

УДК 519.246.8

Ю.Е. Кувайскова, А.А. Алёшина

ПРИМЕНЕНИЕ АДАПТИВНОГО РЕГРЕССИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРИ ОПИСАНИИ И ПРОГНОЗИРОВАНИИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ОБЪЕКТА¹

Кувайскова Юлия Евгеньевна, кандидат технических наук, доцент, окончила экономико-математический факультет Ульяновского государственного технического университета. Доцент кафедры «Прикладная математика и информатика» УлГТУ. Имеет работы в области моделирования и прогнозирования временных рядов. [e-mail: u.kuvaiskova@mail.ru].

Алёшина Анна Александровна, кандидат технических наук, окончила экономико-математический факультет УлГТУ. Инженер-программист АО «Ульяновское конструкторское бюро приборостроения». Имеет работы в области моделирования и прогнозирования временных рядов. [e-mail: a2nia@mail.ru].

Аннотация

Безопасное функционирование технического объекта является важной задачей. Система управления техническим объектом часто включает подсистему мониторинга множества его параметров, и решение по управлению объектом принимается с учетом его технического состояния. Эффективность работы такой подсистемы существенно зависит от точности прогнозирования параметров технического объекта. Поэтому необходимо построение адекватных математических моделей контролируемых параметров объекта с последующим их использованием для прогнозирования состояния объекта и, соответственно, обеспечения эффективных и оперативных управленческих решений.

Для решения поставленных задач в статье описываются алгоритмы математического моделирования и прогнозирования технического состояния объекта, основанные на адаптивном регрессионном моделировании, позволяющие повысить точность предсказаний до нескольких раз. Высокоточные результаты прогнозирования состояния объекта используются при принятии решений по управлению объектом. Эффективность предлагаемых алгоритмов исследуется на примере моделирования и прогнозирования технического состояния объекта.

Ключевые слова: адаптивное регрессионное моделирование, временной ряд, прогнозирование, технический объект.

THE USE OF ADAPTIVE REGRESSION MODELING IN THE DESCRIPTION AND FORECASTING OF THE OBJECT TECHNICAL STATE

Julia Evgenevna Kuvaiskova, Candidate of Engineering, Associate Professor; graduated from the Faculty of Economics and Mathematics of Ulyanovsk State Technical University; Associate Professor of the Department of Applied Mathematics and Informatics at Ulyanovsk State Technical University; an author of papers in the field of time series modeling and forecasting. e-mail: u.kuvaiskova@mail.ru.

Anna Aleksandrovna Aleshina, Candidate of Engineering; graduated from the Faculty of Economics and Mathematics of Ulyanovsk State Technical University; Software Engineer at Ulyanovsk Instrument Manufacturing Design Bureau Joint Stock Company; an author of papers in the field of time series modeling and forecasting. e-mail: a2nia@mail.ru.

Abstract

The safe operation of the technical object is an important task. The technical object management system often includes a subsystem for monitoring its settings, so, the object management solution is made due to its technical condition. The effectiveness of such a subsystem essentially depends on the accuracy of prediction of the object technical parameters. Therefore, it is necessary to build adequate mathematical models of the controlled object parameters and their subsequent use for the object state forecasting and, accordingly, for providing effective and operational management decisions.

In order to solve the formulated problems, the article describes the algorithms of mathematical modeling and forecasting of the object technical state on the basis of the adaptive regression modeling. The algorithms allow several times increase of the prediction accuracy. High accurate results of the object state forecasting are used in the decision-making process

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта №16-38-00211 мол_а.

related to the object management. The efficiency of the offered algorithms is investigated by the example of modeling and forecasting of the object technical state.

Key words: adaptive regression modeling, time series, forecasting, technical object.

ВВЕДЕНИЕ

Для эффективного принятия решений по управлению объектом необходимо прогнозирование его дальнейшего состояния [1–5]. Рассматриваются объекты, техническое состояние которых характеризуется набором параметров. Значения параметров регистрируются через определённые промежутки времени и представляют собой систему временных рядов (например, в системе автоматического управления гидроагрегатом – это показания распределённой сети датчиков относительной и абсолютной вибраций, датчиков измерения скорости вращения вала и другие).

Данная система временных рядов используется для построения математических моделей параметров объекта и прогнозирования по модели дальнейшего технического состояния объекта [6, 7]. Выход контролируемых параметров за критические границы может привести к возникновению аварийной ситуации [8]. Для принятия оперативных решений по управлению объектом необходима оценка результатов прогнозирования его состояния и анализ стабильности его работы.

Для повышения точности прогнозирования состояния объекта предлагается применение подхода адаптивного регрессионного моделирования [9], предусматривающего использование методов адаптации при нарушениях предпосылок регрессионного анализа.

1 АЛГОРИТМЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ОБЪЕКТА

Подход адаптивного регрессионного моделирования представляет собой многоэтапную структурно-параметрическую идентификацию временного ряда, на каждом этапе применения которого предполагается проверка остатков модели на соблюдение предпосылок регрессионного анализа (постоянство дисперсии, независимость регрессоров, нормальность распределения остатков, независимость остатков модели и другие) и при необходимости использование методов адаптации при их нарушениях [9].

Для построения адекватных математических моделей и более точного прогнозирования состояния объекта до этапа моделирования необходимо выявить структуру моделей и определить, какие характеристики имеет временной ряд.

В большинстве случаев реальные процессы представляют собой нестационарные временные ряды, для которых применение классических методов корреляционного и спектрального анализов [10] имеет ряд ограничений [11]. Выходом из данной ситуации является использование фрактальных и мультифрактальных методов [12], позволяющих определить некоторые важные характеристики процесса: регулярность, трендоустойчивость, наличие квазипериодических циклов и т. п.

По результатам проведённых фрактальных анализов выявляется предварительная структура модели временного ряда, которую в общем виде можно представить как сумму четырёх составляющих:

$$y_t = f_t + g_t + \varphi_t + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где y_t – значения исследуемого временного ряда в момент времени t ; f_t и g_t – соответственно трендовая и периодическая составляющие ряда в момент времени t ; φ_t – случайная с элементами регулярности составляющая временного ряда; ε_t – остатки модели, являющиеся белым шумом.

Если фрактальный анализ свидетельствует о регулярности и трендоустойчивости ряда, то в структуре ряда является трендовая составляющая f_t , в качестве моделей тренда используются различные линейные и нелинейные парные зависимости от времени [13]. После определения тренда остатки модели исследуются на соблюдение предположения о нормальности распределения. При его нарушении применяются адаптивные робастные методы оценивания параметров трендовой составляющей [13].

Если результатом фрактального анализа является предположение о наличии в структуре временного ряда квазипериодичности, то выделяется периодическая составляющая g_t методами гармонического анализа [9] при условии стационарности исследуемого ряда. Для обеспечения соблюдения предположения о независимости регрессоров при поиске значимых гармоник применяется метод адаптации – пошаговая регрессия [9].

Если исследуемый процесс представляет собой нестационарный ряд, то для описания периодической составляющей g_t предлагается использование моделей изображений – авторегрессионных моделей на цилиндре [14]. Характерной особенностью квазипериодического процесса является его двойная коррелированность: имеется высокая корреляция как между соседними отсчётами, так и между отсчётами, отстоящими на несколько периодов. Для построения авторегрессионных моделей на цилиндре рассматривается изображение спиралевидной сетки на цилиндре. Модель цилиндрического изображения может быть представлена в эквивалентном виде как модель случайного процесса, представляющего собой развёртку изображения вдоль спирали:

$$g_t = \rho g_{t-1} r g_{t-T} - \rho r g_{t-T-1} + \beta \xi_t, \quad (2)$$

где $t = kT + l$, k – номер витка спирали, l – номер узла в витке, T – период, то есть количество точек в одном витке; ρ , r и β – параметры модели; ξ_t – независимые стандартные случайные величины.

После идентификации регулярных составляющих временного ряда остатки исследуются на соблюдение основных предположений регрессионного анализа [9] и в зависимости от полученных результатов описывается функция φ_t .

При нарушении предположения о независимости остатков функция φ_t описывается моделью авторегрессии – скользящего среднего [15]:

$$\varphi_t = \beta_1 \varphi_{t-1} + \dots + \beta_p \varphi_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (3)$$

где β_i ($i = 1, \dots, p$) – параметры авторегрессионного процесса; θ_j ($j = 1, \dots, q$) – параметры процесса скользящего среднего; ε_t – последовательность случайных величин, образующих белый шум.

При нарушении предположений о постоянстве дисперсии процесса и независимости остатков предлагается использование подхода авторегрессионной условной гетероскедастичности (autoregressive Conditionally Heteroskedastic, ARCH) и его модификаций (GARCH, ARCH-N, GARCH-N, ARCH-M, GARCH-M и других) [16, 17], позволяющих описывать поведение не только условного математического ожидания, но и условной дисперсии процесса.

Процесс типа ARCH p -го порядка описывается авторегрессионной моделью, в которой условная дисперсия ошибки составляющей временного ряда φ_t может зависеть от квадрата ошибки предыдущих наблюдений.

Пусть авторегрессионный процесс порядка m с ошибкой ε_t имеет вид:

$$\varphi_t = \beta_1 \varphi_{t-1} + \dots + \beta_m \varphi_{t-m} + \varepsilon_t. \quad (4)$$

Тогда остаток авторегрессионного процесса можно представить в виде:

$$\varepsilon_t^2 = \mu + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \gamma_p \varepsilon_{t-p}^2 + \xi_t, \quad (5)$$

где ξ_t – остатки ARCH-процесса, являющиеся белым шумом.

В процессе типа GARCH(p, q) условная дисперсия ошибки зависит как от квадратов ошибок предыдущих наблюдений, так и от дисперсий этих ошибок. Модификации моделей ARCH-N и GARCH-N позволяют описывать случайный процесс, условное распределение которого является нормальным. Модель типа ARCH-M предполагает явную функциональную зависимость условного среднего случайной величины от собственной условной дисперсии. В модели GARCH-M непосредственно в уравнение регрессии добавляется условная дисперсия.

Оценки параметров данных моделей получают применением адаптивного метода квазикасимального правдоподобия.

При нарушении условия о независимости откликов в рассматриваемой системе временных рядов, то есть при коррелированности параметров объекта, используется специально разработанная методика структурно-параметрической идентификации системы временных рядов, подробно описанная в [3]. Основная идея этой методики состоит в возможности одновременного описания поведения системы взаимосвязанных временных рядов, что, в свою очередь, позволяет повысить точность прогнозирования.

Построенные адекватные наблюдениям математические модели параметров процесса могут использоваться для дальнейшего прогнозирования состояния объекта.

2 ОЦЕНКА КАЧЕСТВА МОДЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ ВНУТРЕННИХ И ВНЕШНИХ КРИТЕРИЕВ

Для оценки качества аппроксимации построенных моделей к исходным данным используются внутренние критерии качества, одним из которых является среднеквадратическое отклонение:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - p)}, \quad (6)$$

где n – количество наблюдений, p – число слагаемых в модели, y_i – результат i -го наблюдения, \hat{y}_i – значение i -го наблюдения по построенной модели.

Также для оценки качества математических моделей могут быть использованы другие внутренние критерии: F -критерий Фишера, t -критерий Стьюдента, коэффициент детерминации и другие [9].

Для оценки качества прогнозов, получаемых по моделям, используются внешние критерии. Для их вычисления исходная выборка данных делится на две части – обучающую и контрольную. По обучающей выборке строится модель, по контрольной – определяются внешние критерии, характеризующие прогностические свойства модели:

– внешнее среднеквадратическое отклонение:

$$\sigma_{\Delta} = \sqrt{\sum_{i=1}^k (\Delta_i - \bar{\Delta})^2 / (k - 1)}, \quad (7)$$

где $\Delta_i = y_i - \hat{y}_i, i = \overline{1, k}$ (k – количество элементов контрольной выборки), y_i – наблюдаемое значение отклика на контрольном интервале, \hat{y}_i – его прогноз: значения,

вычисляемые по модели, $\Delta = \sum_{i=1}^k \Delta_i / k$;

– минимальное абсолютное значение расхождения прогноза с исходными данными:

$$|\Delta| = \min_i |\Delta_i| = \min_i |y_i - \hat{y}_i|; \quad (8)$$

– процентное или относительное значение минимального расхождения прогноза:

$$\Delta_{\%} = \min_i |\Delta_i| / y_i. \quad (9)$$

3 АЛГОРИТМЫ НЕПРЕРЫВНОГО ОБНОВЛЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ МОДЕЛИ

Однако построенные модели временных рядов могут быть использованы для построения краткосрочного прогноза, так как в динамике процесса постоянно происходят изменения, поэтому модель необходимо настраивать под эти изменения. Для настройки модели и получения более достоверного прогноза предлагается обновлять параметры модели и настраивать модель под текущие изменения процесса.

Для обновления параметров функций f_p, g_t и φ_t предлагается применение адаптивных псевдоградиентных методов [18].

Суть данных методов заключается в минимизации функции

$$J(\bar{\alpha}_n) = M \left[\mathfrak{F}(\bar{\alpha}_n) \right] = M \left[(f(z_n, \bar{\alpha}_n) - z_n)^2 \right], \quad (10)$$

(где z_n – наблюдения), но при этом вместо градиента функции (10) берётся градиент реалizations $\mathfrak{S}(\bar{\alpha}_n) = (f(z_n, \bar{\alpha}_n) - z_n)^2$, то есть $\nabla \mathfrak{S}(\bar{\alpha}_n) = 2 \frac{df(z_n, \bar{\alpha}_n)}{d\bar{\alpha}_n}$, который и будет псевдоградиентом для функции $J(\bar{\alpha}_n)$.

В качестве $f(z_n, \bar{\alpha}_n)$ поочередно выступают функции f_p, g_t и Φ_p , тогда параметры модели находятся по формуле:

$$\bar{\alpha}_{n+1} = \bar{\alpha}_n - \lambda_n \nabla \mathfrak{S}(\bar{\alpha}_n), \quad (11)$$

где $\bar{\alpha}_{n+1}$ – следующее за $\bar{\alpha}_n$ приближение вектора параметров модели, λ_n – положительное число (шаг), $\nabla \mathfrak{S}(\bar{\alpha}_n)$ – псевдоградиент функции $J(\bar{\alpha}_n)$, то есть вектор, который в среднем составляет острый угол с градиентом минимизируемой функции $J(\bar{\alpha}_n)$.

Каждый шаг в (11) делается в направлении скорейшего убывания текущего значения $\nabla \mathfrak{S}(\bar{\alpha}_n)$ на очередном шаге процедуры.

Адаптация может выполняться непосредственно в процессе обработки, поэтому не требуется линий задержки данных.

4 РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ТЕХНИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА

В качестве объекта исследований был рассмотрен гидроагрегат, техническое состояние которого контролируется восемью датчиками относительной и абсолютной вибраций. Получено восемь временных рядов по 109 наблюдений каждый.

Все временные ряды были признаны нестационарными процессами. Результаты фрактального анализа позволяют сделать вывод, что вибрации гидроагрегата обладают фрактальными свойствами, являются мультифракталами, шесть временных рядов являются трендоустойчивыми; в динамике двух рядов отсутствует значимая корреляция, то есть процессы представляют собой случайное блуждание; все исследуемые процессы содержат совместные

квазипериодические компоненты.

Для каждого ряда, используя алгоритмы адаптивного моделирования, были построены соответствующие математические модели. Для шести временных рядов в структуре модели были определены тренд, периодическая составляющая в виде авторегрессионной модели на цилиндре, функция Φ_t представлена ARCH-моделью или ее модификациями. Для двух нетрендоустойчивых процессов построены авторегрессионные модели на цилиндре.

Для сравнения эффективности предлагаемых алгоритмов для исследуемых процессов были построены математические модели без проверки соблюдения предпосылок регрессионного анализа и соответствующих алгоритмов адаптации при их нарушениях. В структуре каждого ряда были выделены тренд, периодическая составляющая методом гармонического анализа, функция Φ_t описана моделью авторегрессии.

Для оценки качества моделей были применены внутреннее и внешнее среднеквадратические отклонения. Результаты сравнения приведены в таблице 1.

Оценка качества построенных моделей показывает эффективность использования моделей, построенных на основе адаптивного регрессионного моделирования, точность аппроксимации (σ) и прогнозирования (σ_Δ) повышается более чем в 2 раза по сравнению с моделями, построенными без применения методов адаптации.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для описания и прогнозирования будущего состояния технического объекта предложено применение подхода адаптивного регрессионного моделирования, позволяющего на основе проверки соблюдения основных предположений регрессионного анализа адаптироваться к их нарушениям и тем самым точнее определить структуру моделей и повысить точность аппроксимации и прогнозирования.

Показано, что модели временных рядов, построенные без использования алгоритмов адаптации, проигрывают в точности моделирования и прогнозирования примерно в 2 раза по сравнению с моделями, построенными с использованием подхода адаптивного моделирования.

Таблица 1

Результаты сравнения эффективности подхода адаптивного моделирования

Номер исследуемого процесса	Адаптивное регрессионное моделирование		Моделирование без применения методов адаптации	
	σ	σ_Δ	σ	σ_Δ
1	1,86	2,52	2,92	3,45
2	2,61	2,22	3,73	4,69
3	1,95	1,95	2,75	2,98
4	4,88	5,13	8,65	11,47
5	3,98	3,87	4,83	4,94
6	184,21	193,93	224,64	256,89
7	2,17	2,49	3,96	5,03
8	1,01	1,36	1,61	1,92

Построенные модели могут быть применены для прогнозирования будущего состояния исследуемого объекта и проведения анализа стабильности его работы на основе результатов прогноза.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Клячкин В.Н., Кувайскова Ю.Е., Бубырь Д.С. Прогнозирование состояния объекта с использованием систем временных рядов // Радиотехника. – 2015. – № 6. – С. 45–47.
2. Прогнозирование состояния источника водоснабжения в целях обеспечения качества воды / Ю.Е. Кувайскова, Е.М. Булыжев, В.Н. Клячкин, Д.С. Бубырь // Справочник. Инженерный журнал с приложением. – 2016. – № 5 (230). – С. 37–42.
3. Кувайскова Ю.Е. Методика структурно-параметрической идентификации системы временных рядов // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2013. – Т. 15, № 4–4. – С. 914–918.
4. Кувайскова Ю.Е., Клячкин В.Н., Бубырь Д.С. Прогнозирование состояния технического объекта на основе мониторинга его параметров // XII всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2014 / Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН : сб. тр. – М., 2014. – С. 7616–7626.
5. Кувайскова Ю.Е., Алёшина А.А. Повышение эффективности системы управления техническими объектами при использовании адаптивного динамического регрессионного моделирования временных рядов // Автоматизация процессов управления. – 2013. – № 4 (34). – С. 77–83.
6. Клячкин В.Н., Кувайскова Ю.Е., Алёшина А.А. Моделирование вибраций гидроагрегата на основе адаптивных динамических регрессий // Автоматизация. Современные технологии. – 2014. – № 1. – С. 30–34.
7. Кувайскова Ю.Е. Моделирование состояния объекта на основе адаптивных динамических регрессий // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2014. – Т. 16, № 6–2. – С. 479–482.
8. Информационно-математическая система раннего предупреждения об аварийной ситуации / В.Н. Клячкин, Ю.Е. Кувайскова, А.А. Алёшина, Ю.А. Кравцов // Известия Самарского научного центра РАН. – 2013. – № 4 (4). – С. 919–923.
9. Валеев С.Г. Регрессионное моделирование при обработке наблюдений. – М. : Наука, 1991. – 272 с. (Валеев С.Г. Регрессионное моделирование при обработке данных. – 2-е изд., доп. и перераб. – Казань : ФЭН, 2001. – 296 с.
10. Jenkins G.M., Watts D.G. Spectral Analysis and Its Application. – San Francisco: Golden-Day. – 1968. – 525 p.
11. Газизов Д.И. Обзор методов статистического анализа временных рядов и проблемы, возникающие при анализе нестационарных временных рядов // Научный журнал. – 2016. – № 3 (4). – С. 9–14.
12. Валеев С.Г., Кувайскова Ю.Е., Губайдуллина С.А. Применение мультифрактального анализа при описании

временных рядов в технике и экономике // Вестник Ульяновского государственного технического университета. – 2008. – № 2 (42). – С. 23–27.

13. Валеев С.Г., Кувайскова Ю.Е., Юдкова М.В. Робастные методы оценивания: программное обеспечение, эффективность // Вестник Ульяновского государственного технического университета. – 2010. – № 1 (49). – С. 29–33.

14. Krasheninnikov V.R., Kalinov D.V., Pankratov Yu.G. Spiral Autoregressive Model of a Quasiperiodic Signal // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2001. – Vol. 11, No. 1. – pp. 211–213.

15. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. – М. : Мир, 1974. – 242 с.

16. Engle R.F. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation // Econometrica. – Vol. 50. – 1982. – pp. 987–1008.

17. Валеев С.Г., Кувайскова Ю.Е. Использование ARCH-структур и фильтра Калмана для моделирования динамики технико-экономических показателей // Вестник Ульяновского государственного технического университета. – 2007. – № 2 (38). – С. 29–33.

18. Алёшина А.А. Использование псевдоградиента при выборе параметров модели вибраций гидроагрегата // Системы управления и информационные технологии. – 2013. – № 1.1 (51). – С. 113–117.

REFERENCES

1. Klachkin V.N., Kuvaiskova Iu.E., Bubyr D.S. Prognozirovanie sostoiianiia obekta s ispolizovaniem sistem vremennykh riadov [Approaches to Forecasting the State of the Object by the Use of the Time Series System]. *Radiotekhnika* [Radioengineering], 2015, no. 6, pp. 45–47.
2. Kuvaiskova Iu.E., Bulyzhev E.M., Kliachkin V.N., Bubyr D.S. Prognozirovanie sostoiianiia istochnika vodosnabzheniia v tseliakh obespecheniia kachestva vody [Forecasting the State of the Water Supply Source to Ensure the Water Quality]. *Spravochnik. Inzheneryzhurnal s prilozheniem* [Handbook. An Engineering Journal with Annex], 2016, no. 5 (230), pp. 37–42.
3. Kuvaiskova Iu.E. Metodika strukturno-parametricheskoi identifikatsii sistemy vremennykh riadov [The Technique of the Structural Parametric Identification of Time Series System]. *Izvestiia Samarskogo nauchnogo tsentra Rossiiskoi akademii nauk* [Proc. of Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences], 2013, vol. 15, no. 4–4, pp. 914–918.
4. Kuvaiskova Iu.E., Kliachkin V.N., Bubyr D.S. Prognozirovanie sostoiianiia tekhnicheskogo obekta na osnove monitoringa ego parametrov [Forecasting the State of the Technical Object on the Base of its Parameters Monitoring]. *XII vsrossiiskoe soveshchanie po problemam upravleniia VSPU-2014. Sb. tr. Institut problem upravleniia im. V.A. Trapeznikova RAN* [Proc. of V. A. Trapeznikov Institute for Control Problems of the RAS. The 12th Meeting on Control Problems VSPU-2014]. 2014, pp. 7616–7626.

5. Kuvaiskova Iu.E., Aleshina A.A. Povyshenie effektivnosti sistemy upravleniia tekhnicheskimi obektami pri ispolzovanii adaptivnogo dinamiceskogo regressionnogo modelirovaniia vremennykh riadov [Increasing the Efficiency of Technical Object Control System with the Use of Adaptive Dynamic Regression Modeling of the Time Series]. *Avtomatizatsiia protsessov upravleniia* [Automation of Control Processes], 2013, no. 4 (34), pp. 77–83.
6. Kliachkin V.N., Kuvaiskova Iu.E., Aleshina A.A. Modelirovanie vibratsii gidroagregata na osnove adaptivnykh dinamiceskikh regressii [The Hydraulic Unit Vibration Modelling on the Grounds of Adaptive Dynamic Regression]. *Avtomatizatsiia. Sovremennye tekhnologii* [Automation. Modern Technology]. 2014, no.1, pp. 30–34.
7. Kuvaiskova Iu.E. Modelirovanie sostoianii obekta na osnove adaptivnykh dinamiceskikh regressii [Modeling the State of an Object Based on Adaptive Dynamic Regressions]. *Izvestiia Samarskogo nauchnogo tsentra Rossiiskoi akademii nauk* [Proc. of Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences], 2014, vol. 16, no. 6–2, pp. 479–482.
8. Kliachkin V.N., Kuvaiskova Iu.E., Aleshina A.A., Kravtsov Iu.A. Informatsionno-matematicheskaiia sistema rannego preduprezhdeniia ob avariinoi situatsii [Information-Mathematical Early Warning System About an Emergency]. *Izvestiia Samarskogo nauchnogo tsentra Rossiiskoi akademii nauk* [Proc. of Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences], 2013, no. 4 (4), pp. 919–923.
9. Valeev S.G. *Regressionnoe modelirovanie pri obrabotke nabliudenii* [The Regressive Modeling during the Monitoring of Observations]. Moscow, Nauka Publ., 1991. 272 p.
10. Jenkins G.M., Watts D.G. *Spectral Analysis and Its Application*. San Francisco, Golden-Day Publ. 1968. 525 p.
11. Gazizov D.I. Obzor metodov statisticheskogo analiza vremennykh riadov i problemy, voznikaiushchie pri analize nestatsionarnykh vremennykh riadov [Review of Methods for Time Series Statistical Analysis and Incipient Problems when Nonstationary Time Series Analyzing]. *Nauchnyi zhurnal* [Scientific Journal], 2016, no. 3 (4), pp. 9–14.
12. Valeev S.G., Kuvaiskova Iu.E., Gubaidullina S.A. Primenenie multifraktalnogo analiza pri opisaniia vremennykh riadov v tekhnike i ekonomike [Application of Multifraction Analysis when Describing Time Series in Engineering and Economics]. *Vestnik Ulyanovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Ulyanovsk State Technical University Bulletin], 2008, no. 2 (42), pp. 23–27.
13. Valeev S.G., Kuvaiskova Iu.E., Iudkova M.V. Robastnye metody otsenivaniia: programmnoe obespechenie, effektivnost [Robust Methods of Estimation: Software, Effectiveness]. *Vestnik Ulyanovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Ulyanovsk State Technical University Bulletin], 2010, no. 1 (49), pp. 29–33.
14. Krashennnikov V.R., Kalinov D.V., Pankratov Iu.G. Spiral Autoregressive Model of a Quasiperiodic Signal. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2001, vol. 11, no. 1, pp. 211–213.
15. Box G., G. Jenkins. *Analiz vremennykh riadov. Prognoz i upravlenie* [Time Series Analysis. Forecasting and Control]. Moscow, Mir Publ., 1974. 242 p.
16. Engle R.F. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation. *Econometrica*, 1982, vol. 50, pp. 987–1008.
17. Valeev S.G., Kuvaiskova Iu.E. Ispolzovanie ARCH-struktur i filtra Kalmana dlia modelirovaniia dinamiki tekhniko-ekonomicheskikh pokazatelei [Use of ARCH-Structures and the Kalman Filter for Modelling the Dynamics]. *Vestnik Ulyanovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Ulyanovsk State Technical University Bulletin], 2007, no. 2 (38), pp. 29–33.
18. Aleshina A.A. Ispolzovanie psevdogradienta pri vybore parametrov modeli vibratsii gidroagregata [Using the Method of Pseudogradient when Parameters for Model of Vibrations of the Hydrounit is Selected]. *Sistemy upravleniia i informatsionnye tekhnologii* [Automation and Remote Control], 2013, no. 1.1 (51), pp. 113–117.