

На правах рукописи

Чжан Екатерина Анатольевна

**Непараметрические алгоритмы анализа данных, моделирования и управления для
многомерных безынерционных систем с запаздыванием**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации
(космические и информационные технологии)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Красноярск – 2018

Работа выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Сибирский федеральный университет», Институт космических и информационных технологий, г. Красноярск.

- Научный руководитель:** доктор технических наук, профессор
Медведев Александр Васильевич
- Официальные оппоненты:** **Демиденко Николай Данилович,**
доктор технических наук, профессор,
СКТБ «Наука» ИВТ СО РАН (г. Красноярск);
ведущий научный сотрудник
- Гендрина Ирина Юрьевна,**
кандидат физико-математических наук, доцент
Национальный исследовательский
Томский государственный университет;
доцент кафедры исследования операций
- Ведущая организация:** ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный технический университет»

Защита состоится 30 ноября 2018 г. в 15:00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.249.05, созданного на базе Сибирского государственного университета науки и технологий имени академика М. Ф. Решетнева по адресу: 660037, г. Красноярск, проспект имени газеты «Красноярский рабочий», 31.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Сибирского государственного университета науки и технологий имени академика М. Ф. Решетнева и на сайте <https://www.sibsau.ru>.

Автореферат разослан «___» _____ 2018 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
кандидат технических наук,
доцент

Панфилов
Илья Александрович

Общая характеристика работы

Актуальность темы. Одной из центральных проблем системного анализа является синтез систем управления сложными промышленными объектами, где доминируют дискретно-непрерывные технологические процессы в условиях неполной информации. В конце XX века исследования в области теории идентификации и управления проводились многими учеными, среди которых можно выделить Л. Льюнга, Н. С. Райбмана, Я. З. Цыпкина, П. Эйкхоффа и др. В настоящее время вопросами идентификации систем и адаптивного управления занимаются такие ученые как П. Стойка, К. Бернхам, У. Пиллай и др.

При моделировании и управлении дискретно-непрерывными процессами вследствие различной дискретности контроля переменных динамические процессы могут рассматриваться как безынерционные с запаздыванием. Кроме того, входные переменные безынерционного процесса могут быть связаны стохастической зависимостью. В этом случае для получения оценок совместного распределения могут быть применены копулы (К. Б. Нельсон), многомерные GARCH-модели (Л. Бауенс), условные распределения и др. В рамках непараметрической теории идентификации для учета зависимостей между входными переменными А. В. Медведевым был предложен подход, основанный на построении комбинированных моделей, которые включают как параметрическую, так и непараметрическую составляющие. В работах А. В. Медведева такие модели получили название Н-моделей, а процессы с зависимыми входными переменными – «трубчатых» или Н-процессов. «Трубчатые» процессы являются типичными для различных отраслей промышленности.

Препятствием для эффективного использования методов моделирования, в том числе непараметрических, являются недостатки в исходных данных, которые выражаются в пропусках в выборке наблюдений, выбросах или наличии областей разреженностей. В работе предлагается решить проблему неоднородности расположения элементов выборки в пространстве входных и выходных наблюдений путем генерации новых элементов. Задача получения новой выборки на основе исходной является важной и востребованной с точки зрения практики, особенно для синтеза систем управления в условиях неопределенности.

В условиях малой априорной информации о процессе предпочтительным является использование адаптивных алгоритмов управления. Идея адаптивного или дуального управления впервые была предложена А. А. Фельдбаумом. Дуальные алгоритмы позволяют совмещать две конкурирующие цели – изучение свойств и поведения объекта и управление им. При параметрической неопределенности разработкой дуальных алгоритмов занимались многие исследователи, среди которых можно отметить Б. Виттенмарка, К. Астрома, Н. М. Филатова, В. П. Живоглядова и др. Позднее А. В. Медведевым были предложены дуальные алгоритмы управления в условиях непараметрической неопределенности. Такого рода алгоритмы востребованы при создании систем управления производственными процессами. Поэтому разработка и исследование непараметрических алгоритмов обработки данных, моделирования и управления безынерционными процессами с запаздыванием является актуальной научно-технической задачей.

Степень разработанности темы. Теория непараметрических систем активно развивалась многими учеными, среди которых можно выделить В. А. Васильева, А. В. Добровидова, Г. М. Кошкина, Ф. Розенблатта, В. Хардле, и др. При использовании непараметрических оценок качеству данных уделяется особое внимание. Предлагаются разные пути решения проблем работы с малыми выборками и устранения недостатков в исходных данных. Здесь можно отметить работы Н. Г. Загоруйко, А. В. Лапко и др. Применение методов анализа данных при моделировании и управлении процессами в случае стохастической зависимости входных переменных является перспективной областью исследования.

Цель работы состоит в повышении качества непараметрических моделей и алгоритмов управления многомерными дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием при наличии стохастической зависимости между входными переменными в условиях неопределенности.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи работы**.

1. Разработать и исследовать непараметрический алгоритм генерации рабочей выборки на основе исходных наблюдений входных и выходных переменных процесса.
2. Модифицировать непараметрический алгоритм для моделирования дискретно-непрерывных многомерных безынерционных процессов с запаздыванием с зависимыми входными переменными при наличии разреженностей в выборке наблюдений.
3. Разработать и исследовать модификацию непараметрического алгоритма дуального управления с запаздыванием при комбинированном накоплении информации.
4. Реализовать разработанные непараметрические алгоритмы анализа данных, моделирования и управления в виде программных модулей.
5. Показать эффективность разработанных непараметрических алгоритмов для решения задач обработки данных, моделирования и управления многомерными безынерционными дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием путем численных исследований.
6. Подтвердить практическую значимость и эффективность разработанных алгоритмов обработки данных и идентификации на примере процесса кислородно-конвертерной плавки стали на предприятии ОАО «ЕВРАЗ Объединенный Западно-Сибирский металлургический комбинат».

Научная новизна диссертационной работы состоит в следующем.

1. Впервые предложен непараметрический алгоритм генерации рабочей выборки на основе исходных наблюдений, позволяющий повысить качество прогнозирования с использованием непараметрических оценок при моделировании многомерных безынерционных дискретно-непрерывных процессов с запаздыванием.
2. Разработана новая модификация непараметрического алгоритма для моделирования многомерных процессов со стохастической зависимостью между входными переменными, отличающаяся использованием рабочих выборок наблюдений, позволяющая повысить качество прогнозирования выходных характеристик процесса.
3. Разработана новая модификация непараметрического алгоритма дуального управления многомерными безынерционными дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием, отличающаяся способом формирования управляющих воздействий и поискового шага, что позволяет повысить эффективность управления.

Теоретическая значимость диссертационного исследования заключается в разработке новых в рамках теории непараметрических систем алгоритмов анализа данных, моделирования и управления многомерными безынерционными дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием со стохастической зависимостью между входными переменными. Выделены основные факторы, влияющие на качество прогноза и управления системами рассматриваемого класса с применением разработанных алгоритмов. Результаты исследований, представленные в работе, показывают, что использование алгоритма генерации рабочей выборки наблюдений позволяет повысить качество прогноза значений выходных переменных процесса, полученных с помощью непараметрических моделей.

Практическая значимость разработанных непараметрических алгоритмов обработки данных и моделирования продемонстрирована на примере процесса кислородно-конвертерной плавки стали на предприятии ОАО «ЕВРАЗ Объединенный Западно-Сибирский металлургический комбинат», что подтверждается справкой о применении в производстве результатов диссертационной работы. Результаты диссертационной работы используются в кислородно-конвертерном цехе №2 в подсистеме оперативного планирования выплавки, внепечной обработки и непрерывной разливки низкоуглеродистой стали на слябовой машине (ГОСТ 9045-80). Разработанные алгоритмы анализа данных используются для оптимизации шихтовки плавки и при расчете дополнительных присадок в сталеразливочный ковш на установках внепечной обработки, что позволяет получить экономический эффект за счет сокращения продолжительности операции внепечной обработки стали, снижения затрат на шихтовые материалы, раскислители, легирующие и шлакообразующие материалы. Проводимые исследования были поддержаны Фондом содействия развитию малых форм предприятий в

научно-технической сфере по программе «УМНИК 2016». Разработанное программное обеспечение для проведения вычислительных экспериментов по моделированию и управлению дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием зарегистрировано в Роспатенте.

Методология и методы исследования. В работе были использованы методы системного анализа, анализа данных, теории параметрической и непараметрической идентификации, теории управления, математической статистики и статистического моделирования.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Непараметрический алгоритм генерации рабочей выборки на основе исходных наблюдений, полученных при измерении входных и выходных переменных процесса, позволяет повысить качество прогнозирования с использованием непараметрических моделей дискретно-непрерывных безынерционных процессов с запаздыванием, в том числе при наличии разреженностей в выборке наблюдений.

2. Модифицированный непараметрический алгоритм моделирования на основе многомерной непараметрической оценки индикаторной функции позволяет более качественно прогнозировать поведение процессов со стохастической зависимостью входных переменных по сравнению с ранее известными непараметрическими моделями.

3. Модификация непараметрического алгоритма дуального управления многомерными безынерционными дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием позволяет строить более эффективные чем ранее известные непараметрические системы управления.

Достоверность диссертационной работы подтверждается проведенными вычислительными экспериментами, а также корректным использованием математического аппарата на основе известных, проверяемых данных. Выводы не противоречат основным положениям теории идентификации и управления.

Апробация работы. Результаты диссертационного исследования докладывались более чем на 20 конференциях различного уровня: VIII Всероссийская научно-практическая конференция «Импульс – 2011» (Томск, 2011 г.); Международная конференция «Решетневские чтения» (Красноярск, 2011 г., 2013 г., 2014 г., 2016 г.); Международная научно-техническая конференция «Кибернетика и высокие технологии XXI века» (Воронеж, 2012 г.); Всероссийская молодежная научно-практическая конференция «Малые Винеровские чтения» (Иркутск, 2013 г., 2014 г.); Международная конференция «Проблемы управления и моделирования в сложных системах» (Самара, 2013 г., 2014 г.); Международная научно-техническая конференция «Компьютерное моделирование – 2013» (Санкт-Петербург, 2013 г.); V Международная конференция «Системный анализ и информационные технологии САИТ-2013» (Красноярск, 2013 г.); The international workshop “Applied methods of statistical analysis” (Новосибирск, 2013 г., 2015 г., 2017 г.); International conference “Computer data analysis and modeling. Theoretical and applied stochastics” (Минск, 2013 г., 2015 г.); Всероссийская научно-практическая конференция «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве» (Новокузнецк, 2013 г., 2015 г.); XII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2014 (Москва, 2014 г.); X Международная конференция «Идентификация систем и задачи управления SICPRO’15» (Москва, 2015 г.); International Conference “System Analysis: Modeling and Control” in memory of Academician Arkady Kryazhimski (Екатеринбург, 2016 г.); International Conference In Optimization Theory And Its Applications 2016 (Картахена, Испания, 2016 г.); II Internacional Jornadas Doctorales del Programa de Doctorado en Matemáticas (Кадис, Испания, 2016 г.).

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 25 печатных работ, в том числе 5 статей в научных изданиях из перечня ВАК, 4 работы в изданиях, индексируемых в международной базе Scopus.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, пяти глав, заключения, списка литературы из 159 наименований и приложения. Общий объем работы – 146 страницы основного текста, включая 49 рисунков и 36 таблиц.

Содержание работы

Во введении обоснована актуальность работы, определены цели и задачи исследования, научная новизна и практическая значимость диссертационной работы.

Первая глава диссертационного исследования посвящена рассмотрению задачи идентификации многомерных безынерционных процессов с запаздыванием (рис. 1). Приняты следующие обозначения: $u(t)$ и $x(t)$ – входные и выходные переменные соответственно, $\xi(t)$ – векторное случайное воздействие, G^u, G^x – каналы связи для входных и выходных переменных. В каналах связи действуют случайные аддитивные помехи $g^u(t), g^x(t)$, ($m=0, D<\infty$). Содержание задачи идентификации состоит в построении модели x_s исследуемого процесса с учетом имеющейся априорной информации на основании обучающей выборки $\{u_i, x_i, i=\overline{1, s}\}$ объемом s .

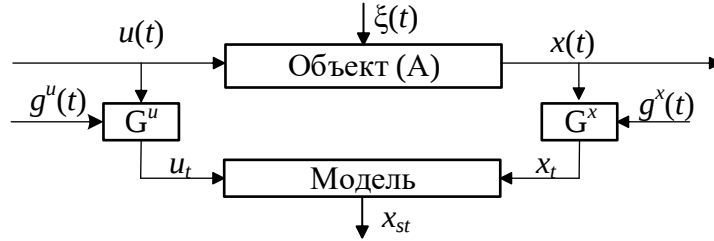


Рисунок 1 – Общая схема идентификации исследуемого процесса

В главе рассматриваются различные уровни априорной информации. В зависимости от имеющихся данных о процессе необходимо выбирать соответствующие методы решения задачи идентификации. В условиях неполной информации для получения оценки x_s целесообразно использовать непараметрические методы идентификации и управления. В этом случае особые требования предъявляются к качеству исходных данных.

Приводятся общие сведения о часто встречающихся на практике процессах со стохастической зависимостью между компонентами вектора входной переменной. Показано, что вследствие некоторых особенностей нецелесообразно использовать параметрические модели при идентификации процессов в условиях стохастической зависимости входных переменных.

Во второй главе рассматривается проблема анализа исходных данных. Неточности в исходной выборке наблюдений, полученной при измерении входных и выходных переменных процесса, негативно влияют на качество прогноза, полученного с помощью непараметрических оценок. В этой связи возникает важная для практики задача, связанная со своеобразным «ремонтom» исходных обучающих выборок.

В диссертационной работе рассматривается непараметрическая оценка Надарая-Ватсона функции регрессии по наблюдениям:

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))} \quad (1)$$

где $\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)), i=\overline{1, s}, j=\overline{1, m}$ – ядерная функция, удовлетворяющая свойствам положительности, симметричности и нормированности, c_s – коэффициент размытости ядра, m – размерность вектора входной переменной $u=(u_1, u_2, \dots, u_m)$. Значение параметра c_s находится путем решения задачи минимизации квадратичного критерия соответствия выхода объекта и выхода модели в режиме скользящего экзамена, когда в модели (1) исключается i -я переменная, предъявляемая для экзамена:

$$R(c_s) = \sum_{k=1}^s (x_k - x_s(u_k, c_s))^2 = \min_{c_s}, k \neq i. \quad (2)$$

В исходной обучающей выборке $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ могут присутствовать разреженности и пустоты в различных подобластях области определения $\Omega(x, u)$ (рис. 2, а).

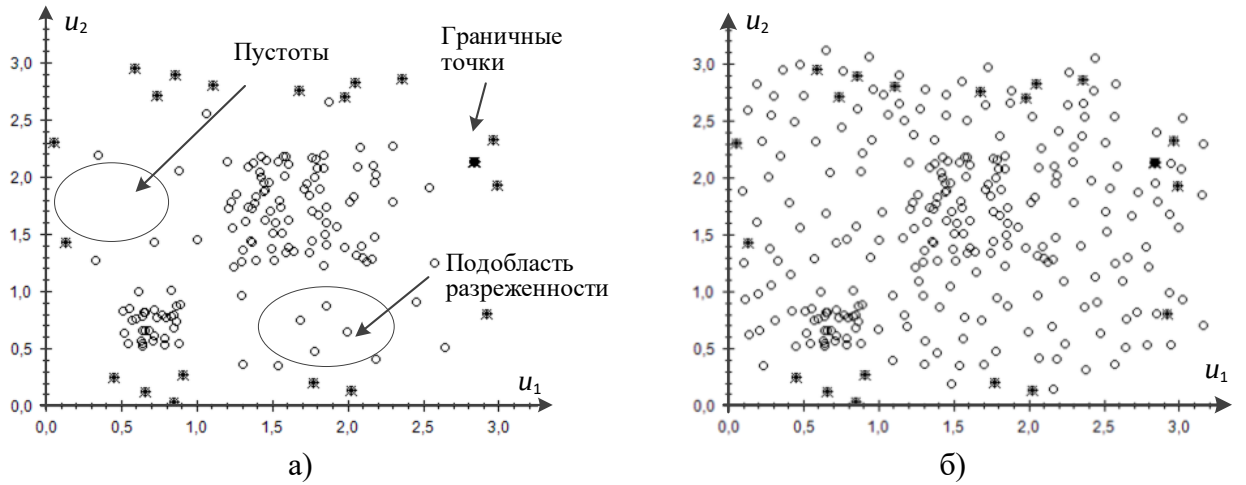


Рисунок 2 – Поле корреляции по входным переменным: а) по исходной выборке наблюдений, б) по рабочей выборке наблюдений

Оценка (1) в точке u рассчитывается на основе тех элементов выборки, которые находятся в ее c_s -окрестности. От количества элементов, по которым вычисляется оценка, зависит качество прогноза. В частности, для работы с малыми выборками применяются бутстрап-методы, которые нашли широкое применение в статистическом анализе при оценивании параметров распределения, проверки гипотез. Однако их использование не позволяет уйти от неопределённости при получении оценки (1) в областях «пустот». Поэтому предлагается дополнить исходную выборку наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ искусственно сгенерированными элементами, т.е. алгоритмически преобразовать исходные наблюдения (рис. 2, а) в рабочую выборку $\{\tilde{u}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$ (рис. 2, б).

В диссертационной работе предлагается *непараметрический алгоритм генерации рабочей выборки*. На первом этапе из исходной выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ выделим элементы $\{\dot{u}_i, \dot{x}_i, i = \overline{1, s'}, s' < s\}$, которые соответствуют областям разреженности и пустот, также в эту выборку попадут граничные элементы. Для всех элементов выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ найдем значение ρ_i – количество элементов из выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$, которые находятся в c_s -окрестности ее же i -ого элемента. Вычислим: $\rho_{cp} = s^{-1} \sum_{i=1}^s \rho_i$. Если для элемента $\dot{u}_i, i = \overline{1, s'}$ выполняется следующее условие: $\rho_i < \rho_{cp}$, то генерируем $k_i = \rho_{cp} - \rho_i$ элементов в c_s -окрестности точки $\dot{u}_i$. Новые элементы $\tilde{u}_l$ генерируются в соответствие со следующим правилом:

$$\tilde{u}_{li}^j = \dot{u}_i^j + \zeta_l^j c_s, j = \overline{1, m}, i = \overline{1, s'}, l = \overline{1, k_i}, \quad (3)$$

где ζ_l^j – случайная величина, распределенная по равномерному закону в интервале $[-1; 1]$, $\zeta_l^j \neq 0$, $\dot{u}_i^j$ – значение входных переменных элемента $\dot{u}_i$, в окрестности которого происходит генерация значений $\tilde{u}_{li}$.

Для сгенерированных элементов $\tilde{u}$ не известно значение выхода объекта $x(u = \tilde{u})$, поэтому для этих элементов вычисляем оценку (1) по исходной выборке. Затем удаляем сгенерированные элементы, которые расположены близко к друг другу. Сгенерированные

элементы и исходная обучающая выборка $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ будут составлять новую рабочую выборку $\{\tilde{u}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$. Количество полученных с помощью предлагаемого алгоритма элементов можно варьировать. Как показали многочисленные эксперименты, объем рабочей выборки в 2 – 3 раза превышает объем исходной. Дальнейшее увеличение объема к повышению качества прогноза не приводит. После того, как будет получена рабочая выборка, перенастраиваем оценку (1), определив в режиме скользящего экзамена новое значение параметра размытости c_s , где в качестве обучающей выборки используется рабочая выборка $\{\tilde{u}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$, экзаменуемой – только элементы исходной выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$.

Рабочую выборку $\{\tilde{u}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$ будем использовать в качестве обучающей при вычислении непараметрической оценки:

$$x_s(u) = \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - \tilde{u}_i^j)) / \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - \tilde{u}_i^j)). \quad (4)$$

Для оценки качества прогноза, полученного с использованием непараметрической модели, примем следующую относительную ошибку предсказания, вычисляемую в режиме скользящего экзамена:

$$W = \sqrt{s^{-1} \sum_{i=1}^s (x_{si} - x_i)^2 / (s-1)^{-1} \sum_{i=1}^s (x_i - \hat{m}_x)^2}, \quad (5)$$

где $\hat{m}_x$ – оценка математического ожидания выходной переменной x .

Предложенный алгоритм дополнения исходной выборки позволяет повысить качество прогноза, получаемого с помощью непараметрической оценки функции регрессии (4), на границе вследствие того, что в c_s -окрестности граничных наблюдений будут добавлены новые элементы, сгенерированные случайным образом.

Для подтверждения эффективности предложенного алгоритма был проведен ряд вычислительных экспериментов для объектов, которые описываются различными математическими функциями (табл. 1). На выход объекта накладывалась аддитивная помеха:

$$g^x = k\sigma x(u), \quad (6)$$

где k – уровень помех (например, для 10-ти % помехи $k = 0,1$), σ – случайная величина, распределенная по равномерному закону в интервале $[-1; 1]$, $x(u)$ – выход объекта, для которого генерируется значение помехи.

Исходная выборка $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ была сгенерирована таким образом, что в ней присутствовали области разреженности. С помощью предложенного алгоритма была получена новая рабочая выборка. Результаты моделирования представлены в таблице 1, где приняты обозначения: W_1 – ошибка (5) по исходной выборке, W_2 – ошибка (5) по рабочей выборке, A – число элементов экзаменуемой выборки, для которых невозможно получить прогноз по обучающей исходной выборке, B – по рабочей.

В таблице 1 представлены результаты экспериментов. Использование рабочей выборки приводит к уменьшению ошибки в среднем в 2 раза, что говорит о повышении качества прогнозирования. Кроме того, значение оценки (4) теперь можно вычислить для всех элементов выборки.

Таблица 1 – Ошибка предсказания для различных объектов при уровне помех 10%

Уравнение объекта	W_1	W_2	A	B
Линейное уравнение				
$x = 0,5u_1 - 2u_2 + 1,5u_3 + 0,9u_4 + 0,7u_5$	0,309	0,158	9	0
Нелинейные уравнения (алгебраические)				
$x = 0,6u_1^2 + 2u_1u_2 + 1,5u_3^2 + 0,9u_1u_4 + 0,7u_3u_5$	0,392	0,182	12	0

$x = 0,5u_1^2 + 0,3u_1^3 + 1,6u_1u_2u_3 + 0,9u_4^4 + 0,7u_5$	0,554	0,217	13	0
$x = 3u_1^{1,5} + 4,5u_2^{1,2} + 0,3u_2u_3^5 - 6,2u_3u_4^{1,5}$	0,519	0,236	11	0
Нелинейные уравнения (трансцендентные)				
$x = 4,3\sin(u_1u_2) + 7,2\sin u_3 - 3,6\cos u_4 - 8,3u_2u_5$	0,341	0,145	23	0
$x = 9,1\log(u_1) + 1,9u_2^{0,2} + 4,7\ln(u_3)u_4^2 + 7u_5$	0,567	0,301	32	0
$x = -0,4\exp(u_1) - 3,4\log(u_1u_2) - 0,8\exp(u_3u_4) + 0,7u_5$	0,652	0,251	24	0
$x = 0,3u_1^5 + 4\cos(u_2) - 8,3\sin(4u_3)u_4 + \exp(u_5)$	0,675	0,372	28	0
$x = u_1u_2u_3^{0,5} + 3\sin(u_3u_4^{1,2}) + 5 \cdot 3^{u_4} - \cos(u_5)$	0,559	0,353	44	2
$x = 2^{u_1} - 0,7(u_2u_5)^{0,5} - 0,3\log(u_3) + 0,4u_3u_4^2u_5$	0,404	0,157	26	0

Алгоритм генерации рабочей выборки наблюдений также показал свою эффективность в многочисленных вычислительных экспериментах при различном уровне помех для различных объектов.

Третья глава диссертационной работы посвящена исследованию многомерных дискретно-непрерывных процессов со стохастической зависимостью между входными переменными. Пример такого процесса показан на рисунке 3.

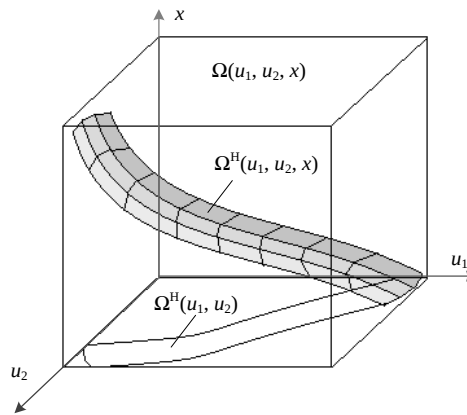


Рисунок 3 – Пример процесса со стохастической зависимостью входных переменных

Рассмотрим процесс, имеющий две входные переменные $u_1 \in R$, $u_2 \in R$ и одну выходную переменную $x \in R$. Область значения переменных $\Omega(u_1, u_2, x)$, которая показана на рисунке 3 в виде куба, может быть известна, например, из технологического регламента. Вследствие наличия стохастической зависимости между переменными u_1, u_2 процесс протекает не во всей регламентированной области $\Omega(u_1, u_2, x)$, а лишь в некоторой его подобласти $\Omega^H(u_1, u_2, x) \subset \Omega(u_1, u_2, x)$. Вид зависимости между входными переменными неизвестен, поэтому области $\Omega^H(u)$, $\Omega^H(u_1, u_2, x)$ остаются неизвестными. В связи с тем, что область протекания рассматриваемого процесса $\Omega^H(u_1, u_2, x)$ не совпадает $\Omega(u_1, u_2, x)$, возникает ряд особенностей, которые необходимо учитывать при моделировании такого рода процессов.

Параметрическая модель может быть записана в следующем виде:

$$x_\alpha(t) = A^\alpha(u(t), \alpha), \quad (7)$$

где A^α – выбранный класс параметрических моделей, α – вектор параметров.

Рассматриваемый процесс существует только при $u \in \Omega^H(u) \subset R^m$. Может возникнуть ситуация, что при произвольном задании значений входных переменных из

регламентированной области $u' \in \Omega(u)$ они не будут принадлежать области существования процесса: $u' \notin \Omega^H(u)$. В этом случае, значение прогноза $x_\alpha(u')$ может выйти не только за область $\Omega^H(u, x)$, но и за область $\Omega(u, x)$. Таким образом, модель (7) нецелесообразно использовать, если входные переменные связаны стохастической зависимостью. В связи с этим предлагается дополнить модель (7) индикаторной функцией $I(u)$:

$$x'_\alpha(t) = A^\alpha(u(t), \alpha) I_s(u), \quad (8)$$

где в качестве оценки индикатора $I_s(u)$ можно принять следующее приближение:

$$I_s(u) = \text{sgn} \sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)), \quad (9)$$

где параметр размытости ядра c_s и колоколообразная функция $\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))$ те же, что и выше. Модель (8) получила название Н-модели.

Если при произвольно заданном значении текущей переменной $u = u'$ оценка индикатора может быть равна нулю или единице: $I_s(u) = 1$, если $u' \in \Omega^H(u)$, где область $\Omega^H(u)$ определяется имеющейся выборкой $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$. В этом случае, вычисляем значение оценки (9) при $u = u'$. Если же $u' \notin \Omega^H(u)$, то $I_s(u) = 0$. При таких значениях входных переменных оценку (8) вычислять не будем.

Оценку индикатора (9) предлагается модифицировать следующим образом:

$$\tilde{I}_s(u) = \text{sgn} \sum_{i=1}^N \Phi(c_s^{-1}(x_s(u) - \tilde{x}_i)) \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - \tilde{u}_i^j)), \quad (10)$$

где $x_s(u)$ – прогноз выхода объекта, который может быть получен с помощью непараметрической оценки функции регрессии по наблюдениям (1). В случае использования оценки (10), рассматривается принадлежность точки не только к «трубчатой» области по входным переменным $\Omega^H(u)$, но и по выходным $\Omega^H(u, x)$. Тем самым можно определить, является ли точка «выбросом». Оценка индикатора (10) обладает робастными свойствами. Кроме того, в качестве обучающей выборки при вычислении оценки (10) предлагается использовать рабочую выборку наблюдений $\{\tilde{u}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, N}\}$, сгенерированную на основе исходной $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ с помощью предложенного во второй главе алгоритма. Это позволит повысить качество прогнозирования в областях разреженностей.

Основная идея предлагаемого непараметрического алгоритма моделирования состоит в вычислении параметрической оценки (7) и модифицированной непараметрической оценки индикаторной функции (10) для получения Н-модели процесса со стохастической зависимостью между входными переменными.

На практике обычно отсутствуют сведения о том, существует ли зависимость между входными переменными процесса. Если входные переменные процесса зависимы, то их значения принадлежат подобласти $\Omega^H(u) \subset \Omega(u)$. Предлагается алгоритм оценивания объема области $\Omega^H(u)$. В основе алгоритма лежит способ оценивания площади криволинейной фигуры с помощью статистического метода Монте-Карло.

На первом этапе необходимо вычислить объем V области $\Omega(u)$. Область $\Omega(u)$ представляет собой гиперкуб, границы которого всегда известны из технологического регламента. Затем сгенерировать по равномерному закону выборку наблюдений $\{u_i, i = \overline{1, N}\}$ в заданных границах, т.е. $u_i \in \Omega(u), i = \overline{1, N}$. Далее следует определить, сколько элементов выборки $\{u_i, i = \overline{1, N}\}$ принадлежит области $\Omega^H(u)$. Для этой цели можно использовать оценку

индикаторной функции (9). Число таких элементов обозначим N' . Тогда оценка объема «трубчатой» области будет иметь следующий вид:

$$\hat{V}^H = V N' / N. \quad (11)$$

В случае наличия стохастической зависимости между входными переменными объем области протекания процесса много меньше регламентированной области, т. е. $\hat{V}^H \ll V$. Предложенный алгоритм является простым инструментом для определения наличия зависимости между входными переменными и избавляет от необходимости получения оценок этих зависимостей.

В **четвертой** главе диссертационной работы рассматривается задача управления многомерными дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием.

На рисунке 4 показана схема системы управления с обратной связью. Здесь: $u(t) \in \Omega(u) \subset R^m$ – векторная входная управляемая величина, $\mu(t) \in \Omega(\mu) \subset R^k$ – векторная входная контролируемая, но неуправляемая величина, $x^*(t) \in \Omega(x) \subset R^n$ – задающее воздействие. Значение $x^*(t)$ определяет эксперт. Задача управляющего устройства (УУ) состоит в том, чтобы выработать такое управляющее воздействие $u(t)$, которое переведет систему из начального состояния в желаемое.

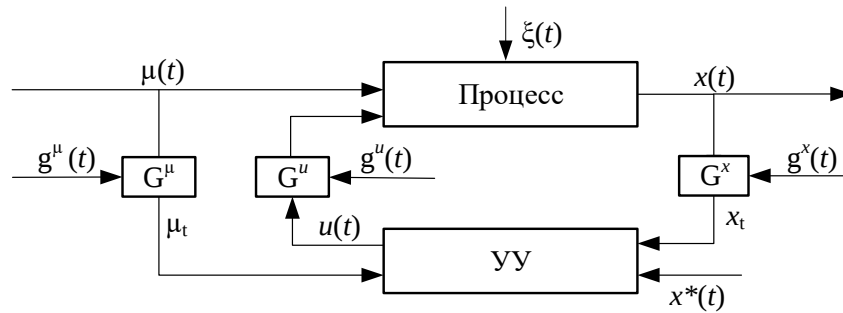


Рисунок 4 – Схема системы управления с обратной связью

Для построения УУ в диссертационной работе рассматриваются алгоритмы дуального управления в условиях комбинированного накопления информации. На момент начала работы системы управления имеется выборка наблюдений входных и выходных переменных процесса. Затем в процессе эксплуатации системы выборка дополняется новыми элементами. Этот случай наиболее соответствует практике, т.к. синтез систем управления сложными технологическими процессами не начинается «с нуля». Однако исходная выборка может обладать рядом недостатков. В этом случае, на начальном этапе качество управления будет низким. В работе предлагается вместо исходной выборки воспользоваться рабочей, полученной с помощью предложенного алгоритма. Это позволит значительно повысить качество управления с первых тактов работы системы.

В многомерном случае на вход объекта поступает управляющее воздействие $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t)) \in R^m$. Для вычисления каждой компоненты вектора $u(t)$ предлагается использовать следующий алгоритм дуального управления:

$$u_{j,s+1} = u_{j,s}^* + \Delta u_{j,s+1}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (12)$$

где $u_{j,s}^*$ – накопленная информация, $\Delta u_{j,s+1}$ – поисковый шаг.

Если выходная переменная $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)) \in R^n$ представляет собой вектор, то поисковый шаг $\Delta u_{j,s+1}$ будет иметь следующий вид:

$$\Delta u_{j,s+1} = \sum_{i=1}^n \theta_j (x_{i,s+1}^* - x_{i,s}), \quad j = \overline{1, m}. \quad (13)$$

где $\theta_j \in (0; 1)$ – настраиваемые коэффициенты.

Для вычисления компонент $u_{j,s}^*$, $j = \overline{1, m}$ используется непараметрический алгоритм, который позволяет последовательно вычислять каждое значение векторного управляющего воздействия $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t))$. Для переменной $u_1(t)$ значение компоненты $u_{1,s}^*$ рассчитывается по следующей формуле:

$$u_{1,s}^* = \sum_{i=1}^N \tilde{u}_{1,i} \prod_{l=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{l,s+1} - \tilde{\mu}_{l,i}}{c_s^\mu}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - \tilde{x}_{j,i}}{c_s^x}\right) / \sum_{i=1}^N \prod_{l=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{l,s+1} - \tilde{\mu}_{l,i}}{c_s^\mu}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - \tilde{x}_{j,i}}{c_s^x}\right), \quad (14)$$

где c_s^μ, c_s^x – параметры размытости для переменных μ и x соответственно.

Так, используя формулы (12) – (14), можно вычислить значение $u_1(t)$. Затем это значение будем использовать для вычисления $u_2(t)$ и так далее. Таким образом, каждая компонента вектора управляющего воздействия вычисляется последовательно, причем каждое последующее значение u_j зависит от значения u_{j-1} , $j = \overline{2, m}$, найденного на предыдущем шаге.

Компоненты $u_{j,s}^*$, $j = \overline{2, m}$ могут быть вычислены согласно следующей формуле:

$$u_{j,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^N \tilde{u}_{j,i} \prod_{p=1}^{j-1} \Phi\left(\frac{u_{p,s+1} - \tilde{u}_{p,i}}{c_s^u}\right) \prod_{l=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{l,s+1} - \tilde{\mu}_{l,i}}{c_s^\mu}\right) \prod_{v=1}^n \Phi\left(\frac{x_{v,s+1}^* - \tilde{x}_{v,i}}{c_s^x}\right)}{\sum_{i=1}^N \prod_{p=1}^{j-1} \Phi\left(\frac{u_{p,s+1} - \tilde{u}_{p,i}}{c_s^u}\right) \prod_{l=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{l,s+1} - \tilde{\mu}_{l,i}}{c_s^\mu}\right) \prod_{v=1}^n \Phi\left(\frac{x_{v,s+1}^* - \tilde{x}_{v,i}}{c_s^x}\right)}, \quad (15)$$

где $u_{p,s+1}$, $p = \overline{1, j-1}$ – значения компоненты вектора управляющего воздействия $u(t)$, рассчитанные на предыдущем шаге.

Для оценивания эффективности работы системы используется следующая ошибка:

$$W_p = (s)^{-1} \sum_{i=1}^s \left| \frac{x_i - x_i^*}{x_i^*} \right|. \quad (16)$$

Непараметрический дуальный алгоритм позволяет управлять многомерным дискретно-непрерывными безынерционными процессами с запаздыванием в условиях отсутствия априорных знаний о математическом описании объекта, известно лишь, что характеристика объекта является взаимно однозначной. Вычислительные эксперименты показали эффективность использования предлагаемого алгоритма при различном уровне помех и объемах исходных выборок.

В пятой главе диссертационной работы исследуется процесс плавки стали в кислородном конвертере на примере работы кислородно-конвертерного цеха № 2 (ККЦ №2) ОАО «ЕВРАЗ Объединенный Западно-Сибирский металлургический комбинат». Исследовалась выборка наблюдений, сформированная из паспортов 189 плавок стали одной марки.

При изучении процесса кислородной плавки стали в ККЦ №2 были выделены следующие переменные: управляемые входные $u(t)$, неуправляемые, но контролируемые $\mu(t)$, выходные $x(t)$ и косвенные показатели $\omega(t)$, которые оператор использует для управления. Далее приведен список только тех переменных, по которым были предоставлены измерения: расход материала, т.: чугун (u_1), лом (u_2), известь (u_3), электродный бой (u_4), флюс ФОМИ (u_5), агломерат офлюсованный (u_6), уголь ССО (u_7); кислород на продувку, м³ (u_8); кислород на прогрев, м³ (u_9); продолжительность продувки, мин. (u_{10}); положение фурмы (u_{11}); хим. состав чугуна, %: кремний Si (μ_1), магний Mn (μ_2), сера S (μ_3), фосфор P (μ_4); температура чугуна, °C (μ_5); садка конвертора, т (μ_6); температура металла на повалке, °C (x_1); химический состав металла на повалке, %: алюминий Al (x_2), углерод C (x_3), магний Mn (x_4), сера S (x_5), фосфор P (x_6); химический состав шлака на повалке, %: CaO (x_7), SiO₂ (x_8), FeO (x_9), MgO (x_{10}), Al₂O₃ (x_{11}), S (x_{12}), MnO (x_{13}), P₂O₆ (x_{14}). На процесс действуют разного рода случайные воздействия $\xi(t)$, такие как помехи измерения, тепловое состояние футеровки ковша перед постановкой на выпуск, угар, усвоение присадок, качество лома и др.

Таким образом, процесс характеризуется входными переменными $u_1 - u_9$, $\mu_1 - \mu_6$ и выходными $x_1 - x_{14}$. Данные по переменным u_{10} , u_{11} отсутствуют. Основными показателями процесса являются выходные переменные $x_1 - x_6$.

На основе исходной выборки наблюдений для перечисленных выходных переменных была построена непараметрическая оценка:

$$x_s^k(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i^k \prod_{j=1}^9 \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)) \prod_{l=1}^6 \Phi(c_s^{-1}(\mu^l - \mu_i^l))}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^9 \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)) \prod_{l=1}^6 \Phi(c_s^{-1}(\mu^l - \mu_i^l))}, k = \overline{1, 6}. \quad (17)$$

Для выходных переменных будем вычислять следующую ошибку:

$$R^k = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (x_{si}^k - x_i^k)^2}, k = \overline{1, 6}, \quad (18)$$

где x_i^k – измеренное значение выходной переменной, x_{si}^k – полученная оценка (17).

Также вычислим относительную ошибку W (5) и несмещенную оценку среднего квадратичного отклонения для выходных переменных объекта:

$$\sigma_s^k = \sqrt{\frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (x_i^k - \hat{m}_{x^k})^2}, k = \overline{1, 6}. \quad (19)$$

На первом этапе в качестве обучающей выборки использовалась исходная выборка наблюдений $\{u_{ji}, \mu_{li}, x_{ki}, j = \overline{1, 9}, l = \overline{1, 6}, k = \overline{1, 6}, i = \overline{1, 189}\}$. Как видно из результатов моделирования (табл. 2), ошибка W достаточно велика и почти равна 1 для всех переменных, т. е. $R^k \approx \sigma_s^k$. Модель является грубой и показала неудовлетворительный результат. Так, например, для 17% выборки наблюдений не удалось получить прогноз по переменной x_2 – содержание алюминия в металле на повалке.

Таблица 2 – Результаты моделирования по исходной выборке наблюдений

	Ошибка R^k	Оценка σ_s^k	Отношение W	A	c_s
Температура металла (x_1)	23,34	24,25	0,962	17	1,33
Алюминий, Al (x_2)	0,1	0,12	0,834	27	0,85
Углерод, С (x_3)	0,014	0,015	0,933	20	1,5
Марганец, Mn (x_4)	0,026	0,028	0,929	16	1,39
Сера, S (x_5)	0,003	0,004	0,75	15	1,6
Фосфор, P (x_6)	0,005	0,005	1	17	1,42

С помощью предложенного алгоритма генерации рабочей выборки наблюдений была получена новая рабочая выборка $\{u_{ji}, \mu_{li}, x_{ki}, j = \overline{1, 9}, l = \overline{1, 6}, k = \overline{1, 6}, i = \overline{1, 471}\}$. Теперь оценка (17) была построена также для исходной выборки, но в качестве обучающей уже была использована новая рабочая выборка (табл. 3).

Таблица 3 – Результаты моделирования по рабочей выборке наблюдений

	Ошибка R	Оценка σ_s^k	Отношение W	B	c_s
Температура металла (x_1)	11,23	24,25	0,46	0	1,17
Алюминий, Al (x_2)	0,07	0,121	0,578	0	0,6
Углерод, С (x_3)	0,008	0,015	0,533	0	1,3
Марганец, Mn (x_4)	0,012	0,028	0,429	0	1,2
Сера, S (x_5)	0,0011	0,004	0,275	0	1,48
Фосфор, P (x_6)	0,0024	0,005	0,48	0	1,27

Использование новой рабочей выборки привело к уменьшению относительно ошибки, вычисляемой в режиме скользящего экзамена, в среднем в два раза. Кроме того, было получено значение прогноза путем вычисления оценки (17) для всех элементов выборки.

В заключении приведены основные результаты диссертационной работы.

Основные результаты и выводы диссертационной работы:

1. Разработан и исследован непараметрический алгоритм генерации рабочей выборки на основе исходных наблюдений входных и выходных переменных процесса. Алгоритм позволяет повысить качество прогноза с использованием непараметрических моделей многомерных безынерционных дискретно-непрерывных процессов с запаздыванием. Одновременно существенно улучшается оценка на границе области определения переменных, регламентируемых конкретным исследуемым процессом. Алгоритм может быть применен в условиях малой априорной информации, т.к. не требует знания параметрической структуры исследуемого объекта.

2. Синтезирован модифицированный непараметрический алгоритм для идентификации дискретно-непрерывных многомерных безынерционных процессов с запаздыванием при наличии стохастической зависимости между входными переменными. Использование предлагаемого алгоритма позволяет повысить качество прогнозирования поведения процессов со стохастической зависимостью между входными переменными по сравнению с ранее известными в рамках теории непараметрических систем алгоритмами.

3. Разработана и исследована модификация непараметрического алгоритма дуального управления многомерными безынерционными процессами с запаздыванием. Основное отличие предлагаемого алгоритма от известных в непараметрической теории заключается в способе формирования управляющих воздействий и поискового шага.

4. Разработанные непараметрические алгоритмы обработки данных, моделирования и управления реализованы в виде программных модулей для проведения численных исследований на тестовых задачах. На модули получены свидетельства Роспатента о регистрации программ для ЭВМ.

5. Численные исследования подтвердили эффективность разработанных непараметрических алгоритмов обработки данных, моделирования и управления для многомерных безынерционных дискретно-непрерывных процессов с запаздыванием при наличии помех в условиях неопределенности. Многочисленные эксперименты были проведены для различных как линейных, так и нелинейных объектов при различном объеме обучающих выборок и уровне помех.

6. На примере процесса кислородно-конвертерной плавки стали на предприятии ОАО «ЕВРАЗ Объединенный Западно-Сибирский металлургический комбинат» была подтверждена практическая значимость и эффективность разработанных алгоритмов обработки данных и идентификации. Для основных показателей процесса были построены непараметрические модели по исходным данным. С помощью предложенного алгоритма генерации исходная выборка наблюдений была дополнена новыми элементами. Использование новой рабочей выборки позволило повысить качество прогноза основных показателей процесса в несколько раз. Кроме того, удалось получить значение прогноза для всех элементов исходной выборки наблюдений.

Таким образом, в диссертационной работе разработаны и реализованы непараметрические алгоритмы анализа данных, моделирования и управления для многомерных процессов со стохастической зависимостью между входными переменными в условиях неопределенности, что имеет существенное значение для теории и практики синтеза систем моделирования и управления дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием.

Основные публикации по теме диссертации

В изданиях, входящих в перечень ВАК:

1. Корнеева, А. А. Исследование непараметрических моделей процессов трубчатого типа / А. А. Корнеева, А. Н. Сергеев, Е. А. Чжан // Вестник Сибирского государственного

аэрокосмического университета имени академика М. Ф. Решетнева. Красноярск, 2012. – Вып. 5 (45). – С. 44 – 49.

2. Корнеева, А. А. О параметрическом моделировании стохастических объектов / А.А. Корнеева, **Е. А. Чжан** // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М. Ф. Решетнева. Красноярск, 2013. – Вып. 2 (48). – С. 37 – 42.

3. Корнеева, А. А. О непараметрическом анализе данных в задаче идентификации / А. А. Корнеева, Н. А. Сергеева, **Е. А. Чжан** // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. Томск, 2013. – Вып. 1 (22). – С. 74 – 85.

4. **Чжан, Е. А.** К проблеме генерации выборки при идентификации безынерционных процессов // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М. Ф. Решетнева. – 2015. – Вып. 2 (16). – С. 368 – 375.

5. Орлов, В. И. О технической диагностике качества диодных матриц / В. И. Орлов, Н. А. Сергеева, **Е. А. Чжан** // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. – 2015. – Вып. 2 (81). – С. 71-76.

В изданиях, индексируемых в базе Scopus:

6. Medvedev, A. V. Nonparametric modeling of oxygen-converter processes / A. V. Medvedev, M. E. Kornet, **E. A. Chzhan** // Steel in Translation. – 2016. Vol. 46. № 12. С. 855-859.

7. Medvedev, A. V. About nonparametric modeling of multidimensional noninertial systems with delay / A. V. Medvedev, **E. A. Chzhan** // Вестник ЮУрГУ. Математическое моделирование, 2017. – Т. 10, №2. – С. 124 – 136.

8. Medvedev, A.V. On non-parametric models of multidimensional non-inertial processes with dependent input variables/ A. V. Medvedev, **E. A. Chzhan** // Journal of Siberian Federal University. Mathematics & Physics 2017. – Т.10, №4. – С. 514 – 521.

9. Chzhan, E. A. Non-parametric dual control algorithms of discrete-continuous processes with dependent input variables // Proceedings of the International Workshop “Applied Methods of Statistical Analysis. Nonparametric Methods in Cybernetics and System Analysis (AMSA'2017)”. – 2017. – P. 82-87.

Публикации в сборниках трудов конференций:

10. Корнеева, А. А. Об анализе данных в интеллектуальных системах моделирования / А. А. Корнеева, М. В. Цепкова, **Е. А. Чжан** // Труды X Международного симпозиума «Интеллектуальные системы». Вологда, 25-29 июня 2012. – С. 157 – 162.

11. Сергеева, Н. А. О компьютерном исследовании Н-моделей / Н. А. Сергеева, **Е. А. Чжан** // Труды конференции УТЭОСС-2012. Санкт-Петербург, 2012. – С. 495 – 498.

12. Сергеева, Н. А. О непараметрической идентификации стохастических систем с запаздыванием / Н. А. Сергеева, **Е. А. Чжан** // Труды XIII Международной научно-технической конференции «Кибернетика и высокие технологии XXI века». Воронеж, 22-24 октября 2012. – С. 74 – 84.

13. Korneeva, A. A. About data analysis in nonparametric identification problem / A. A. Korneeva, N. A. Sergeeva, **E. A. Chzhan** // Proceedings of the 10th International Conference “Computer data analysis and modeling: theoretical and applied stochastics”. Minsk, 10-14 September 2013. – Vol. 2. – P. 56 – 60.

14. Сергеева, Н. А. О моделировании «трубчатых» процессов / Н. А. Сергеева, **Е. А. Чжан** // Труды IX Всероссийской научно-практической конференции (с участием стран СНГ) «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве AS'2013». Новокузнецк, 28-30 ноября 2013. – С. 440 – 445.

15. Сергеева, Н. А. Моделирование сложных систем с зависимыми входными переменными / Н. А. Сергеева, **Е. А. Чжан** // Труды XV Международной конференции «Проблемы управления и моделирования в сложных системах». Самара, 30 июня-3 июля 2013. – С. 166 – 172.

16. Сергеева, Н. А. Об исследовании параметрических моделей многомерных систем / Н. А. Сергеева, **Е. А. Чжан** // Труды V Международной конференции «Системный анализ и информационные технологии САИТ-2013». Красноярск, 19-25 сентября 2013. – Т.1. – С.166 – 172.

17. **Чжан, Е. А.** О непараметрическом анализе данных в задаче идентификации // Труды Всероссийской молодежной научно-практической конференции «Малые Винеровские чтения 2013». Иркутск, 21-25 марта, 2013. – С. 96 – 101.
 18. Корнеева, А. А. Об особенностях непараметрического моделирования Н-процессов / А. А. Корнеева, Н. А. Сергеева, **Е. А. Чжан** // Труды XII Всероссийского совещания по проблемам управления ВСПУ-2014. Москва, 16-19 июня 2014. – С. 3243 – 3254.
 19. Сергеева, Н. А. Алгоритмы генерации рабочей выборки при решении задачи идентификации многомерных процессов / Н. А. Сергеева, **Е. А. Чжан** // Труды XVII Международной конференции «Проблемы управления и моделирования в сложных системах». Самара, 22 июня-25 июня 2015. – С. 661 – 666.
 20. **Чжан, Е. А.** К задаче моделирования Н-процессов // Материалы XVIII Международной научной конференции, посвященной памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева «Решетневские чтения 2014». Красноярск, 11-14 ноября 2014. – Т. 2. – С. 137 – 139.
 21. Korneeva, A. A. About H-models Of Noninertial System / A. A. Korneeva, E. D. Mihov, **E. A. Chzhan** // Proceedings of the International Conference “Computer data analysis and modeling: theoretical and applied stochastics”. Minsk, 23-26 February 2015. – P. 389-339.
 22. Sergeeva, N. About the method of observations supplements the source data / N. Sergeeva, **E. Chzhan** // Proceedings of international workshop “Applied methods of statistical analysis AMSA’15”. Novosibirsk, 14-19 September 2015. – P. 440 – 444.
 23. Сергеева, Н. А. Об исследовании непараметрических моделей «трубчатых» процессов / Сергеева Н. А., **Чжан Е. А.** // Труды X Международной конференции «Идентификация систем и задачи управления SICPRO’15». Москва, 26 – 29 января 2015. – С. 211 – 220.
 24. **Чжан Е. А.** Об анализе данных при непараметрической идентификации многомерных процессов // Труды X Всероссийской научно-практической конференции (с участием стран СНГ) «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве AS’2015». Новокузнецк, 28-30 ноября 2015. – С. 101 – 106.
 25. Medvedev, A. About computer experiment of non-parametric dual control algorithm / A. Medvedev, M. Arana-Jiminez, **E. Chzhan** // Abstracts of the International Conference in memory of Academician Arkady Kryazhimski “System Analysis: Modeling and Control”, Ekaterinburg, Russia, 2 - 8 October 2016. – P. 31 – 33.
- Зарегистрированные программные системы:**
26. Кулбарак М. А., Чжан Е. А. Генерация рабочей выборки при идентификации многомерных безынерционных объектов. – М.: Роспатент, 29.05.2015, № гос. рег. 2015616043.
 27. Сергеева Н. А., Цепкова М. В., Чжан Е. А. Прецизионный генератор случайных чисел по законам Лапласа и Парето. – М.: Роспатент, 30.03.2012, № гос. рег. 2012613118.
 28. Сергеева Н. А., Чжан Е. А. Моделирование «трубчатых» процессов. Учебная. – М.: Роспатент, 20.03.2014, № гос. рег. 2014611895.
 29. Сергеева Н. А., Чжан Е. А. Программный модуль предварительной обработки данных. – М.: Роспатент, 23.08.2015, № гос. рег. 2015617885.