

11. Ghanem R., Romeo F. A wavelet-based approach for the identification of linear time-varying dynamical systems // *Journal of Sound and Vibration*. 2000. Vol. 234. No. 4. P. 555-576.

12. Ghanem R., Romeo F. A wavelet-based approach for model and parameter identification of non-linear systems // *International Journal of Non-Linear Mechanics*. 2001. Vol. 36. No. 5. P. 835-859.

13. Tsatsanis M., Giannakis G. Time-varying system identification and model validation using wavelets // *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2002. Vol. 41. No. 12. P. 3512-3523.

14. Wei H.L., Billings S.A. Identification of time-varying systems using multiresolution wavelet models // *International Journal of Systems Science*. 2002. Vol. 33. No. 15. P. 1217-1228.

15. Бахтадзе Н.Н., Лотоцкий В.А. Современные методы управления производственными процессами // *Проблемы управления*. 2009. Спец. выпуск 3.1. С. 56-64.

16. Kassam S. The mean-absolute-error criterion for quantization // *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1977 IEEE International Conference on Acoustics (ICASSP '77)*. 1977. Vol. 2. P. 632-635.

17. Kim K.-Y., Park J., Sohmshtetty R. Prediction measurement with mean acceptable error for proper inconsistency in noisy weldability prediction data // *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2017. Vol. 43. P. 18-29.

18. Mallat S. *A wavelet tour of signal processing*, Academic press. Amsterdam. 1999.

19. Сакрутина Е.А., Бахтадзе Н.Н. Идентификация систем на основе вейвлет-анализа // *Труды XII Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2014, Москва)*. М.: ИПУ РАН, 2014. С. 2868-2889.

20. Kwkernakk H., Sivan R. *Linear optimal control systems*. Wiley-interscience. NewYork. 1972.

21. Калашников А.О., Сакрутина Е.А. Модель прогнозирования рискового потенциала значимых объектов критической информационной инфраструктуры // *Информация и безопасность*. 2018. Т. 21, вып. 4. С. 465-470.

22. Калашников А.О., Сакрутина Е.А. Модель оценки рискового потенциала объектов критической инфраструктуры атомных электростанций // *Труды 11-й Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD'2018, Москва)*. М.: ИПУ РАН, 2018. Т. 2. С. 457-461.

23. Harrington E.C. The desirable function // *Industrial Quality Control*. 1965. Vol. 21. No. 10. P. 494-498.

Поступила в редакцию 12.03.2019

Подписана в печать 09.04.2019

Reference

1. Sakrutina E., Bakhtadze N. Towards the Possibility of Applying the Wavelet Analysis to Derive Predicting Models. *IFAC-PapersOnLine*, 2015, vol. 48, is. 1, pp. 409-414.
2. Bobyr M., Yemyelyanov S., Titov V. The automated indistinct and logical control systems. Moscow, INFRA-M Publ., 2016, pp. 176 (In Russ.).
3. Bobyr M.V., Arkhipov A.E., Milostnaya N.A., Abdulldgabar M.A. Ustroistvo preobrazovaniya napryazheniya dlya nechetkoi sistemy upravleniya okhlazhdeniem izdelii [Device of conversion voltage for control cooling details based on the fuzzy logic]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta=Proceedings of Southwest State University*, 2018, vol. 22, no. 4(79), pp. 135-147. (In Russ.). DOI: 10/21869/2223-1560-2018-22-4-135-147.
4. Toledo E., Gurevitz O., Hod H., Eldar M., Akselrod S. The use of a wavelet transform for the analysis of nonstationary heart rate variability signal during thrombolytic therapy as a marker of reperfusion. *Computers in Cardiology*, 1998, vol. 25, pp. 609-612.
5. Yuan X.-q., Shi Y.-k. Characteristic spectrum research in ae signals based on wavelet analysis. *Proceedings of 2008 Symposium on Piezoelectricity, Acoustic Waves, and Device Applications*, 2008, pp. 439- 442.
6. Wen F., Zhou Z., Qiao J. Notice of Retraction Use Matlab to Realize Acceleration Signal Processing of Armor-Piercing Bullet Penetrating Steel Target. *Proceedings of 2010 2nd International Conference on Information Engineering and Computer Science*, 2010, pp. 1-4.
7. Castello G., Moretti P., Vezzani S. Retention models for programmed gas chromatography. *Journal of Chromatography A*, 2015, vol. 1216, is. 10, pp. 1607-1623.
8. Breidenstein B., Mörke T., Hockauf R., Jörn Ostermann J., Spitschan B. 2017. 2. Sensors, data storage and communication technologies. In book “Cyber-Physical and Gentle Intelligent Systems in Manufacturing and Life Cycle. Genetics and Intelligence - Keys to Industry 4.0”. Academic Press, pp. 7-278.
9. Muto A., Anandakrishnan S., Alley R.B., Horgan H.J., Parizek B.R., Koellner S., Christianson K., Holschuh N. Relating bed character and subglacial morphology using seismic data from Thwaites Glacier, West Antarctica. *Earth and Planetary Science Letters*, 2019, vol. 507, pp. 199-206.
10. Grossman A., Morlet J. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 1984, vol. 14, no. 4, pp. 723-736.
11. Ghanem R., Romeo F. A wavelet-based approach for the identification of linear time-varying dynamical systems. *Journal of Sound and Vibration*, 2000, vol. 234, no. 4, pp. 555-576.
12. Ghanem R., Romeo F. A wavelet-based approach for model and parameter identification of non-linear systems. *International Journal of Non-Linear Mechanics.*, 2001, vol. 36, no. 5, pp. 835-859.

13. Tsatsanis M., Giannakis G. Time-varying system identification and model validation using wavelets. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, vol. 41, no. 12, pp. 3512-3523.
14. Wei H.L., Billings S.A. Identification of time-varying systems using multiresolution wavelet models. *International Journal of Systems Science*. 2002, vol. 33, no. 15, pp. 1217-1228.
15. Bahtadze N.N., Lototsky V.A. Sovremennyye metody upravleniya proizvodstvennymi protsessami [Contemporary methods of production process control]. *Problemy upravleniya=Control Sciences*, 2009, no. 3. 1, pp. 56-64 (In Russ).
16. Kassam S. The mean-absolute-error criterion for quantization. *Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1977 IEEE International Conference on Acoustics (ICASSP '77). 1977, vol. 2, pp. 632-635.
17. Kim K.-Y., Park J., Sohmshtetty R. Prediction measurement with mean acceptable error for proper inconsistency in noisy weldability prediction data. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2017, vol. 43, pp. 18-29.
18. Mallat S. A wavelet tour of signal processing, Academic press. Amsterdam, 1999.
19. Sakrutina E.A., Bahtadze N.N. Systems identification on the basis of the wavelet analysis. *Proc. XII All-Russian Congress on Control Sciences*. Moscow, 2014, pp. 2868-2889 (In Russ.).
20. Kwkernakk H., Sivan R. Linear optimal control systems. Wiley-interscience. NewYork, 1972.
21. Kalashnikov A.O., Sakrutina E.A. Model' prognozirovaniya riskovogo potentsiala znachimykh ob"ektov kriticheskoi informatsionnoi infrastruktury [A model of predicting risk protentional of significant plants of critical information infrastructure]. *Informatsiya i bezopasnost'=Information and Safety*, 2018, vol. 21, no. 4, pp. 465-470 (in Russ.).
22. Kalashnikov A.O., Sakrutina E.A. The Model of Evaluating the Risk Potential for Critical Infrastructure Plants of Nuclear Power Plants. *Proceedings of the 11th International Conference "Management of Large-Scale System Development"*. Moscow, 2018, vol. 2, pp. 457-461 (In Russ.).
23. Harrington E.C. The desirable function. *Industrial Quality Control.*, 1965, vol. 21, no. 10, pp. 494-498.

Received 12.03.2019

Accepted 09.04.2019

Информация об авторах / Information about the Authors

Екатерина Алексеевна Сакрутина,
научный сотрудник, Федеральное
государственное бюджетное учреждение
науки Институт проблем управления
им. В. А. Трапезникова Российской академии
наук, г. Москва, Российская Федерация,
e-mail: consoft@ipu.ru

Ekaterina A. Sakrutina, Researcher, Institute
of Control Sciences named after V.A. Trapeznikov,
Moscow, Russian Federation
e-mail: consoft@ipu.ru