

На правах рукописи

**Михов Евгений Дмитриевич**

**ИДЕНТИФИКАЦИЯ И УПРАВЛЕНИЕ ПРОЦЕССАМИ  
СО СТОХАСТИЧЕСКИ-ЗАВИСИМЫМИ ПЕРЕМЕННЫМИ  
МЕТОДАМИ НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ**

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

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук

Красноярск – 2019

Работа выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Сибирский федеральный университет», г. Красноярск.

**Научный руководитель:** доктор технических наук, профессор  
**Медведев Александр Васильевич**

**Официальные оппоненты:** **Горнов Александр Юрьевич**  
доктор технических наук,  
ФГБУН Институт динамики систем и теории  
управления имени В.М. Матросова РАН (г. Иркутск);  
главный научный сотрудник

**Демиденко Николай Данилович,**  
доктор технических наук, профессор,  
СКТБ «Наука» ИВТ СО РАН (г. Красноярск);  
ведущий научный сотрудник

**Ведущая организация:** ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный  
технический университет»

Защита состоится «17» мая 2019 года в 14.00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.249.05, созданного на базе Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Сибирский государственный университет науки и техники имени академика М.Ф. Решетнева» по адресу: 660037, г. Красноярск, просп. им. газ. «Красноярский рабочий», 31.

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

Автореферат разослан «\_\_» \_\_\_\_\_ 2019 года.

Ученый секретарь  
диссертационного совета

И. А. Панфилов

## Общая характеристика работы

**Актуальность работы.** В диссертации рассматриваются многомерные безынерционные процессы с запаздыванием со стохастически зависимыми компонентами вектора входных переменных в условиях непараметрической неопределенности, то есть в условиях, когда представление о параметрической модели по различным каналам объекта с точностью до параметров отсутствует. Актуальность исследования подобных процессов обусловлена тем, что постоянная времени этих объектов (по-существу динамических) значительно меньше периодичности контроля. Это означает, что время протекания переходного процесса может быть значительно меньше, чем периодичность измерения некоторых выходных переменных. Например, переходный процесс завершается через 15-20 минут, а измерение выходной переменной осуществляется через 2 или более часов. Анализ подобных процессов показывает, что они протекают в пространствах дробной размерности. Все это приводит к необходимости решения задач идентификации не традиционными методами, а с учетом тех особенностей, о которых было сказано выше. В основе моделирования подобных процессов лежит непараметрическое оценивание функции регрессии по наблюдениям. Из соображений краткости процессы со стохастической зависимостью между компонентами вектора входных переменных в дальнейшем названы  $H$ -процессами, а их модели соответственно  $H$ -моделями. Подобные процессы типичны для различных отраслей промышленности: металлургической, стройиндустрии, нефтепромышленности, поскольку в них доминируют различные технологические аппараты, объекты, как-то: измельчения, помола, обжига, плавки и другие. Также эти процессы присутствуют в экологических и экономических областях.

Одним из актуальных направлений в теории идентификации является задача выделения существенных переменных (показателей), влияющих на значение выходных переменных. Причем на различные компоненты вектора выходных переменных существенное влияние могут оказывать различные наборы входных переменных. Подобная задача рассматривается в диссертации при идентификации в условиях непараметрической неопределенности.

Задачи управления многомерными безынерционными  $H$ -процессами в условиях непараметрической неопределенности отличаются от традиционных постановок задач управления. Определяется это, прежде всего, тем, что задающие воздействия, определяющие желаемые значения компонент вектора выхода, не могут быть выбраны произвольно из области определения выходных переменных, как это принято в теории управления. В этом случае, особую важность приобретает задача определения задающих воздействий для компонент вектора выходных переменных. В диссертации рассматривается определение областей выбора задающих воздействий при управлении многомерным безынерционным процессом.

**Степень разработанности работы.** Идентификацией безынерционных процессов занимаются многие российские исследователи: С. Н. Паньчев, А. А. Мусаев, Н. Д. Поляхов. Из зарубежной литературы можно отметить работы J.A. Hertz, G.E. Hinton, K. Gurney, R. M. Evaristo.

Исследования по отбору существенных переменных изложены в работах А.М. Попова, П.М. Анохина, А. Лепского, Н. Г. Загоруйко. Использование методов непараметрической статистики для отбора существенных переменных рассмотрено в работах А.В. Медведева и Д. В. Безмен, но не был проведен анализ по эффективности

работы этого метода и сравнение его с другими методами выделения существенных переменных.

Современная теория идентификации в основном базируется на параметрическом подходе – П. Эйкхофф, Н.С. Райбман, Я.З. Цыпкин, Л. Льюнг и др. При идентификации многомерных  $N$ -процессов необходимо провести выбор такой параметрической структуры модели, в которой будут учтены зависимости между входными переменными. Однако во многих практических задачах выбор такой параметрической структуры представляет существенные трудности, связанные с недостатком априорной информации о процессе.

$N$ -процессам посвящены работы А.В. Медведева, А.А. Корнеевой, Н.В. Копляровой. В рассматриваемых работах не учитываются особенности, возникающие при моделировании и управлении  $N$ -процессом с несколькими выходными переменными.

**Цель данной работы** состоит в повышении точности моделирования и эффективности управления многомерными безынерционными  $N$ -процессами при помощи методов непараметрической статистики.

**Для достижения поставленной цели** необходимо решить следующие задачи:

- 1) разработать алгоритм выделения существенных входных переменных на основании методов непараметрической статистики;
- 2) разработать модификацию алгоритма для построения модели многомерного процесса, имеющего зависимость между входными переменными;
- 3) исследовать возможность уменьшения размерности вектора параметров размытости в моделировании при помощи методов локальной аппроксимации;
- 4) адаптировать алгоритм непараметрического дуального управления для случая управления  $N$ -процессом с несколькими выходными переменными.

**Научная новизна** диссертационного исследования состоит в следующем:

- предложен новый алгоритм выделения существенных входных переменных, основанный на настройке параметров размытости в непараметрической оценке функции регрессии, позволяющий выбрать входные переменные, имеющие наибольшее влияние на выходные переменные процесса;

- разработана модификация алгоритма моделирования, включающая в себя параметрическую модель и индикаторную функцию, основанную на методах локальной аппроксимации, и позволяющая строить модели многомерных  $N$ -процессов;

- адаптирован алгоритм непараметрического дуального управления с новым видом поискового шага для случая управления  $N$ -процессом с несколькими выходными переменными.

**Теоретическая значимость.** Результаты диссертационной работы пополняют арсенал методов выделения существенных переменных. Кроме того, полученные результаты расширяют область применения методов непараметрической статистики для решения задачи моделирования и управления многомерными  $N$ -процессами.

**Практическая значимость** диссертационной работы состоит в следующем:

Разработанная модификация параметрических методов моделирования позволяет моделировать многомерные процессы с зависимыми компонентами вектора входных переменных. Подобные процессы встречаются в стройиндустрии, металлургии, нефтепромышленности, экологии.

**Внедрение:** получен акт о применении на производстве результатов диссертационной работы, которым подтверждено, что результаты диссертационной работы будут использованы при разработке дополнений к технологическим инструкциям по эксплуатации котла БКЗ-320 в организации ОАО "Красноярская ТЭЦ-1".

### **Реализация результатов.**

Диссертационное исследование выполнено при поддержке:

- РФФИ, №18-47-240006 "Методы и информационные технологии оценки рисков развития социально-природно-техногенных систем промышленного региона";
- Министерства науки и высшего образования РФ (соглашение № 14.575.21.0142 от 26.09.2017 г., уникальный идентификатор проекта RFMEFI57517X0142);
- Российского научного фонда (проект №16-19-10089).

**Методы исследования.** При выполнении диссертационной работы использовались методы теории управления, адаптивных и обучающихся систем управления, параметрической и непараметрической идентификации, оптимизации, выделения информативных признаков.

### **Основные положения, выносимые на защиту:**

- 1) алгоритм выделения существенных переменных, основанный на настройке параметров размытости в непараметрической оценке функции регрессии, позволяет выделить входные переменные, имеющие несущественное влияние на выходные переменные процесса, в условиях непараметрической неопределенности;
- 2) модификация алгоритма идентификации, включающая в себя параметрическую модель и индикаторную функцию, основанную на методах локальной аппроксимации, позволяет строить модели многомерных Н-процессов;
- 3) алгоритм непараметрического дуального управления с новым видом поискового шага позволяет управлять безынерционным многомерным Н-процессом;
- 4) модель экологической обстановки в городе Красноярске, основанная на методах непараметрической статистики, позволяет восстановить поля распределения различных примесей.

**Личный вклад соискателя.** Основные научные результаты, выносимые на защиту, получены автором лично. Алгоритм выделения существенных переменных и модель экологической обстановки в г. Красноярске были разработаны совместно с научным руководителем соискателя – д.т.н. А.В. Медведевым. Модификация алгоритма идентификации для построения моделей многомерных процессов со стохастически-зависимыми входными переменными и модификация алгоритма непараметрического дуального управления для управления многомерными Н-процессами разработаны автором лично.

### **Апробация работы**

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях: "Решетневские чтения" (г. Красноярск, 2014 г.); "Проблемы управления и моделирования в сложных системах" (г. Самара, 2014 г.);

X Международная конференция "Идентификация систем и задачи управления" SICPRO (г. Москва, 2015); AMSA'15 (г. Новосибирск, 2015 г.); "Решетневские чтения" (г. Красноярск, 2015 г.); "Системы автоматизации в образовании, науке и производстве" (г. Новокузнецк, 2015 г.); "Проблемы управления и моделирования в сложных системах" (г. Самара, 2015 г.); "Решетневские чтения" (г. Красноярск, 2016 г.); "Моделирование неравновесных систем" (г. Красноярск, 2016 г.); AMSA'17 (г. Красноярск, 2017 г.); "Системы автоматизации в образовании, науке и производстве" (г. Новокузнецк, 2017 г.).

**Публикации.** По теме диссертационной работы опубликованы 24 печатные работы, включая 9 работ в научных изданиях из перечня ВАК, 5 из которых в изданиях, индексируемых в международной базе Scopus.

**Структура и объем диссертации.** Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы, включающего 105 наименований, и приложения. Общий объем работы – 149 страниц основного текста, включая 86 формул, 2 таблицы, 87 рисунков.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

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

**Первая глава** посвящена общему описанию задачи идентификации и управления.

Различают идентификацию в "узком" и "широком" смыслах. Под идентификацией в "узком" смысле понимается то, что исследователь на основании априорной информации сначала определяет параметрическую структуру объекта моделирования:

$$\hat{\vec{x}}(t) = A^a(\vec{u}(t), \vec{a}), \quad (1)$$

где  $A^a$  – функционал, определенный с точностью до параметров  $\vec{a}$ ;  $\vec{a}$  – вектор параметров функционала  $A^a$ ;  $\vec{u}(t)$  – вектор входных переменных, состоящий из  $n$  компонент;  $\vec{x}(t)$  – вектор выходных переменных, состоящий из  $k$  компонент,  $\hat{\vec{x}}(t)$  – оценка вектора выходных переменных  $\vec{x}(t)$ .

В дальнейшем исследователю необходимо оценить параметры  $\vec{a}$  по результатам наблюдений над входными и выходными переменными ( $\vec{x}_i, \vec{u}_i, i = \overline{1, s}$ ,  $s$  – объем выборки), полученными в условиях функционирования объекта.

При идентификации в "узком" смысле требуется, чтобы априорная информация об объекте содержала в себе описание объекта с точностью до вектора параметров.

Априорной информации об объекте при идентификации в "широком" смысле меньше, чем при идентификации в "узком" смысле, поэтому приходится решать много предварительных задач. К этим задачам относятся: задание класса модели, выбор структуры модели, оценка степени стационарности и линейности объекта, оценка степени и формы влияния входных переменных на выходные, выбор существенных переменных и т. д. В диссертационном исследовании рассматривалась идентификация в "широком" смысле.

При решении задач идентификации может возникнуть ситуация, когда некоторые компоненты вектора входных воздействий  $\vec{u}$  зависят друг от друга. Естественно считать, что в этом случае размерность пространства, в котором протекает процесс, меньше, чем количество входных переменных. Под размерностью пространства, в котором протекает процесс, понимается пространство, составленное из компонентов входных-выходных переменных. Например, процесс описывается уравнением  $x = f(u_1, u_2, u_3)$ . Рассмотрим случай, когда все компоненты вектора  $\vec{u}$  независимы. В этом случае размерность пространства, в котором протекает процесс, равна 4 (переменные  $x, u_1, u_2, u_3$ ). Теперь рассмотрим случай, когда компоненты вектора входных переменных  $u_2, u_3$  находятся в функциональной зависимости:  $u_3 = \varphi(u_2)$ . В этом случае, подставив  $x = f(u_1, u_2, \varphi(u_2))$ , видим, что процесс протекает в пространстве с размерностью 3 (переменные  $x, u_1, u_2$ ). И, наконец, рассмотрим вариант, когда компоненты вектора входных воздействий ( $u_1, u_2, u_3$ ) стохастически зависимы. Данный случай характеризует процесс, протекающий в пространстве дробной размерности: меньше 4, но больше 3.

Для оценки размерности пространства, в котором протекает процесс  $dimF^\lambda$ , может быть применена следующая формула:

$$dimF^\lambda = (n+1) - \sum_{i=1}^{n-1} \lambda_{i,i+1}, \quad (2)$$

где  $n$  – размерность вектора входных воздействий  $\vec{u}$ ;  $\lambda_{i,j}$  – "сила" стохастической связи между  $u_i$  и  $u_j$ :

$$\lambda_{ij} = 1 - \delta_{ij}, \quad (3)$$

$$\delta_{ij} = \sum_{l=1}^s (u_{il} - \hat{u}_{il}(u_j))^2 / \sigma_{ui}^2. \quad (4)$$

В формуле (4)  $\sigma_{ui}^2$  – дисперсия компоненты вектора входных переменных  $u_i$ ,  $\hat{u}_{il}(u_j)$  – оценка компонента вектора входных переменных  $u_i$ , построенная при помощи значений компоненты вектора входных переменных  $u_j$ .

Рассмотрим пример расчета размерности пространства, в котором протекает исследуемый процесс. В качестве исследуемого объекта возьмем процесс, на входе которого действуют 10 зависимых переменных, в частности,  $u_2 = \varphi(u_1)$ ,  $u_5 = \varphi(u_2)$  и т. д. Размер выборки  $s = 300$ . На входные переменные воздействует помеха  $\xi(t)$ . В начале  $\xi(0) = 0\%$ , но постепенно она увеличивается, уменьшая зависимость между переменными и, как следствие, увеличивается размерность пространства, в котором протекает процесс. Результаты вычисления отображены на рисунке 1.

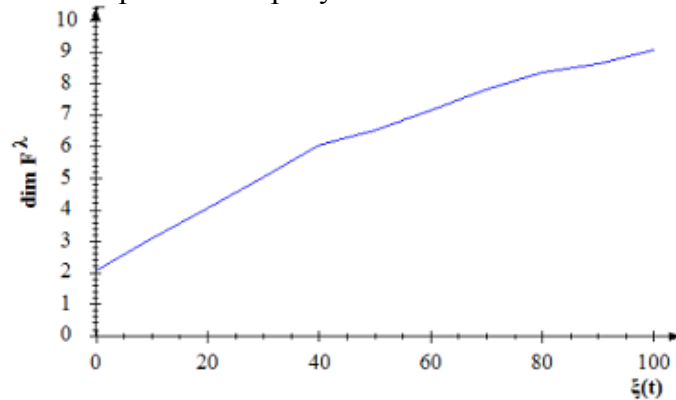


Рисунок 1 – Пример расчета размерности пространства

Как видно из рисунка 1, при  $\xi(t) = 0\%$   $dimF^\lambda = 2$ . При увеличении помехи, воздействующей на входные переменные (и, как следствие, ослабление зависимостей между ними), размерность пространства, в котором протекает процесс, увеличивается.

Из соображений краткости процессы, у которых компоненты вектора входных воздействий  $\vec{u}$  (управляемые и неуправляемые) находятся в стохастической или функциональной зависимости, в дальнейшем будем называть Н-процессами. Н-процесс протекает не только в многомерном кубе, определяемом областью определения входных и выходных переменных, но в некоторой его подобласти.

На рисунке 2 изображен пример Н-процесса, имеющего две входные переменные  $\vec{u} = (u_1, u_2)$  и одну выходную  $x$ .  $\Omega(\vec{u})$  – область определения входных переменных без учета взаимной связи между компонентами вектора входных переменных  $\vec{u}$ . Например, в

технологических процессах данная область определяется технологической картой.  $\Omega^H(\bar{u})$  – область входных переменных Н-процесса с учетом взаимной связи между компонентами вектора входных переменных  $\bar{u}$ . Отметим, что во многих сложных технологических процессах факт наличия области  $\Omega^H(\bar{u})$  неизвестен.

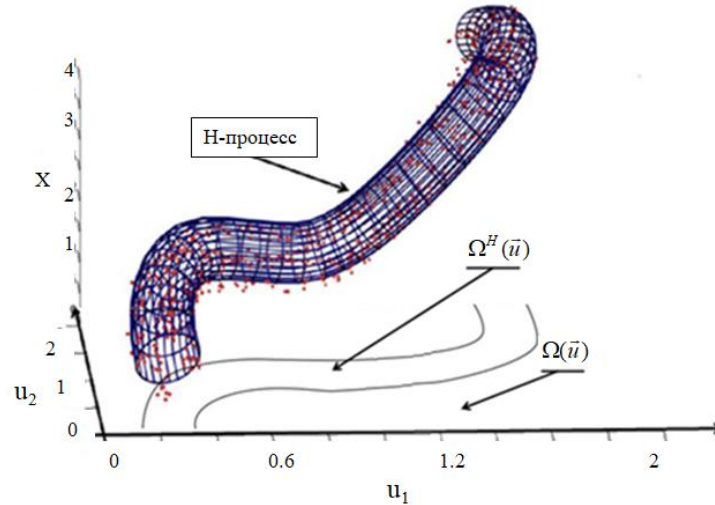


Рисунок 2 – Пример Н-процесса

Некоторые технологические процессы характеризуются множеством выходных переменных. В случае с Н-процессами это означает, что для каждой выходной переменной  $x_i$  соответствует своя область  $\Omega_i^H(\bar{u})$ . Области  $\Omega_i^H(\bar{u})$ ,  $i = \overline{1, k}$  могут как иметь, так и не иметь общих пересечений. Важно отметить, что часто в сложных технологических процессах параметрическая структура, описывающая исследуемый процесс, неизвестна. Также неизвестен вид параметрической зависимости между входными переменными. Все это вместе взятое приводит к необходимости разработки нетрадиционных методов для идентификации и управления подобными процессами.

**Во второй главе** рассматривается задача моделирования многомерных Н-процессов.

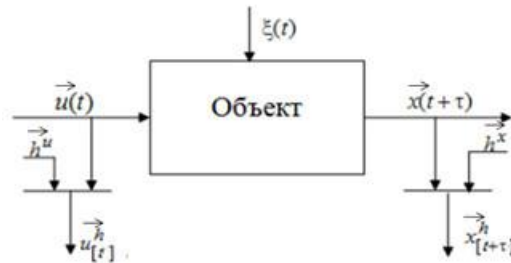


Рисунок 3 – Схема идентификации

**Постановка задачи.** На рисунке 3 изображена классическая схема идентификации, где приняты следующие обозначения:  $\bar{u}(t)$  – вектор входных переменных в момент времени  $t$ ;  $\bar{x}(t + \tau)$  – вектор выходных переменных в момент времени  $(t + \tau)$ ;  $\tau$  – запаздывание;  $\xi(t)$  – помеха, действующая на объект;  $\bar{h}^u, \bar{h}^x$  – помехи в каналах связи.



Компонента  $u_i \in [a_i, b_i], x_j \in [c_j, d_j], i = (1, \dots, n), j = (1, \dots, k)$ , где  $n$  – количество входных переменных;  $k$  – количество выходных переменных. Во многих технологических процессах, значения коэффициентов  $a_i, b_i, c_j, d_j, i = (1, \dots, n), j = (1, \dots, k)$  определяются технологическим регламентом.

**Выделение существенных переменных.** Часто в технологических процессах различные компоненты вектора входных переменных  $\vec{u}$  имеют разную степень влияния на компоненты выходных переменных  $\vec{x}$ . Например, входные переменные  $u_1, u_2$  могут оказывать существенное влияние на выходную переменную  $x_1$ , но при этом их влияние на выходную переменную  $x_2$  может быть незначительным. В этой связи для построения модели выходной переменной  $x_i$  требуется выделить компоненты вектора входных переменных, влияющих на  $x_i$ . В диссертационной работе представлен алгоритм для решения этой задачи, основанный на настройке параметров размытости в непараметрической оценке функции регрессии.

Непараметрическая оценка функции регрессии имеет следующий вид:

$$\hat{x}_l(\vec{u}, \vec{c}_s) = \frac{\sum_{i=1}^s x_{il} \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{u_j - u_{ji}}{c_{sj}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{u_j - u_{ji}}{c_{sj}}\right)}, l = (\overline{1, k}), \quad (5)$$

где  $\Phi^*$  – колокообразная функция;  $c_{sj}, j = (\overline{1, n})$  – параметры размытости;  $(\vec{u}_i, \vec{x}_i), i = (\overline{1, s})$  – выборка наблюдений,  $j$  – номер компоненты вектора  $\vec{u}$ ,  $\vec{u} = (u_1, u_2, \dots, u_j, \dots, u_n)$ .

$\Phi^*$  – функция, удовлетворяющая следующим условиям (6) и (7):

$$\frac{1}{s} \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right) du = 1, \quad (6)$$

$$\lim_{c_s \rightarrow 0} \frac{1}{s} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(u) \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right) du = \phi(u_i), \quad (7)$$

где  $u$  любая произвольная компонента вектора  $\vec{u}$ ,  $u_i$  – элемент выборки,  $i = (\overline{1, s})$ ,  $\phi(u)$  – произвольная функция.

В качестве  $\Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right)$  может быть использована треугольная функция ядра (8).

$$\Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{u - u_i}{c_s} \right|, & \left| \frac{u - u_i}{c_s} \right| \leq 1 \\ 0 & \left| \frac{u - u_i}{c_s} \right| > 1. \end{cases} \quad (8)$$

Как было сказано выше, предложенный алгоритм выделения существенных переменных основан на настройке параметров размытости в непараметрической оценке функции регрессии по наблюдениям.

Перед использованием описываемого алгоритма следует провести центрирование и нормирование элементов вектора  $\vec{u}$  из обучающей выборки. Также необходимо, чтобы с каждой компонентой вектора  $\vec{u}$  была связана соответствующая компонента вектора  $\vec{c}_s$  (5).

Предложенный алгоритм определения существенных входных переменных для выходной переменной  $x_i$  выглядит следующим образом: 1. Введем вектор  $\vec{u}^{<i>}$ , в который входят компоненты вектора  $\vec{u}$ , влияющие на  $x_i$ . Компоненты вектора  $\vec{u}$ , влияющие на  $x_i$  выбираются на основании априорной информации об исследуемом процессе. В случае если априорной информации недостаточно для выделения компонентов вектора  $\vec{u}^{<i>}$ , то вводятся все компоненты вектора  $\vec{u}$ . 2. Решить задачу (9). 3. Считать кандидатом на исключение, как наименее существенную, компоненту вектора  $\vec{u}^{<i>}$  у которой, после решения задачи (9) соответствующий элемент вектора  $\vec{c}_s^{<i>}$  – наибольший. Обозначим указанную компоненту как  $u_m^{<i>}$ . 4. Рассчитать значение  $\sigma_i(\vec{u}^{<i>}, \vec{c}_s^{<i>})$  без учета  $u_m^{<i>}$ . 5. Если полученное значение  $\sigma_i(\vec{u}^{<i>}, \vec{c}_s^{<i>})$  увеличилось, перейти к шагу 7. В случае если полученное значение  $\sigma_i(\vec{u}^{<i>}, \vec{c}_s^{<i>})$  не изменилось, исключить  $u_m^{<i>}$  из вектора  $\vec{u}^{<i>}$ , как оказывающую наименьшее влияние на результат аппроксимации. 6. Если после исключения вектор  $\vec{u}^{<i>}$  состоит только из одной компоненты, перейти к шагу 7, иначе перейти к шагу 2. 7. Оставшиеся компоненты вектора  $\vec{u}^{<i>}$  считать существенными переменными.

$$\sigma_i(\vec{u}^{<i>}, \vec{c}_s^{<i>}) = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{j=1}^s (\hat{x}_i(\vec{u}_j^{<i>}, \vec{c}_s^{<i>}) - x_{ji})^2} \rightarrow \min_{c_s^{<i>}}. \quad (9)$$

Таким образом, в результате оптимизации (9) по  $\vec{c}_s$  получена цепочка неравенств, например  $c_{s5}^* \leq c_{s11}^* \leq c_{s1}^* \dots \leq c_{s7}^* \leq c_{s23}^*$ , откуда следует, что претендентом на отбрасывание является компонента вектора  $u_{23}$ , что подтверждается вычислением  $\sigma_i(\vec{u}^{<i>}, \vec{c}_s^{<i>})$  при его отсутствии (отбрасывании).

Разработанный алгоритм относится к категории прямых способов оценки информативности. Для того чтобы продемонстрировать эффективность разработанного алгоритма, были проведены вычислительные эксперименты, в ходе которых он сравнивался с другими алгоритмами отбора существенных переменных. Сравнение проводилось с алгоритмами из категории прямых способов оценки информативности: Del, Ad и AdDel. В качестве сравниваемого параметра использовалось время, требуемое для выделения существенных переменных. В ходе экспериментов менялось количество существенных и несущественных переменных. Вне зависимости от количества несущественных переменных сравниваемые алгоритмы их успешно выделяли.

Графики зависимостей одного из экспериментов представлены на рисунке 4. Здесь приняты следующие обозначения:  $n$  – размер вектора входных переменных  $\vec{u}$ ,  $t$  – количество секунд, потраченное на решение задачи выбора существенных переменных в секундах. Как видно на рисунке 4, при увеличении размера вектора выходных переменных возрастает и время, необходимое для решения задачи выделения существенных переменных. Проведено сравнение темпов роста требуемых вычислительных ресурсов в зависимости от размера вектора  $\vec{u}$  между алгоритмами Ad, Del, AdDel и предложенным

алгоритмом. В ходе сравнения отмечено, что алгоритм AdDel имеет самый высокий рост требуемых вычислительных ресурсов при увеличении размера вектора входных переменных, а предложенный алгоритм – самый низкий рост.

Другие вычислительные эксперименты, подтвердили, что предложенный алгоритм быстрее решает задачу выделения существенных переменных, чем алгоритмы Ad, Del, AdDel.

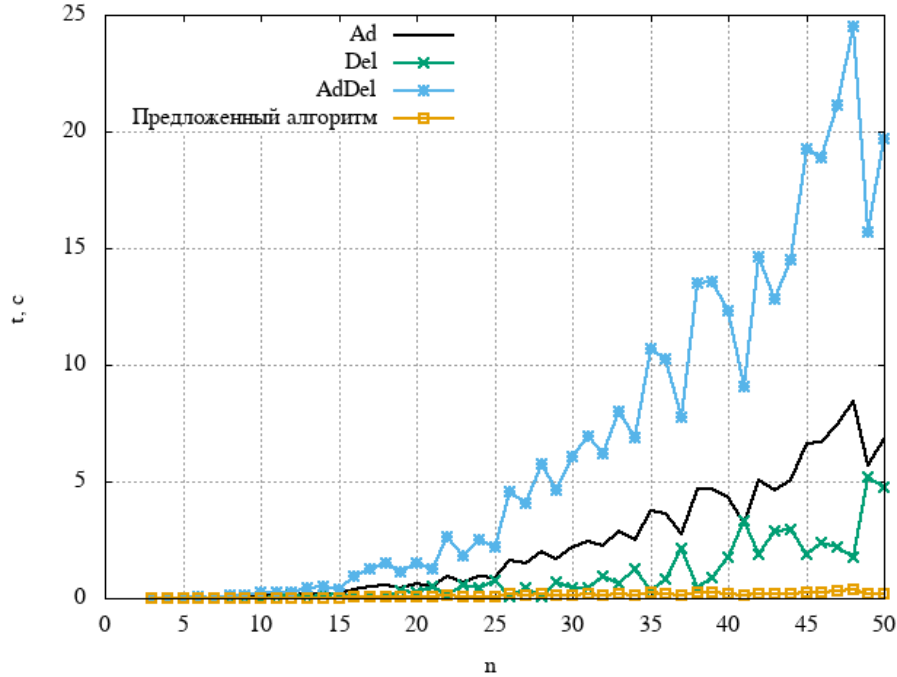


Рисунок 4 – Зависимости между количеством входных переменных и временем, требуемым для выделения существенных переменных

**Настройка вектора параметров размытости.** Рассмотрим самостоятельную задачу выбора оптимального вектора параметров размытости  $\vec{c}_s$ .

Учитывая, что количество компонент вектора  $\vec{c}_s$  равно количеству входных переменных  $n$ , при больших значениях  $n$ , решение задачи оптимизации (9) будет представлять существенные сложности. В этой связи, при моделировании процессов с большим количеством входных переменных, логично уменьшить размер вектора  $\vec{c}_s$ . Для этого необходимо связать каждый компонент вектора  $\vec{c}_s$  с несколькими входными переменными. Например, предположим, что у моделируемого процесса 50 входных переменных:  $n = 50$ . Вместо того чтобы вводить вектор  $\vec{c}_s$  размером 50, предлагается ввести вектор  $\vec{c}_s$  размером, например, 5, чтобы каждой компоненте вектора  $\vec{c}_s$ , соответствовало 10 компонент вектора входных переменных  $\vec{u}$ . Это позволит уменьшить размерность задачи (9) с 50 до 5.

Для того чтобы убедиться, что уменьшение размера вектора  $\vec{c}_s$  не приведет к ухудшению качества модели, были проведены соответствующие вычислительные эксперименты. В этих экспериментах решалась задача оптимизации (9) в двух случаях: когда размер вектора  $\vec{c}_s$  равен  $n$  и когда размер вектора  $\vec{c}_s$  равен 1. Сравнивалась скорость

решения задачи оптимизации (9) и точность построенной модели. Вычислительные эксперименты проводились над различными процессами.

Для решения задачи оптимизации (9) использовались следующие методы оптимизации: метод деформируемого многогранника, генетический алгоритм, перебор возможных значений (осуществляется по сетке в диапазоне (0,3] с поисковым шагом 0.01).

В качестве примера приведем вычислительный эксперимент по настройке коэффициентов размытости для модели процесса, описываемого формулой  $x(\vec{u}) = 2u_1 + 3\sin(u_2) + \zeta(t)$ . В данном эксперименте область определения  $\vec{u} \in (0;3)$ , размер выборки:  $s = 300$ , влияние помехи  $\zeta = 3\%$ . Результаты эксперимента представлены в таблице 1:

Таблица 1 – результаты настройки вектора параметров размытости

Метод оптимизации	Размерность вектора $\vec{c}_s$	Время необходимое для нахождения оптимального вектора $\vec{c}_s$ , мс	Среднеквадратичная ошибка, б
Метод деформируемого многогранника	2	1 118	0,75
Метод деформируемого многогранника	1	100	0,76
Перебор возможных значений	2	26 808	0,78
Перебор возможных значений	1	934	0,78
Генетический алгоритм	2	3 906	0,76
Генетический алгоритм	1	494	0,76

Из таблицы 1 видим, что уменьшение размерности вектора  $\vec{c}_s$  не привело к ухудшению качества модели.

Большинство других вычислительных экспериментов подтвердили данный вывод. Это означает, что во многих задачах можно уменьшить размерность вектора  $\vec{c}_s$  без ущерба для качества модели.

**Моделирование Н-процессов.** Рассмотрена задача моделирования Н-процессов при помощи методов непараметрической статистики. Моделирование Н-процессов имеет следующую особенность: при построении параметрической модели Н-процессов, без учета связи между входными переменными, будет получена математическая модель, которая может дать прогноз при векторе входных воздействий  $\vec{u} \notin \Omega^H(\vec{u}, x)$ . Подобная модель не отражает действительной природы процесса.

Для того чтобы построенная модель могла реагировать на вышеописанную проблему её дополняют индикаторной функцией  $I(\vec{u}, \hat{u}_s)$ . Индикаторная функция  $I(\vec{u}, \hat{u}_s)$  позволяет определить, принадлежит ли элемент  $\vec{u}$  к области существования процесса.

$I(\vec{u}, \hat{u}_s)$  имеет следующий вид:

$$I(\vec{u}, \hat{u}_s) = \begin{cases} 1, \text{если } \vec{u} \in \Omega^H(\vec{u}) \\ 0, \text{если } \vec{u} \notin \Omega^H(\vec{u}) \end{cases}, \quad (10)$$

где  $\Omega^H(\bar{u})$  – область входных переменных Н-процесса с учетом взаимной связи между компонентами вектора входных переменных  $\bar{u}$ ;  $\hat{u}_s$  – выборка наблюдений входных переменных, объемом  $s$ .

В качестве оценки индикаторной функции  $I(\bar{u}, \hat{u}_s)$  можно принять следующее выражение:

$$I(\bar{u}, \hat{u}_s) = \text{sgn} \sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^n \Phi(c_s^{-1}(u_j - u_{ij})) \quad (11)$$

где  $\Phi(*)$  – треугольная функция (8);  $s$  – размер обучающей выборки;  $\bar{u}(t)$  – вектор входных переменных, состоящий из  $n$  компонент.

При использовании индикаторной функции, параметрическая модель процесса

$$\hat{x} = \hat{f}(\bar{u}, \bar{\alpha}_s) \quad (12)$$

модифицируется следующим образом:

$$\hat{x} = \hat{f}(\bar{u}, \bar{\alpha}_s) \hat{I}(\bar{u}, \hat{u}_s). \quad (13)$$

Как видно, модель (13) включает в себя параметрическую и непараметрическую составляющие.

**Моделирование многомерных Н-процессов.** Для каждой выходной переменной в многомерном Н-процессе существует область определения входных переменных  $\Omega_i^H(\bar{u}), i = \overline{1, k}$ , где  $k$  – количество выходных переменных. Это приводит к тому, что выборка наблюдения такого процесса  $(\bar{u}_i, \bar{x}_i), i = \overline{1, s}$  принадлежит области  $\prod_{i=1}^k \Omega_i^H(\bar{u})$ .

Предложена следующая модель идентификации многомерных Н-процессов:

$$\begin{aligned} \hat{x}_1 &= f_1(\bar{u}^{<1>}, \bar{\alpha}_{s1}) \prod_{i=1}^k I_i(\bar{u}^{<1>}, \hat{u}_s), \\ \hat{x}_2 &= f_2(\bar{u}^{<2>}, \bar{\alpha}_{s2}) \prod_{i=1}^k I_i(\bar{u}^{<2>}, \hat{u}_s), \\ &\dots\dots\dots \\ \hat{x}_k &= f_k(\bar{u}^{<k>}, \bar{\alpha}_{sk}) \prod_{i=1}^k I_i(\bar{u}^{<k>}, \hat{u}_s), \end{aligned} \quad (14)$$

где  $k$  – размерность вектора выходных переменных  $\bar{x}$ ;  $\bar{u}^{<i>}$  – вектор входных воздействий, содержащий компоненты вектора  $\bar{u}$ , участвующие в формировании  $\hat{x}_i$ ;  $I_i(\bar{u}^{<i>}, \hat{u}_s)$  – индикаторная функция, определяющая принадлежность  $\bar{u}^{<i>}$  к области  $\Omega_i^H(\bar{u}), i = \overline{1, k}$ .

Модель (14) при помощи индикаторных функций позволяет выделить область  $\prod_{i=1}^k \Omega_i^H(\bar{u})$  и рассчитать оценку вектора выходных переменных  $\hat{x}$  только при условии, что значения компонентов вектора  $\bar{u}$  входят в выделенную область.

Пример работы предложенного алгоритма приведен на рисунке 5. На рисунке 5 приняты следующие обозначения:  $\Omega^{H1}(u_1, u_2)$  – область определения входных переменных для первой выходной переменной;  $\Omega^{H2}(u_1, u_2)$  – область определения

входных переменных для второй выходной переменной;  $\Omega^{H12}(u_1, u_2)$  – общая область определения входных переменных.

Исследуемый процесс описывается следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} x_1 = u_1 + u_2 \\ x_2 = u_1 + 0,6 u_2 \end{cases} \quad (15)$$

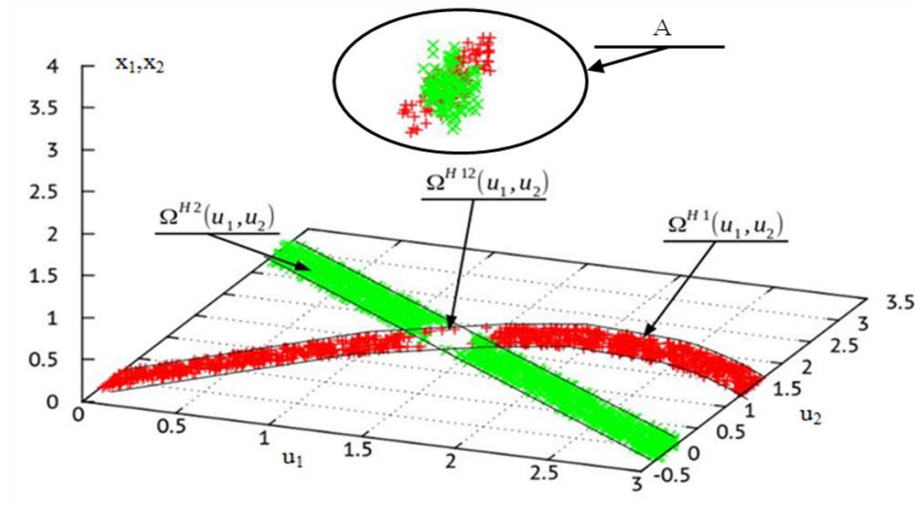


Рисунок 5 – Модель исследуемого процесса с учетом области  $\prod_{i=1}^k \Omega_i^H(\vec{u})$

Область  $\Omega^{H1}(u_1, u_2)$  задается уравнением

$$u_2 = 2 \sin(u_1 / 1.3) + \zeta_1, \quad \zeta_1 \in (-0.2; 0.2). \quad (16)$$

Область  $\Omega^{H2}(u_1, u_2)$  задается уравнением

$$u_2 = 3 - u_1 + \zeta_2, \quad \zeta_2 \in (-0.2; 0.2), \quad (17)$$

где  $\zeta_2$  – параметр, задающий "ширину" области  $\Omega^{H2}(u_1, u_2)$ .

Как видно из рисунка 5, предложенная модель дает оценку вектора  $\hat{x}$  только в том случае, если значения компонентов вектора входных переменных принадлежат области  $\prod_{i=1}^k \Omega_i^H(\vec{u})$  (область A). В случае если значения компонентов вектора входных переменных

не принадлежат области  $\prod_{i=1}^k \Omega_i^H(\vec{u})$ , значения компонентов вектора  $\hat{x}$  зануляются.

**Сравнительный анализ.** В диссертационном исследовании проведен сравнительный анализ двух распространенных алгоритмов моделирования. Сравнивались следующие алгоритмы: алгоритм локальной аппроксимации и многослойного персептрона Розенблатта. На основании сделанных вычислительных экспериментов, были сделаны выводы о том, что настройка вектора параметров размытости  $\vec{c}_s$  происходит быстрее чем обучение нейросети.

**В третьей главе** описаны методы и алгоритмы управления стохастическими безынерционными Н-процессами с несколькими выходными переменными. На рисунке 6 изображена классическая схема управления объектом, где  $\vec{u}(t)$  – вектор входных управляемых воздействий, состоящий из n компонент;  $\vec{x}(t)$  – вектор выходных

переменных процесса, состоящий из  $k$  компонент;  $\vec{x}^*(t)$  – вектор задающих воздействий (задание), состоящий из  $k$  компонент;  $\zeta(t)$  – помеха.

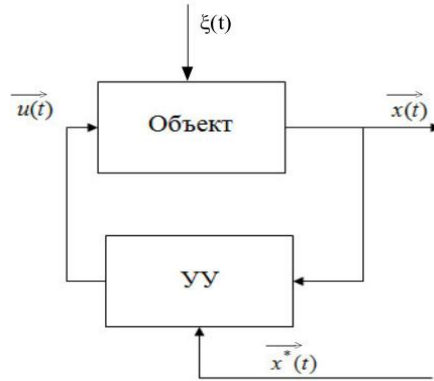


Рисунок 6 – Классическая схема управления объектом

Отметим, что при управлении многомерным  $N$ -процессом задающие воздействия, определяющие желаемые значения компонент вектора выхода не могут быть выбраны произвольно из области определения выходных переменных, как это принято в теории управления. Это обусловлено тем, что возможно задать значения вектора задающих воздействий при которых  $\prod_{i=1}^k \Omega_i^H(\vec{x}^*) = \emptyset$ , иными словами такое задающее воздействие недостижимо по всем компонентам вектора  $\vec{x}^*$ . В связи с этим необходимо сначала выбрать достижимые (согласованные) задающие воздействия  $\vec{x}^* \in \prod_{i=1}^k \Omega_i^H(\vec{x}^*)$ , т. е. определить  $x_1^*, x_2^* \dots x_k^*$ .

Предлагается следующий способ решения поставленной задачи:

1. Рассчитать значение  $\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{x_j^* - x_{ji}}{c_{sj}}\right)$ , где  $\vec{x}^*$  – задающее воздействие;  $s$  – объем выборки наблюдений.

2. Если рассчитанное значение  $\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{x_j^* - x_{ji}}{c_{sj}}\right)$  не равно 0, то это значит, что задающее воздействие достижимо, иначе считаем, что задающее воздействие не может быть достигнуто.

В качестве алгоритма управления в диссертации использовался алгоритм непараметрического дуального управления. Аналитическое выражение этого алгоритма управления имеет следующий вид:

$$u_{s+1}(\vec{x}^*) = \vec{u}_s(\vec{x}^*) + \delta \vec{u}_{s+1}(\vec{x}^*, \vec{x}_s), \quad (18)$$

где  $\vec{u}_s(\vec{x}^*)$  – составляющая, отвечающая за накопление информации об управляемом процессе (изучение объекта управления);  $\vec{x}^*$  – задающее воздействие. На начальных этапах управления переменная  $\vec{u}_s(\vec{x}^*)$  мала и несущественно влияет на управление процессом. Основная роль в управлении принадлежит члену  $\delta u_{s+1}$ , но после накопления

обучающей выборки её роль возрастает и становится доминирующей. Составляющая  $\bar{u}_s(\bar{x}^*)$  является математическим ожиданием  $\bar{u}$  при заданном значении  $\bar{x}^*$ :

$$\bar{u}_s(\bar{x}^*) = M(\bar{u}(\bar{x}^*)). \quad (19)$$

В качестве оценки  $M(\bar{u}(\bar{x}^*))$  в алгоритме непараметрического дуального управления взята непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям:

$$M(u_l(\bar{x}^*)) = \frac{\sum_{i=1}^s u_{il} \prod_{j=1}^k \Phi(x_j^* - x_{ji})}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^k \Phi(x_j^* - x_{ji})}, l = \overline{(1, n)}, \quad (20)$$

где  $\Phi(*)$  – колокообразная функция;  $c_{sj}$ ,  $j = \overline{(1, k)}$  – параметры размытости.

$\delta\bar{u}_{s+1}(\bar{x}^*, \bar{x}_s)$  – “поисковый шаг” алгоритма. На начальных этапах регулирования эта переменная вносит основной вклад в управление процессом, но после накопления обучающей выборки её роль в управлении становится несущественной. В алгоритме непараметрического дуального управления  $\delta\bar{u}_{s+1}(\bar{x}^*, \bar{x}_s) = \sum_{i=1}^k m(x_i^* - x_{si})$ , где  $m$  – настраиваемый коэффициент. Отметим, что алгоритм непараметрического дуального управления объединяет управление объектом и его изучение.

В случае управления Н-процессом с несколькими выходными переменными описанный метод расчета поискового шага  $\delta u_{s+1}$  не подходит, так как при управлении Н-процессом необходимо учитывать, чтобы входное воздействие принадлежало области  $\prod_{i=1}^k \Omega^H(\bar{u})$ . Поэтому для расчета  $\delta u_{s+1}$  был принят алгоритм с наказанием случайностью.

Модифицированный алгоритм непараметрического дуального управления имеет следующий вид: 1) рассчитывается  $\bar{u}(\bar{x}^*)$ ; 2) выбирается случайный вектор  $\delta\bar{u}_{s+1}$ ; 3) рассчитывается величина  $\bar{u}_{s+1}(\bar{x}^*)$ ; 4) если  $\bar{u}_{s+1} \in \prod_{i=1}^k \Omega^H(\bar{u})$ , то используется  $\bar{u}_{s+1}$  в качестве управляющего воздействия, иначе возвращаемся к шагу 2; 5) если  $\sum_{i=1}^k |x_{i,s+1} - x_i^*| < \sum_{i=1}^k |x_{is} - x_i^*|$ , то в качестве следующей величины поискового шага  $\delta\bar{u}_{s+2}$  принимается  $\delta\bar{u}_{s+1}$ , иначе, выбирается случайный вектор  $\delta\bar{u}_{s+2}$ ; 6) возвращаемся к шагу 1.

Длина вектора  $\delta\bar{u}$  равна  $m|\bar{x}^* - \bar{x}_s|$ , где  $m$  – настраиваемый коэффициент.

Для анализа эффективности предложенной модификации алгоритма управления были проведены вычислительные эксперименты, в ходе которых анализировался процесс управления многомерными Н-процессами.

В качестве примера рассмотрим один из проведенных вычислительных экспериментов по управлению Н-процессом с двумя выходными переменными (Рисунок 7).

На рисунке 7 приняты следующие обозначения:  $x1^*$ ,  $x2^*$  – компоненты вектора  $\bar{x}^*(t)$ ;  $x1$ ,  $x2$  – выходы объекта управления.



Как видно из рисунка 7, предложенная модификация алгоритма успешно управляет многомерным Н-процессом. Важно отметить, что данная модификация алгоритма непараметрического дуального управления является адаптивной. Адаптивность алгоритма видна при изменении задания на 900-й итерации. После изменения задания обученный алгоритм гораздо быстрее приводит объект к заданию, чем на предыдущих итерациях.

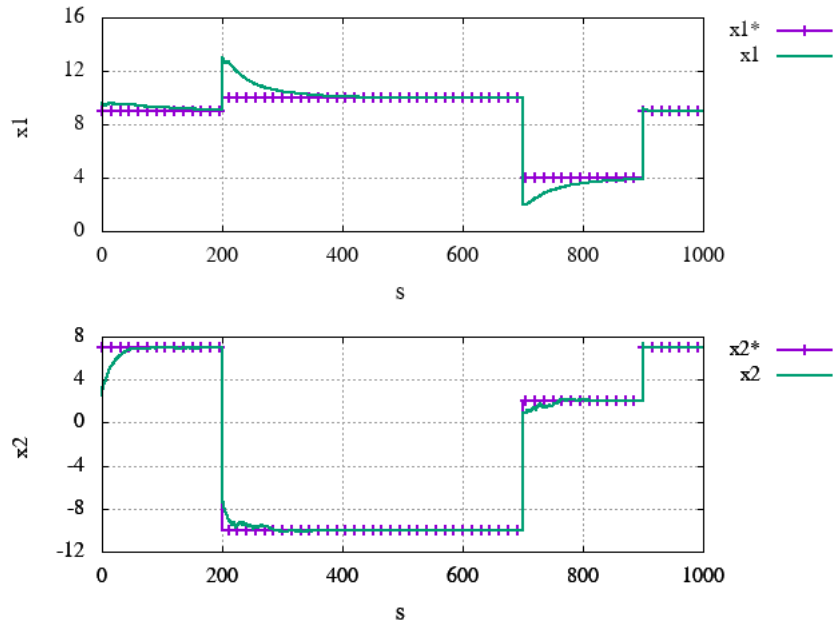


Рисунок 7 – Использование модифицированного алгоритма дуального управления для управления Н-процессом с несколькими выходными переменными

Другие вычислительные эксперименты подтвердили, что предложенная модификация управления позволяет успешно управлять многомерным Н-процессом

**В четвертой главе** показано применение исследованных алгоритмов на практике.

Рассмотрена задача восстановления полей распространения различных примесей в воздухе г. Красноярска. Данные о распределении примесей в г. Красноярске получены с постов наблюдения за загрязнением атмосферы Среднесибирского УГМС. Отбор проб осуществлялся 4 раза в сутки. Всего постов наблюдения за загрязнением атмосферы в г. Красноярске 8. Для построения качественной модели 8 источников данных недостаточно. Несмотря на это было решено провести исследование с целью выяснить, возможно ли восстановить поля распределения примесей в таких условиях, используя методы непараметрической статистики.

Существующие модели экологической обстановки используют данные, которые сложно (а иногда и невозможно) получить при решении реальных задач. Для примера можно привести алгоритм расчета концентрации загрязняющего вещества при выбросе из одиночного точечного источника из приказа Министерства природных ресурсов и экологии Российской Федерации от 06.06.2017 № 273 "Об утверждении методов расчетов рассеивания выбросов вредных (загрязняющих) веществ в атмосферном воздухе":

$$c_m = \frac{A \cdot M \cdot F \cdot m \cdot n \cdot \eta}{H^2 \cdot \sqrt[3]{V_t \cdot \Delta T}}, \quad (21)$$

где  $c_m$  – концентрация загрязняющего вещества при выбросе из одиночного точечного источника;  $A$  – коэффициент, зависящий от температурной стратификации атмосферы, определяющий условия горизонтального и вертикального рассеивания загрязняющих

веществ в атмосферном воздухе;  $M$  – масса загрязняющего вещества, выбрасываемого в атмосферный воздух в единицу времени (мощность выброса), г/с;  $F$  – безразмерный коэффициент, учитывающий скорость оседания загрязняющего вещества в атмосферном воздухе;  $m$  и  $n$  – безразмерные коэффициенты, учитывающие условия выброса из устья источника выброса;  $\eta$  – безразмерный коэффициент, учитывающий влияние рельефа местности;  $H$  – высота источника выброса, м;  $V_t$  – расход газовой смеси, м<sup>3</sup>/с;  $\Delta T$  – разность между температурой выбрасываемой газовой смеси и температурой атмосферного воздуха, °С. Значения некоторых переменных, указанных в формуле (21), сложно получить при решении реальных задач, например значение переменной  $M$ . В связи с этим предлагается разработать новые модели полей распределения различных примесей в воздухе.

В диссертации предложена модель восстановления полей распределения различных примесей в атмосферном воздухе Красноярска, основанная на методах непараметрической статистики. В связи с тем, что источников данных всего 8, есть вероятность, что при восстановлении поля распределения примесей в воздухе, возникнет неопределенность типа "0/0". Для того чтобы избежать данной неопределенности, было решено в качестве колокообразной функции для широты и долготы измерения использовать гауссову функцию (23), которая не обращается в 0.

Предложенная модель представлена формулой (19):

$$x_{s+1}(\bar{u}_{s+1}, \bar{c}_s, t_{s+1}) = p(\bar{u}_{s+1}) \frac{\sum_{i=1}^s x_i \Phi_1\left(\frac{u_{1s+1} - u_{1i}}{c_{s1}}\right) \Phi_1\left(\frac{u_{2s+1} - u_{2i}}{c_{s2}}\right) \Phi_2\left(\frac{t_{s+1} - t_i}{c_{s3}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi_1\left(\frac{u_{1s+1} - u_{1i}}{c_{s1}}\right) \Phi_1\left(\frac{u_{2s+1} - u_{2i}}{c_{s2}}\right) \Phi_2\left(\frac{t_{s+1} - t_i}{c_{s3}}\right)}, \quad (22)$$

где  $u_{1i}$  – долгота точки измерения;  $u_{2i}$  – широта точки измерения;  $p(\bar{u}_{s+1})$  – плотность застройки в точке  $\bar{u}_{s+1}$ ;  $t_i$  – время измерения;  $c_{s1}, c_{s2}, c_{s3}$  – параметры размытости;  $i = \overline{1, s}$  – номер измерения;  $s$  – величина выборки;  $\Phi_1$  – гауссова функция (20);  $\Phi_2$  – треугольная функция (8):

$$\Phi_1(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-u^2/2). \quad (23)$$

В качестве обучающей выборки была принята выборка месяца на который строится прогноз и предыдущего, чтобы отследить разницу между временами года.

Изменяя параметры размытости  $c_{s1}$  и  $c_{s2}$ , можно вытянуть вдоль осей  $u_1$  или  $u_2$  форму колокообразной функции. Таким образом, в предложенной модели учтена скорость ветра. Направление ветра в предложенной модели учитывается поворотом координатной сетки на угол направления ветра. При повороте координаты пунктов наблюдения пересчитываются следующим образом:

$$u'_1 = u_1 \cos(\alpha) + u_2 \sin(\alpha), \quad (24)$$

$$u'_2 = u_2 \cos(\alpha) - u_1 \sin(\alpha), \quad (25)$$

где  $u'_1$  и  $u'_2$  – координаты точек в системе координат, повернутой на угол  $\alpha$ .

В ходе вычислительных экспериментов было обнаружено, что изменение экологической обстановки проходит циклично. Представленная модель позволяет отследить выбросы примесей в атмосферу следующим образом: если измеренное значение

отличается от рассчитанной модели в большую сторону на заданный порог, тогда можно считать, что в рассматриваемой точке зарегистрирован выброс примесей в атмосферу.

Разработанные алгоритмы использовались для получения сценарных расчетов различных примесей в воздухе г. Красноярска. Например, 15.01.2004 в 20.00 по расчетным данным получен следующий сценарный расчет распределения азота в воздухе г. Красноярска (Рисунок 8).

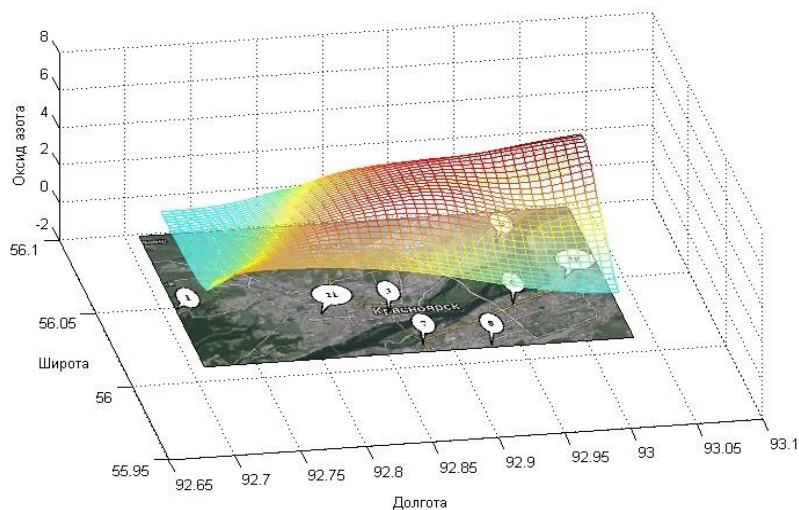


Рисунок 8 – Распределение содержания азота в атмосферном воздухе г. Красноярска 15.01.2004 в 20.00 (расчетные данные)

Проведен сравнительный анализ между содержанием различных примесей в 2004 и 2012 годах. Сравнялось количество примесей угарного газа и формальдегида в эти годы. В ходе сравнения выявлено, что количество угарного газа в воздухе уменьшилось, а количество формальдегида наоборот увеличилось.

Результаты диссертационной работы используются при создании системы автоматизации котлоагрегатов ТЭЦ-1. Экспериментальные расчеты и построенные модели показали, что применение разработанных алгоритмов управления позволит повысить эффективность сжигания угля в котлоагрегате, так как основные характеристики приближены к значению, требуемому инструкцией по эксплуатации котла БКЗ-320-140 и режимной картой котла.

**В заключении** автором излагаются основные результаты диссертационной работы: методы и алгоритмы управления и моделирования многомерными Н-процессами в условиях непараметрической неопределенности. Подчеркивается важность построения моделей и алгоритмов управления в условиях непараметрической неопределенности, поскольку подобные задачи часто встречаются на практике.

#### **Основные выводы и результаты исследования:**

1. Разработан новый алгоритм выделения существенных переменных. Алгоритм позволяет отсеять переменные, не влияющие или мало влияющие на процесс, и строить модель только по существенным переменным. Это позволяет строить модель процесса в пространстве меньшего количества переменных. Предложенный алгоритм основан на методах непараметрической статистики. Проведено сравнение предложенного алгоритма с существующими алгоритмами выделения существенных переменных (алгоритмами Ad, Del, AdDel), в ходе которого продемонстрировано, что предложенный алгоритм решает задачу выделения существенных переменных быстрее, чем алгоритмы Ad, Del, AdDel.

2. Разработана модификация алгоритма моделирования, объединяющая параметрическое моделирование и индикаторную функцию, основанную на методах непараметрической статистики. Данная модификация позволяет успешно моделировать многомерные процессы с зависимыми входными переменными.

3. Адаптирован алгоритм непараметрического дуального управления. Алгоритм непараметрического дуального управления является адаптивным, что позволяет ему не только управлять процессом, но и изучать его. В ходе экспериментов по управлению многомерными безынерционными Н-процессами было подтверждено, что предложенная адаптация алгоритма непараметрического дуального управления успешно управляет многомерными безынерционными Н-процессами.

4. Построена модель экологической обстановки в г. Красноярске, позволяющая восстановить поля различных примесей в воздухе города. В отличие от существующих моделей экологической обстановки предложенная модель построена при помощи методов непараметрической статистики. Построенная модель позволяет выявить выбросы примесей в атмосферу.

По теме диссертационного исследования опубликованы следующие работы:

#### **Основные публикации по теме диссертации**

##### **В изданиях из перечня ВАК:**

1. Михов, Е.Д. Сравнительный анализ непараметрических алгоритмов на примере моделирования стохастических процессов / **Е.Д. Михов**, Е.Д. Михова, О.В. Непомнящий // Вычислительные технологии. - 2017. - Т. 22. - (№ 1). - С. 37-47.

2. Михов, Е.Д. Применение методов непараметрического моделирования в решении задач экологического мониторинга / Е.Н. Бельская, А.В. Медведев, **Е.Д. Михов**, О.В. Тасейко // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. акад. М.Ф. Решетнева. - 2016. Т. 17 (№ 1). - С. 10-18.

3. Михов, Е.Д. Оптимизация коэффициента размытости ядра в непараметрическом моделировании / **Е.Д. Михов** // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. акад. М.Ф. Решетнева. - 2015. - Т. 16 (№ 2). - С. 338-342.

4. Михов, Е.Д. О компьютерном исследовании Н-моделей / А.В. Медведев, **Е.Д. Михов** // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. акад. М.Ф. Решетнева. - 2014. - № 3 (55). - С. 107-113.

##### **В изданиях, индексируемых в международной базе Scopus**

1. Mihov, E.D. Identification of multidimensional technological processes with dependent input variables / A.V. Medvedev, **E.D. Mihov**, Ivanov N.D. // Журнал Сибирского федерального университета. Сер. Математика и физика. - 2018. - Т. 11 (№ 5). - С. 649-658.

2. Михов, Е.Д. Оценка экологической ситуации с применением методов непараметрического моделирования / Е.Н. Бельская, А.В. Медведев, **Е.Д. Михов**, О.В. Тасейко // Экология и промышленность России. - 2017. - (№ 8). - С. 54-58.

3. Mihov, E.D. The fractional dimensions processes / **E.D. Mihov** // Applied Methods of Statistical Analysis. Nonparametric Methods in Cybernetics and System Analysis (AMSA2017). Proceedings of the International Workshop. - 2017. - P. 279-284.

4. Mihov, E.D. Mathematical modeling of N-processes / A.V. Medvedev, **E.D. Mihov**, O.V. Nepomnyashchiy // Журнал Сибирского федерального университета. Сер. Математика и физика. - 2016. - Т. 9 (№ 3). - С. 338-346.

5. Mihov, E.D. Selecting informative variables in the identification problem / **E.D. Mihov**, O.V. Nepomnyashchiy // Журнал Сибирского федерального университета. Сер. Математика и физика. - 2016. - Т. 9 (№ 4). - С. 473-480.