

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Сибирский федеральный университет»

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)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
д.т.н., профессор А. В. Медведев

Красноярск – 2018

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1 Идентификация многомерных безынерционных процессов с запаздыванием.....	11
1.1 Общие сведения о многомерных безынерционных процессах с запаздыванием.....	11
1.2 Идентификация при различных уровнях априорной информации..	18
1.3 Параметрические модели многомерных статических систем с запаздыванием.....	21
1.4 Непараметрические модели многомерных статических систем с запаздыванием.....	23
1.5 Идентификация Н-процессов.....	25
Выводы по первой главе	28
2 Генерация рабочих обучающих выборок из исходных наблюдений при моделировании дискретно-непрерывных процессов	29
2.1 Характеристика проблемы анализа выборки наблюдений	29
2.2 Увеличение объема исходной выборки наблюдений	31
2.3 Алгоритм генерации рабочей выборки наблюдений.....	36
2.4 Вычислительные эксперименты с непараметрическим оцениванием функции регрессии по рабочим выборкам наблюдений	40
Выводы по второй главе	55
3 Н-модели многомерных статических систем с запаздыванием.....	56
3.1 Безынерционные процессы «трубчатой» структуры.....	56
3.2 Н-модели «трубчатых» процессов.....	61
3.3 Оценка объема многомерной «трубки».....	64
3.4 Численные исследования Н-процессов	68
3.5 Вычислительный эксперимент	77
Выводы по третьей главе	88
4 Непараметрические алгоритмы дуального управления Н-процессами....	90

4.1	Постановка задачи управления	90
4.2	Непараметрический алгоритм дуального управления	94
4.3	Компьютерные исследования непараметрического алгоритма дуального управления	98
	Выводы по четвертой главе	110
5	Моделирование процесса кислородно-конвертерной плавки стали	112
5.1	Краткие сведения о технологическом процессе	112
5.2	Технологическая постановка задачи моделирования процесса кислородно-конвертерной плавки стали.....	115
5.3	Математические модели кислородно-конвертерной плавки стали	118
5.4	Предварительная обработка данных кислородно-конвертерной плавки стали	120
5.5	Применение алгоритмов генерации рабочей выборки наблюдений из исходной выборки	124
	Выводы по пятой главе	126
	ЗАКЛЮЧЕНИЕ	128
	СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	130
	Приложение А (Обязательное).....	146

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность работы. Одной из центральных проблем системного анализа является синтез систем идентификации и управления сложными промышленными объектами, где доминируют дискретно-непрерывные процессы, в условиях неполной информации [84]. Исследования в области теории идентификации и управления велись многими учеными, такими как Л. Льюнг, Н. С. Райбман, Я. З. Цыпкин, П. Эйкхофф и др. [40, 69, 96, 111]. В настоящее время вопросами идентификации систем и адаптивного управления занимаются такие ученые как П. Стойка [140], К. Бернхам [119], У. Пиллай [150] 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 [148], многомерные GARCH-модели [115], 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 [46]. 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, поэтому исследования в этой области востребованы и перспективны.

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 [1, 3]. 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 актуальной 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 [88 – 91]. 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. [158, 114, 126, 139]. 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.

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 решение следующих **основных задач 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 обработки исходных 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, раскисления и легирования стали на выпуске из конвертера и при расчете дополнительных присадок в сталеразливочный ковш на установках внепечной обработки, что позволяет получать 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 «Участник молодежного научно-инновационного конкурса 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.

Личный вклад автора состоит в самостоятельной разработке алгоритмов решения научно-исследовательских задач и программной реализации этих алгоритмов. Результаты моделирования, научные положения, выносимые на защиту, а также рекомендации принадлежат автору. Личный вклад в каждой опубликованной работе составляет более 50%.

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 страниц основного текста, включая 55 рисунков и 26 таблиц.

1 Идентификация многомерных безынерционных процессов с запаздыванием

1.1 Общие сведения о многомерных безынерционных процессах с запаздыванием

Проанализируем, что такое многомерный безынерционный процесс. Традиционно в теории идентификации принят следующий вариант, изображенный на рисунке 1.1 [85, 97, 134].

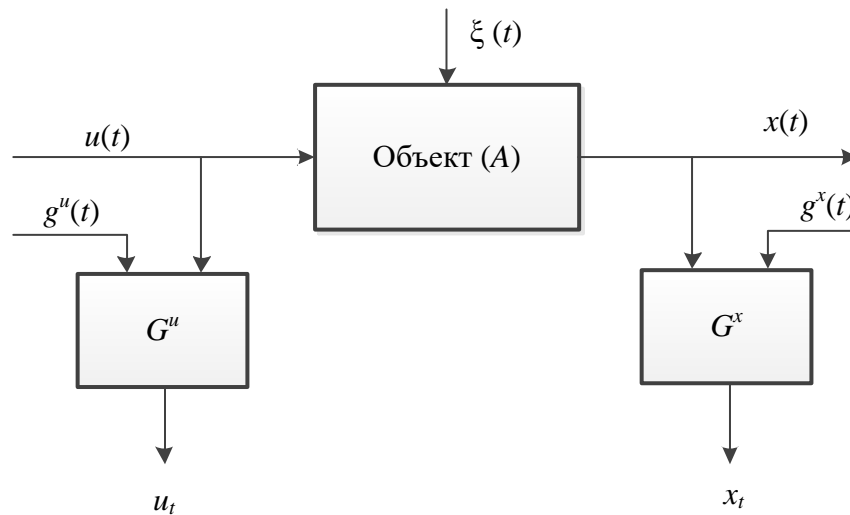


Рисунок 1.1 – Общая схема исследуемого процесса

На рисунке 1.1 приняты обозначения: A – неизвестный оператор объекта, $u(t)$ – векторное входное воздействие, $x(t)$ – выходная переменная процесса, $\xi(t)$ – случайное воздействие, t – непрерывное время, G^u, G^x – каналы измерений соответствующих переменных процесса, $g^u(t), g^x(t)$ – случайные помехи, действующие в каналах измерения, имеющие нулевое математическое ожидание и ограниченную дисперсию, u_t, x_t – измерения входных и выходных переменных в дискретный момент времени t . Таким образом, производя измерения переменных $u(t), x(t)$ через интервал времени Δt , получим выборку наблюдений

$\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$. Изучению подлежит не собственно объект (турбина, печь, конвертер), а процесс, проходящий в объекте. В последующем изложении понятия «объект» и «процесс» отождествляются.

На практике при идентификации многомерных безынерционных процессов возникает ряд особенностей [10]. Так, например, каждая компонента вектора выхода $x(t)$ может зависеть не от всех компонент вектора входных переменных $u(t)$, а от некоторого набора, причем для каждой выходной переменной этот набор может меняться. Другая особенность – это различная дискретность входных и выходных переменных. Также выборка наблюдений входных и выходных переменных может содержать ряд недостатков, что, в конечном итоге, негативно скажется на качестве моделирования и прогнозирования.

Безынерционный процесс с запаздыванием может быть описан следующим уравнением:

$$x(t) = A(u(t - \tau), \xi(t), t), \quad (1.1.1)$$

где τ – величина запаздывания.

В дальнейших рассуждениях запаздывание можно опустить, сделав сдвиг в матрице наблюдений на величину τ . Поясним это на примере. Рассмотрим процесс, описываемый уравнением (1.1.1). Пусть имеется матрица наблюдений входных и выходных переменных процесса (табл. 1.1).

Таблица 1.1 – Матрица наблюдений входных и выходных переменных безынерционного процесса с запаздыванием (1.1.1)

u		x	
u_1	—	...	
u_2	—		$x_{1+\tau}$
...	—		$x_{2+\tau}$
...	—		...
u_k	—		...
...	—		$x_{k+\tau}$
...	—		...
u_s	—		$x_{s-1+\tau}$
...	—		$x_{s+\tau}$

Вследствие наличия запаздывания τ при поступлении на вход объекта значения u_1 на выходе получим $x_{1+\tau}$, $u_2 - x_{2+\tau}$, ..., $u_s - x_{s+\tau}$. Если сделать сдвиг в матрице наблюдений, то можно привести в соответствие значения входного воздействия и значения выхода объекта – в каждой строке будет находиться значение входной переменной u и соответствующее значение выходной переменной x (табл. 1.2).

Таблица 1.2 – Сдвиг в матрице наблюдений входных и выходных переменных безынерционного процесса с запаздыванием (1.1.1)

u	x
u_1	$x_{1+\tau}$
u_2	$x_{2+\tau}$
...	...
u_k	$x_{k+\tau}$
...	...
u_s	$x_{s+\tau}$

Теперь поменяем индексы для всех значений переменной x , т.е. первое значение вместо $x_{1+\tau}$ будет x_1 , второе – x_2 и т. д. до x_s . В конечном счете, получим следующую матрицу наблюдений (табл. 1.3).

Таблица 1.3 – Приведенная матрица наблюдений входных и выходных переменных безынерционного процесса с запаздыванием (1.1.1)

u	x
u_1	x_1
u_2	x_2
...	...
u_k	x_k
...	...
u_s	x_s

В дальнейшем будем работать с приведенными матрицами наблюдений входных и выходных переменных процесса, поэтому запаздывание τ можно не учитывать.

В случае если состояние системы x_t в данный момент времени t зависит не только от текущего значения входных переменных u_t , но и состояния в предыдущие моменты времени $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-k}$, то такой процесс является динамическим или объектом с памятью:

$$x_t = A(u_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-k}, \xi(t), t), \quad (1.1.2)$$

где k – глубина памяти [95].

В некоторых случаях динамический процесс может быть представлен как многомерный статический с запаздыванием [95]. Введем обозначения $v_1(t) = x_{t-1}$, $v_2(t) = x_{t-2}$, ..., $v_k(t) = x_{t-k}$, тогда (1.1.2) примет вид:

$$x_t = A(u_t, v_1(t), v_2(t), \dots, v_k(t), \xi(t), t), \quad (1.1.3)$$

Контроль переменных, характеризующих состояние исследуемого процесса, может осуществляться через различные дискретные моменты времени. Так, некоторые переменные могут быть измерены электрическим способом, следовательно, их дискретность контроля может быть достаточно мала, в то время как значения других переменных могут быть получены только с помощью лабораторного химического или физического анализов. Для таких переменных дискретность контроля значительно больше и может превышать постоянную времени объекта. Следовательно, нет возможности использовать такие переменные при моделировании и управлении. Конечно же, это обстоятельство важно учитывать при решении задач идентификации.

В качестве примера безынерционного процесса с запаздыванием рассмотрим процесс помола клинкера в шаровых трехкамерных мельницах сухого помола. Измельчительные агрегаты широко распространены на практике, например, из зерна получают муку, из клинкера – цемент, также измельчают уголь перед загрузкой в котел для получения частиц близкого размера. Схема процесса измельчения клинкера представлена на нижеследующем рисунке [46].

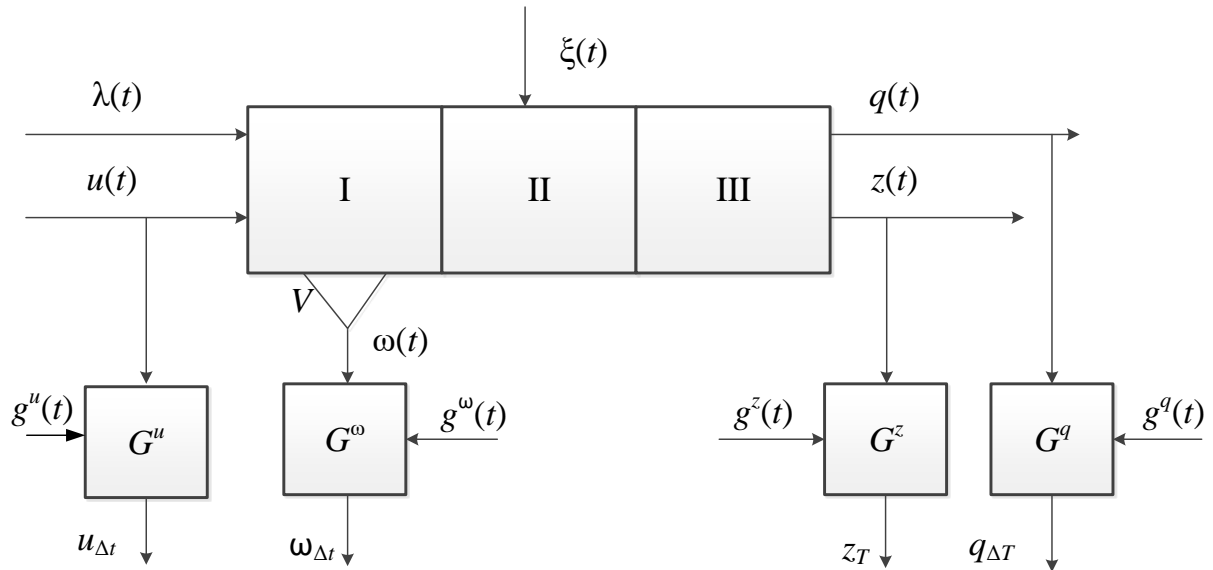


Рисунок 1.2 – Шаровая трехкамерная мельница сухого помола

Мельница сухого помола представляет собой цилиндрический вращающийся барабан, разделенный сеточными перегородками на три камеры, загруженные мелющими телами. В камере I находятся достаточно крупные металлические шары, в камере II – шары меньшего размера, в камере III – цильбес (металлические цилиндры небольшого размера). Клинкер, поступающий в мельницу, измельчается в камерах и превращается в цемент. С технологической точки зрения, входом мельницы является загрузка клинкера, а выходом – цемент. Используются следующие обозначения: $\lambda(t)$ – неконтролируемая входная переменная (размалываемость клинкера), $u(t)$ – контролируемая со случайной ошибкой входная переменная (загрузка/количество клинкера); $\omega(t)$ – шум в первой камере, контролируемый индукционным датчиком V через интервал времени Δt , который в системах регулирования используется как выходной сигнал процесса измельчения; $q(t)$ – выходная переменная (тонкость измельчения), измеряемая через интервал времени $\Delta T \gg \Delta t$; $z(t)$ – основной показатель качества цемента (активность, прочность цементной балочки при сжатии), контролируемый через $T \gg \Delta T \gg \Delta t$. Время протекания процесса (постоянная времени) – примерно 5-7 минут. Переменные $u(t)$ и $\omega(t)$ в локальных аналоговых системах регулирования контролируются непрерывно, а в цифровых

системах регулирования – дискретно через интервал Δt (дискретность контроля может быть 1-2 с.). Необходимо отметить тот факт, что переменная $\lambda(t)$ – важный технологический показатель размалываемости клинкера (продукт печи обжига). Данный показатель влияет на весь процесс измельчения клинкера, но его значение не может быть получено по средствам каналов связи (измерительные устройства, датчики). Можно получить значения данной величины с помощью экспертных оценок, анализа гранулы средствами петрографии и др., но данные способы требуют большого количества времени и являются трудоемкими. Кроме того, результаты будут неточными, что повлечет за собой существенные ошибки при их дальнейшем использовании.

Контроль выходных переменных $q(t)$, $z(t)$ осуществляется в лаборатории по технологии, регламентируемой ГОСТ [16], причем $\Delta T = 2$ часа, а $T = 28$ суток. Отметим, что $q(t)$ – технологический показатель собственно процесса измельчения, а $z(t)$ – основной показатель качества (марки) цемента, который зависит не только от тонкости измельчения – $q(t)$, но и от показателей работы предыдущих технологических переделов: приготовления сырьевой смеси, помола, обжига.

При рассмотрении процесса помола клинкера существенным является учет средств и дискретности контроля: некоторые переменные измеряются с большой дискретностью и только после окончания процесса помола, поэтому их невозможно использовать при моделировании и управлении. Таким образом, несмотря на то что процесс имеет динамический характер, рассматривать его можно как статический вследствие различной дискретности контроля переменных.

При моделировании реальных технологических процессов еще одной особенностью является многомерность и многосвязность объектов рассмотрения. В работе [37] приведено следующее определение многосвязности: «Многосвязным объектом будем называть объект, который описывается некоторой системой неявных функций от входных и выходных переменных».

Схема многосвязного объекта может быть представлена в виде блок-схемы (рис. 1.3). На объект действует случайное воздействие, а в каналах связи – помехи измерений с нулевым математическим ожиданием и ограниченными дисперсиями. Стрелками показаны возможные связи между объектами, для каждого конкретного случая они будут располагаться по-разному в зависимости от процесса.

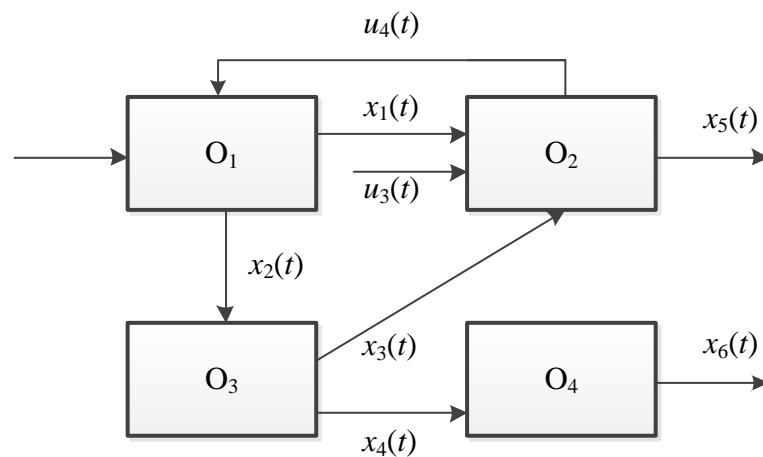


Рисунок 1.3 – Пример многосвязного объекта

На рисунке 1.3: $O_i, i = \overline{1,4}$ – составные части многосвязного объекта, $u_i(t), i = \overline{1,3}$ – входные переменные, $x_i(t), i = \overline{1,6}$ – выходные переменные. В данном случае объект представляет собой технологическую цепочку из составных частей $O_i, i = \overline{1,4}$, причем некоторые переменные являются входными для одного процесса и выходными для другого. Например, переменная $x_3(t)$ является выходной для O_3 , а для O_2 – входной. Вследствие наличия обратных связей часть выходных переменных зависит не только от входных, но и от переменных, которые являются выходными для других объектов. Такого рода процессы имеют место на производстве, где доминирует непрерывный характер технологического процесса.

При описании зависимостей между входными и выходными переменными объекта на основе априорной информации часть уравнений может быть известна или задана с точностью до неизвестных параметров. Это могут быть

фундаментальные законы, законы термодинамики и т.д. Другая часть соотношений исследователю не известна, тогда они могут быть заданы качественным образом, исходя из свойств объекта (динамический, статический и т.д.). В зависимости от имеющихся сведений об объекте выделяют различные уровни априорной информации.

1.2 Идентификация при различных уровнях априорной информации

При идентификации технологических процессов важную роль играет априорная информация. Кроме априорной информации существует также текущая информация [97]. Ключевое отличие состоит в том, что априорная информация аккумулирует в себе весь предыдущий опыт исследований, она необходима для математической постановки задачи. Текущую информацию или апостериорную исследователь получает в ходе эксперимента, наблюдения за процессом, измерений входных и выходных переменных. Текущая информация обычно представлена в виде выборки наблюдений $\{u_t, x_t, t = \overline{1, s}\}$, s – количество наблюдений. Здесь уместно привести слова Я. З. Цыпкина: «Априорная информация – это основа для формулировки проблемы оптимальности. Текущая информация – средство решения этой проблемы» [97].

Рассмотрим схему идентификации исследуемого процесса [97]. На рисунке 1.4 приняты следующие обозначения: $u(t)$ – m -мерный вектор измеряемых контролируемых входных переменных, $\mu(t)$ – вектор входных измеряемых, но неконтролируемых переменных, $\lambda(t)$ – вектор входных переменных, не поддающихся контролю и измерению, $x(t)$ – n -мерный вектор выходных переменных. Измеряя входные и выходные переменные через интервалы времени Δt , получим наблюдения переменных u_t, x_t в дискретные моменты времени t , наблюдения переменных и есть текущая информация об объекте, $\hat{x}(t)$ – выход модели. Блок «Модель» содержит определенный класс моделей. Модели могут быть параметрические, непараметрические и др. Здесь же происходит их

настройка, корректировка с течением времени при поступлении наблюдений переменных объекта.

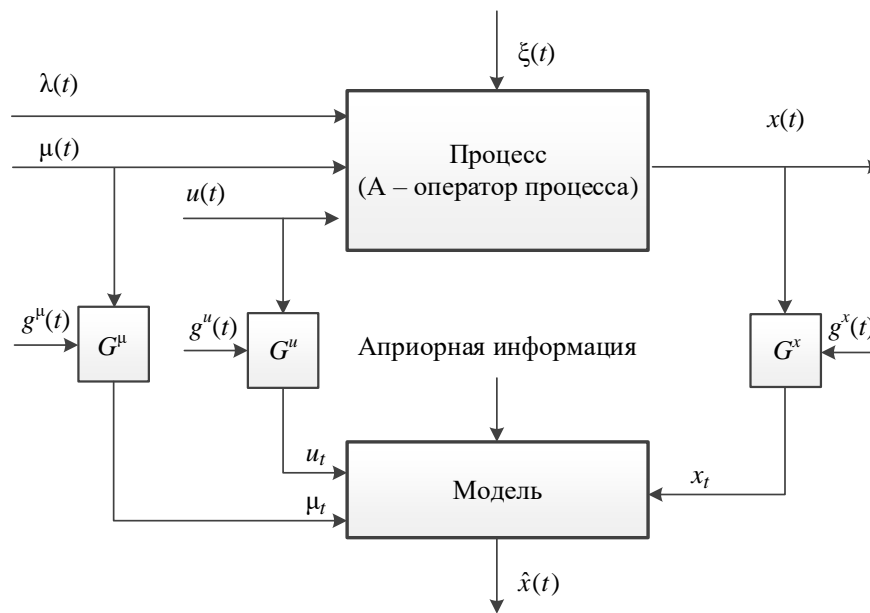


Рисунок 1.4 – Схема идентификации

Математическое описание процесса, схема которого показана на рисунке 1.4, может иметь следующий вид:

$$x(t) = A(u(t), \mu(t), \lambda(t), \xi(t), t). \quad (1.2.1)$$

А его модель:

$$\hat{x}(t) = \hat{A}(u(t), \mu(t), t). \quad (1.2.2)$$

где \hat{A} – оператор модели. Оператор модели \hat{A} определяется исходя из имеющейся информации об объекте. От того насколько хорошо подобран \hat{A} , зависит качество получаемого прогноза. В зависимости от имеющейся априорной информации выделяют следующие уровни [53, 54, 87].

Системы в условиях полной информации: точно известен оператор процесса A , отсутствуют помехи, действующие в каналах измерения и оказывающие влияние на объект. Кроме того, исследователю известна область допустимых значений входных воздействий $u(t)$. В этом случае для решения задачи

идентификации и управления могут быть применены методы математической теории оптимальных процессов [5, 42].

Системы в условиях максимальной, но неполной информации. Предполагается, что отсутствуют помехи в каналах связи $g^u(t), g^x(t)$ и не поддающиеся контролю переменные $\lambda(t)$, случайное воздействие $\xi(t)$ может быть точно измерено, при этом известен оператор A .

Системы при параметрической неопределенности. В данном случае известна структура процесса с точностью до параметров. Измерения входных и выходных переменных $\{u_t, x_t, t = \overline{1, s}\}$ содержат помехи. Законы распределения помех неизвестны, однако известны некоторые параметры (величина математического ожидания, дисперсии). Для получения параметрической модели необходимо оценить ее параметры по имеющейся выборке наблюдений $\{u_t, x_t, t = \overline{1, s}\}$. Существует большое количество методов получения оценок [9, 149, 156].

В условиях полной информации, неполной, но максимальной, а также для систем с параметрической неопределенностью решается задача идентификации в «узком» смысле.

Системы при непараметрической неопределенности. Параметрическая структура объекта остается неизвестной, но известны качественные свойства объекта. Например, однозначность либо неоднозначность его характеристик, линейность для динамического процесса либо характер его нелинейности. Также имеется выборка наблюдений $\{u_t, x_t, t = \overline{1, s}\}$, измеренная со случайными ошибками. В данном случае решается задача идентификации в «широком» смысле. Для ее решения целесообразно применять методы непараметрической статистики [36, 52, 92].

Системы при параметрической и непараметрической неопределенности. Объем исходной информации не соответствует ни одному из представленных типов. Данный уровень в большей степени соответствует практике при решении задачи идентификации многосвязных систем. Известны некоторые

параметрические закономерности, описывающие объект (1.2.1). Однако для других характеристик объекта вид зависимости остается неизвестным. В этом случае, модель представляет собой взаимосвязанную систему параметрических и непараметрических соотношений. Возникает необходимость построения комбинированных моделей, которые базируются на следующем описании [51]: фундаментальные законы (параметрические соотношения), параметрические уравнения, полученные в инженерной практике, и непараметрические уравнения, которые применяются в том случае, если вид зависимости не известен. Данный класс моделей позволяет учитывать всю имеющуюся априорную информацию об объекте [48, 51].

1.3 Параметрические модели многомерных статических систем с запаздыванием

Задача параметрической идентификации состоит в определении структуры и параметров системы по наблюдениям [53]. Выше были рассмотрены различные уровни априорной информации [122]. Если исследователь располагает сведениями о структуре процесса, виде зависимости между входными и выходными переменными, законами распределения случайных воздействий и т. д., то имеет место идентификация в «узком» смысле (параметрическая идентификация). Если же есть информация лишь о качественных свойствах системы, то говорят об идентификации в «широком» смысле (непараметрическая идентификация) [52].

При моделировании разнообразных дискретно-непрерывных процессов [52] содержание задачи идентификации в «узком» смысле состоит в том, что на первом этапе на основании имеющейся априорной информации определяется параметрический класс операторов A_α , например:

$$x_\alpha(t) = A_\alpha(u(t), \alpha), \quad (1.3.1)$$

где A_α – параметрическая структура модели, а α – вектор параметров. На втором этапе осуществляется оценка параметров α на основе имеющейся выборки

$\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$, s – объем выборки. Качество модели зависит от того, насколько хорошо подобрана параметрическая структура объекта (1.3.1). Многие исследователи, занимавшиеся вопросами параметрической идентификации, отмечают, что выбор структуры модели при идентификации объектов управления – одна из труднейших задач, возникающих на этом пути [2, 67].

Параметрические модели часто применяются на практике: в случае, если структура известна или хорошо подобрана, то задача сводится к оцениванию коэффициентов [118]. Так, большинство химических, физических и многих других процессов поддаются описанию уже с помощью существующих законов. О качестве модели можно судить по величине невязки, т.е. разности между выходом объекта и модели. При построении модели необходимо определить допустимый уровень ошибки.

Процесс параметрической идентификации можно представить в виде следующей схемы (рис. 1.5) [97].

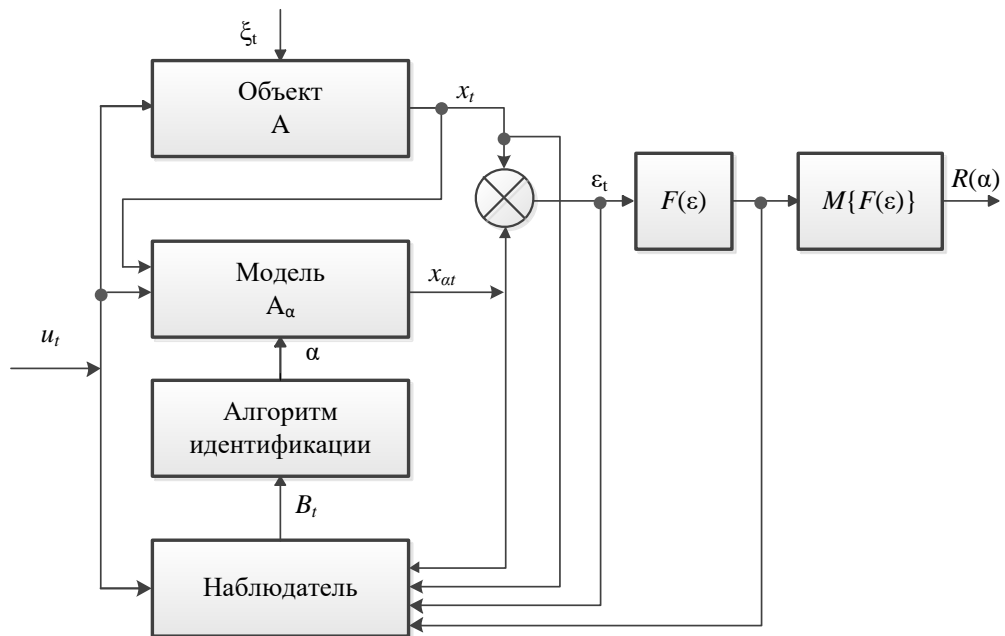


Рисунок 1.5 – Схема параметрической идентификации

На рисунке 1.5, как и в предыдущих случаях: A – неизвестный оператор объекта, u_t, x_t – измерения входных и выходных переменных в дискретный

момент времени t , ξ_t – случайная ненаблюдаемая помеха, действующая на объект, x_{at} – значение выхода настраиваемой модели, α – вектор параметров модели, B_t – вектор всех наблюдений к моменту времени t , $\varepsilon_t = x_t - x_{at}$ – невязка выхода модели и объекта, $F(\varepsilon)$ – функция потерь, M – оператор математического ожидания.

Для определения соответствия настраиваемой модели объекту приводят следующий критерий качества идентификации:

$$R(\alpha) = M \{F(\varepsilon(x_t, x_{at}))\}. \quad (1.3.2)$$

Чем меньше значение критерия (1.3.2), тем выше качество идентификации. Качество идентификации зависит от того, насколько хорошо определена структура A_α и вектор параметров α .

Блок «Алгоритм идентификации» определяется функцией потерь и структурой модели A_α . Здесь происходит настройка параметров модели путем минимизации критерия (1.3.2) по параметрам α :

$$R(\alpha^*) = \min_{\alpha} R(\alpha). \quad (1.3.3)$$

Для решения задачи (1.3.3) существует большое количество методов: метод наименьших квадратов, метод стохастических аппроксимаций и др. [20].

1.4 Непараметрические модели многомерных статических систем с запаздыванием

На практике при решении задачи идентификации в таких отраслях как медицина, металлургия, энергетика, приходится иметь дело с объектами, чья структура и законы распределения случайных возмущений остаются неизвестными. В этом случае нет возможности определить параметрический класс операторов A_α (1.3.1), исследователь вынужден работать в условиях непараметрической неопределенности. На этом пути широкое развитие получили

непараметрический подход или подход, основанный на данных (data-based approach) [117].

Задача идентификации состоит в оценивании оператора на основе выборке наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$, полученной при измерении входных и выходных переменных процесса:

$$x_s(t) = A_s(u(t), \vec{u}, \vec{x}), \quad (1.4.1)$$

где $\vec{u} = (u_1, u_2, \dots, u_s)$, $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_s)$ – временные векторы.

Для получения оценки оператора могут быть использованы нейронные сети, нечеткий подход и средства непараметрической статистики. В диссертационной работе рассматривается непараметрическая оценка Надарая-Ватсона функции регрессии по наблюдениям [59]. Для восстановления зависимости $x_s(u) = M\{x|u\}$ в одномерном случае непараметрическая оценка [45, 59] имеет вид:

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \Phi(c_s^{-1}(u - u_i))}{\sum_{i=1}^s \Phi(c_s^{-1}(u - u_i))}, \quad (1.4.2)$$

где $\Phi(c_s^{-1}(u - u_i))$ – ядерная колоколообразная функция, удовлетворяющая свойствам положительности, симметричности и нормированности, и c_s – коэффициент размытости ядра такие, что

$$\begin{aligned} c_s > 0; & \quad \lim_{s \rightarrow \infty} c_s = 0; \\ \Phi(c_s^{-1}(u - u_i)) \geq 0; & \quad \int_{\Omega(u)} \Phi(c_s^{-1}(u - u_i)) du < \infty; \\ \lim_{s \rightarrow \infty} s c_s = \infty; & \quad \lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} \Phi(c_s^{-1}(u - u_i)) = \delta(u - u_i). \end{aligned} \quad (1.4.3)$$

Данный метод обладает рядом преимуществ – простота использования, быстрота вычислений, а также возможность работы в условиях непараметрической неопределенности. Метод можно отнести к средствам локальной аппроксимации, качество полученной оценки зависит от исходных данных. Исходные данные могут обладать рядом недостатков, таких как пропуски, выбросы, разреженности и пустоты, что, в конечном итоге, негативно отразится на качестве прогнозирования.

1.5 Идентификация N-процессов

На сегодняшний день в теории идентификации [97, 111] принято, что модель исследуемой системы (рис. 1.5) можно представить в следующем виде:

$$\hat{x}(t) = \hat{A}(u(t), t). \quad (1.5.1)$$

Рассматривается зависимость только между выходными и входными переменными процесса. Однако между входными переменными также может существовать зависимость. Схема процесса в этом случае может иметь вид, представленный на рисунке 1.6 [50].

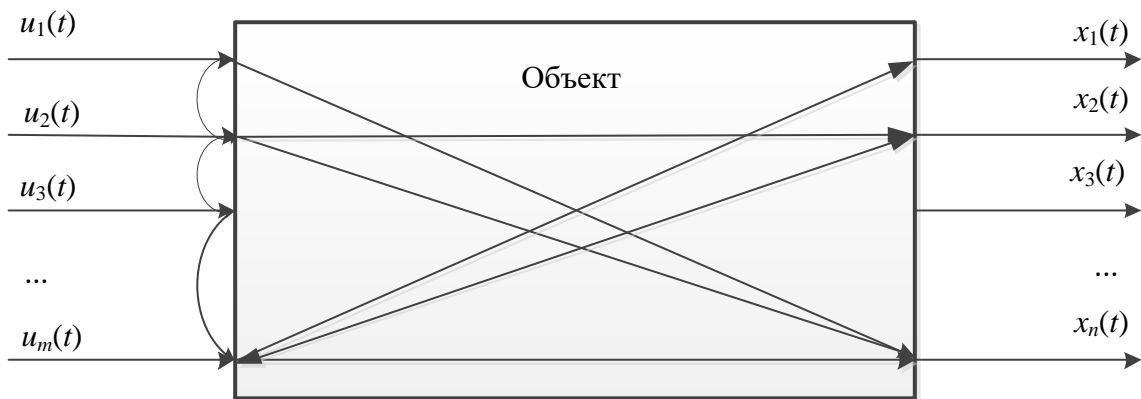


Рисунок 1.6 – Схема многомерного процесса

На рисунке 1.6: $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t))$ – вектор входных переменных размерностью m , $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$ – вектор выходных переменных размерностью n . Стрелками внутри блока «Объект» показаны возможные зависимости между отдельными компонентами вектора входных переменных $u(t)$ и компонентами вектора выхода системы $x(t)$. Связь между компонентами вектора входных переменных показана дугообразными стрелками. Все связи носят стохастический характер.

В регрессионном анализе статистическая линейная зависимость между входными переменными носит название *мультиколлинеарности* [13]. Обычно с явлением мультиколлинеарности сталкиваются в задачах обработки результатов

пассивного эксперимента. В этом случае у исследователя нет возможности повлиять на значения входных переменных, а имеется лишь выборка наблюдений. Для выявления зависимостей между входными переменными применяют корреляционный анализ или привлекают экспертов рассматриваемой предметной области. Мультиколлинеарность негативно сказывается на результатах статистического исследования. При параметрической идентификации полученные оценки в этом случае крайне неустойчивы [19]. Существует большое число методов борьбы с мультиколлинеарностью и устранения ее негативных последствий, такие как гребневая регрессия, регрессия на главные компоненты и т.д. [125, 138, 153]. Однако мультиколлинеарность предполагает наличие почти точных линейных зависимостей между входными переменными.

Наличие стохастической зависимости, как линейной, так и нелинейной, между компонентами вектора входных переменных было выявлено при идентификации и управлении процессов в металлургии [43]. Процессы со стохастической зависимостью между входными переменными были обнаружены при разработке адаптивных моделей для расчета плановых и фактических балансов при моделировании обогатительно-металлургического передела на горно-металлургическом комбинате в г. Норильск [44]. Такие процессы получили название «трубчатых» или Н-процессов. При моделировании подобного рода процессов необходимо учитывать ряд особенностей, речь о которых пойдет в главе 3.

В качестве примера «трубчатого» объекта рассмотрим реальный процесс – разложение растительного масла (оливкового, подсолнечного, конопляного и т. д.) при нагреве в пищевой промышленности [8]. В работе [8] была произведена обработка данных, полученных при изучении окисления растительных масел при высокотемпературном нагреве во фритюре и разработка способов повышения их стабильности [18].

В ходе исследования [18] было выделено 8 входных переменных, которые влияют на процесс разложения растительного масла: свободные жирные кислоты u_1 , гидроперекиси u_2 , вторичные продукты разложения u_3 , полимеры u_4 ,

коэффициент преломления u_5 , изменение плотности u_6 , перекисное число u_7 , анизидиновое число u_8 . Значения переменных принадлежат следующим численным интервалам: $u_1 \in [4;16]$, $u_2 \in [0,1;0,2]$, $u_3 \in [15;360]$, $u_4 \in [0,05;0,4]$, $u_5 \in [1,4;1,5]$, $u_6 \in [0,9;0,95]$, $u_7 \in [3;8]$, $u_8 \in [8;356]$.

На основе имеющихся данных с целью выявления зависимостей между входными переменными был проведен корреляционный анализ. Результаты показали, что переменные u_1, \dots, u_8 линейно связаны между собой.

Рассмотрим параметрическую модель для переменной $u_{\alpha 1}$ [18]:

$$u_{\alpha 1} = -47,2 - 2,4u_2 + 0,03u_3 + 32,5u_4 + 14,2u_5 + 30,9u_6 + 0,08u_7 + 0,03u_8. \quad (1.5.2)$$

Данная модель была получена для прогнозирования значений переменной u_1 при тех или иных значениях факторов u_2, \dots, u_8 из регламентированной области. Пусть объясняющие переменные примут следующие значения из регламентированной области: $u_2 = 0,15$, $u_3 = 16$, $u_4 = 0,1$, $u_5 = 1,45$, $u_6 = 0,93$, $u_7 = 5$, $u_8 = 10$, тогда, подставив значения в уравнение модели (1.5.2), получим $u_{\alpha 1} = 6,197$. Переменная $u_1 \in [4;16]$, т. е. прогноз, полученный с помощью модели (1.5.2) принадлежит области определения. Теперь подставим в уравнение модели (1.5.2) следующие значения: $u_2 = 0,1$, $u_3 = 15$, $u_4 = 0,05$, $u_5 = 1,4$, $u_6 = 0,9$, $u_7 = 3$, $u_8 = 8$, тогда $u_{\alpha 1} = 2,8$. Данное значение не принадлежит регламенту, т.к. минимальное допустимое значение переменной $u_1 = 4$.

Таким образом, на основе результатов численных исследований, а также наличия линейной стохастической зависимости переменных u_1, \dots, u_8 можно сделать вывод о «трубчатом» характере процесса. Также можно отметить, что использовать параметрические модели для такого рода процессов неэффективно, т. к. при задании значений объясняющих переменных из регламентированной области, значение прогноза, полученное с помощью параметрической модели, не принадлежало области допустимых значений.

Выводы по первой главе

В первой главе диссертационной работы рассмотрен объект исследования – это многомерный безынерционный процесс с запаздыванием. Сделан краткий обзор уровней априорной информации. В зависимости от объема имеющейся априорной информации выбирается параметрический или непараметрический подход при идентификации процессов. В диссертационной работе исследуются непараметрические статистические методы, т.к. они в большей степени соответствуют практическим задачам и не требуют знания уравнения, описывающего объект с точностью до параметров. Прямой недостаток непараметрических методов состоит в том, что они чувствительны к исходным данным. Если исходные данные об исследуемом процессе достаточно представительны, то непараметрические методы позволяют получить удовлетворительный результат, если же в пространстве переменных существуют недостатки, то точность непараметрических оценок значительно снижается. Таким образом, задачи повышения качества, устранения недостатков в исходных выборках наблюдений, полученных при измерении входных и выходных переменных процессов, являются актуальными.

В случае если на вход объекта поступают переменные, которые обладают стохастической зависимостью, которая исследователю неизвестна, процесс будет протекать не во всей регламентированной области, а в некоторой подобласти. Такого рода процессы получили название «трубчатых». Особенности идентификации и управления «трубчатых» процесс будут рассмотрены далее.

2 Генерация рабочих обучающих выборок из исходных наблюдений при моделировании дискретно-непрерывных процессов

2.1 Характеристика проблемы анализа выборки наблюдений

Непараметрическое оценивание функции регрессии по наблюдениям относится к методу локальной аппроксимации. Как следствие этого качество прогноза с использованием непараметрических оценок существенно зависит от исходных (обучающих) выборок. Заключение здесь довольно простое: если выборки в достаточной степени представительны, то оценки и модели получаются сравнительно удовлетворительными. В случае если выборки имеют сгущения, пропуски, пробелы, то непараметрическое оценивание неизбежно приведет к нежелательным неточностям при моделировании дискретно-непрерывных процессов. В этой связи возникает важная для практики задача, связанная со своеобразным «ремонт» исходных обучающих выборок. В настоящей главе рассматривается подход к генерации рабочей обучающей выборки из исходной, полученной при измерении переменных процесса. Другими словами, располагая выборкой наблюдений входных и выходных переменных $\{u_i, x_i, i = 1, \dots, s\}$ объема s , оказалось возможным сгенерировать выборку большого объема, используя которую в непараметрических моделях, можно получить значительно более высокое качество прогнозирования выходной величины по известным значениям входных. Следует иметь в виду, что элементы, сгенерированные с помощью предлагаемого алгоритма, не несут дополнительной информации о характеристиках объекта. Необходимость их генерации тесно связана с вычислительными особенностями непараметрических статистик и моделей.

Одним из способов сбора статистических данных является метод планирования эксперимента [93], когда исследователем задаются значения центра плана, интервалы покачивания входных переменных и измеряются значения выходной переменной. Задача планирования эксперимента состоит в выборе максимально информативных данных при заданных ограничениях [40].

Например, вернемся к процессу помола клинкера, который был рассмотрен в предыдущей главе (рис. 1.2). Задание произвольных значений входных переменных из регламентированной области может привести к браку продукции или аварийным ситуациям, что является недопустимым. На практике исследователь не всегда может влиять на ход эксперимента, варьировать входные воздействия желаемым образом, а лишь распоряжается уже результатами так называемого «пассивного эксперимента», т.е. данными, полученными в ходе нормальной эксплуатации. Получить выборку большего объема или провести дополнительные эксперименты не всегда возможно, поэтому исследователь вынужден работать с имеющимися данными. Проблема малых выборок стоит также при решении задачи распознавания или оценивании плотности распределения [39].

Вопрос качества данных стоит наиболее остро в космической отрасли, при проектировании ракет и летательных аппаратов [133]. Игнорирование проблемы недостатков в исходных данных приводит к масштабным катастрофам. Например, падение космического шаттла Challenger или ошибка, которая привела к тому, что иранский самолет Airbus был сбит ракетным крейсером USS Vincennes. Естественно, что причиной тому послужил ряд факторов, но некоторые авторы обращают внимание на очевидные проблемы в качестве данных [127]. Проблема качества возникает не только при решении задачи идентификации, но также при диагностике [130]. К примеру, одним из ключевых факторов, влияющих на качество диагностики ракетных жидкостных двигателей, электрорадиоизделий, является наличие недостатков в исходных выборках наблюдений, полученных при измерении переменных изучаемых объектов [11, 56, 130].

Для повышения качества данных осуществляется первичная обработка. Под первичной обработкой принято понимать анализ пробелов и резко выделяющихся наблюдений в исходной выборке [94]. Пробел – отсутствие в некоторых строках матрицы наблюдений значения того или иного признака [19]. Пробелы могут возникать из-за различной дискретности контроля входных и выходных переменных, ошибок и т.д. Самый простой способ устранения

пробела – это вычеркивание всей строки. Однако тем самым уменьшается объем выборки и происходит потеря информации. На сегодняшний день широко развиты параметрические методы заполнения пропусков, основанные на гипотезе о нормальном распределении выборки [129]. Кроме того, существуют и другие методы заполнения пробелов, такие как ZET алгоритм, алгоритмы, основанные на непараметрической оценке регрессии. Кроме пробелов в выборке наблюдений могут присутствовать промахи (выбросы). Выбросы – наблюдение с резко отличающимися от основной выборки значениями характеристик. Существует класс алгоритмов, позволяющих нивелировать влияние промахов – робастная статистика. Все эти недостатки оказывают негативное влияние на решение всей задачи в целом.

Как уже было сказано выше, чаще всего исследователь имеет дело с результатами пассивного эксперимента. В этом случае в выборке данные могут располагаться неоднородно, присутствовать разреженности. Под разреженностью будем понимать те области в выборке наблюдений, где плотность точек по сравнению со всей выборкой невелика. Кроме того, могут существовать области, где процесс протекает, т.е. входные и выходные переменные могут принимать значения, принадлежащие этой области, но в данной выборке такие наблюдения отсутствуют. Таким образом, будут области, где нет наблюдений, следовательно, прогноз в таких областях получить невозможно. Для устранения вышеописанных недостатков предлагается следующий непараметрический алгоритм генерации рабочей выборки наблюдений на основе исходной, полученной при измерении входных и выходных переменных процесса.

2.2 Увеличение объема исходной выборки наблюдений

Рассмотрим многомерный безынерционный объект с запаздыванием, общая схема идентификации которого представлена на рисунке 2.1, где приняты те же обозначения, что и ранее.

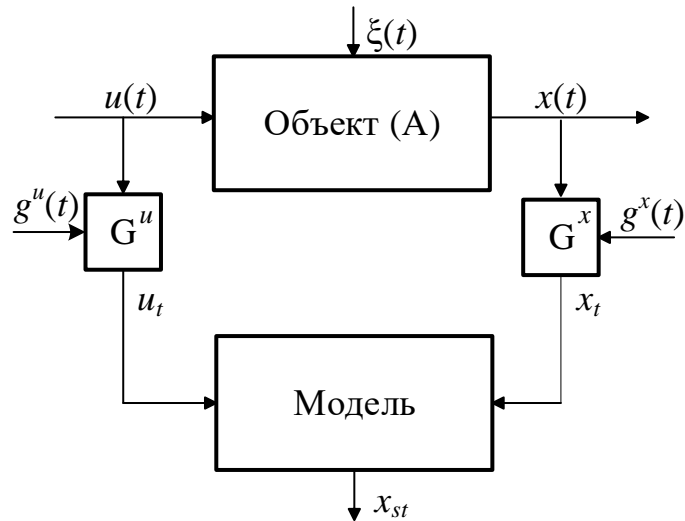


Рисунок 2.1 – Общая схема исследуемого процесса

В рамках теории идентификации стоит задача построения модели x_{st} исследуемого процесса на основании обучающей выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ с учетом имеющейся априорной информации об объекте. Во многих случаях исследователь не обладает исчерпывающей априорной информацией об объекте, поэтому предлагается использовать средства непараметрической идентификации или идентификации в широком смысле. По этому поводу профессор Н.С. Райбман в предисловии к книге [111] упоминает: «Априорная информация об объекте при идентификации в широком смысле отсутствует или очень бедная, поэтому приходится предварительно решать большое число дополнительных задач. К этим задачам относятся: выбор структуры системы и задание класса моделей, оценивание степени стационарности и линейности объекта и действующих переменных, оценивание степени и формы влияния входных переменных на выходные, выбор информативных переменных и др.». Использование непараметрических методов идентификации позволяет уйти от некоторых проблем, таких как выбор структуры модели с точностью до параметров. Данный этап является одним из самых трудных, даже незначительные ошибки в принятой структуре модели могут привести к неудовлетворительному результату.

Один из способов построения модели при недостаточной априорной информации – использование непараметрической оценки функции регрессии по наблюдениям [50, 59]:

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}, \quad (2.2.1)$$

где $\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)), i = \overline{1, s}, j = \overline{1, m}$ – ядерная колоколообразная функция и коэффициент размытости ядра c_s удовлетворяют условиям сходимости (1.4.3).

Непараметрическая оценка (2.2.1) относится к классу локальных аппроксимаций. Единственный настраиваемый параметр – это коэффициент размытости ядра c_s . Он может быть найден путем решения задачи минимизации квадратичного критерия соответствия выхода объекта и выхода модели в режиме скользящего экзамена, когда в модели (2.2.1) исключается i -я переменная, предъявляемая для экзамена:

$$R(c_s) = \sum_{k=1}^s (x_k - x_s(u_k, c_s))^2 = \min_{c_s}, k \neq i. \quad (2.2.2)$$

В основе оценки (2.2.1) по наблюдениям $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$ лежит ядерная функция $\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)), i = \overline{1, s}, j = \overline{1, m}$. Заметим, что $\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)), i = \overline{1, s}, j = \overline{1, m}$ обладает свойством:

$$\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)) = \begin{cases} > 0, \text{ если } c_s^{-1} |u^j - u_i^j| < \eta \\ = 0, \text{ если } c_s^{-1} |u^j - u_i^j| \geq \eta \end{cases}, i = \overline{1, s}, j = \overline{1, m}, \quad (2.2.3)$$

где η – некоторая константа, зависящая от выбора конкретной колоколообразной функции $\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)), i = \overline{1, s}, j = \overline{1, m}$. При произвольном значении u^j величина аргумента $(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))$ колоколообразной функции зависит от значения c_s . От вида ядерной функции зависит значение константы η . Например, для треугольного ядра $\eta = 1$:

$$\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)) = \begin{cases} 1 - |c_s^{-1}(u^j - u_i^j)|, \text{ если } c_s^{-1} |u^j - u_i^j| \leq 1, \\ 0, \text{ если } c_s^{-1} |u^j - u_i^j| > 1; \end{cases} \quad (2.2.4)$$

Если же колоколообразная функция имеет параболический вид:

$$\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)) = \begin{cases} 0,335 - 0,067(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))^2, & \text{если } (c_s^{-1}(u^j - u_i^j))^2 \leq 5, \\ 0, & \text{если } (c_s^{-1}(u^j - u_i^j))^2 > 5; \end{cases} \quad (2.2.5)$$

то $\eta = \sqrt{5}$.

Значение оценки (2.2.1) для точки $u' = u^j, j = \overline{1, m}$ при фиксированном c_s существенно зависит от элементов обучающей выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$, которые попали в ее c_s -окрестность. В некоторых случаях, в c_s -окрестности рассматриваемой точки может не оказаться ни одного элемента из обучающей выборки c_s . Тогда прогноз получить невозможно, т.к. оценка (2.2.1) с учетом (2.2.3) будет иметь вид неопределенности $[0/0]$. Для получения прогноза можно увеличить значение параметра размытости c_s . В ряде случаев это позволит получить прогноз (уйти от неопределенности), но негативным образом скажется на качестве прогноза $x_s(u')$.

Один из факторов, от которого зависит качество прогноза с использованием непараметрической оценки (2.2.1) – это выборка наблюдений $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$. При рассмотрении реальных объектов, элементы выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$, полученные при измерении входных и выходных характеристик, могут располагаться неоднородно, их расположение на различных интервалах времени может быть различным. Очевидно, что эти факторы влияют на качество полученного прогноза $x_s(u')$ при $u = u'$. В исходной или обучающей выборке могут присутствовать разреженности, пропуски и сгущения в различных подобластях области определения $\Omega(x, u)$. Под пропусками будем понимать области, где отсутствуют наблюдения (рис. 2.3). На рисунке 2.2 показаны подобласти пропусков и разреженности. В этих областях, а также для граничных наблюдений, которые показаны звездочкой на рисунке 2.2, непараметрическая оценка Надарая-Ватсона (2.2.1) дает менее точные результаты.

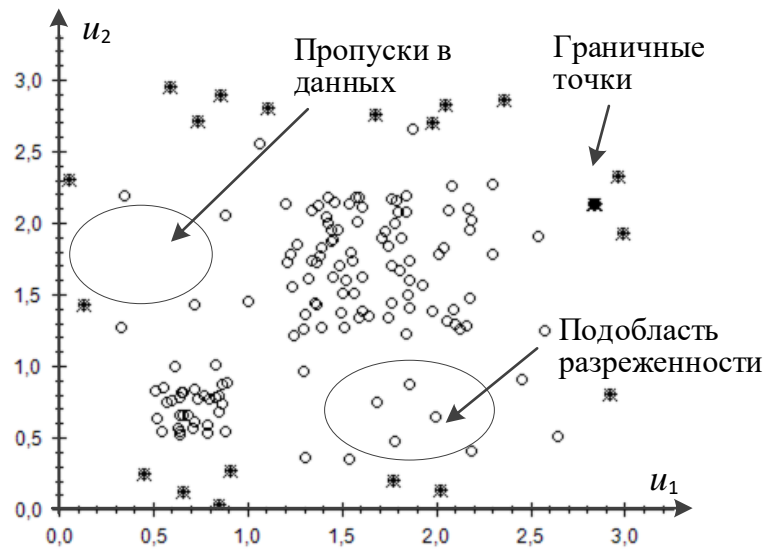


Рисунок 2.2 – Поле корреляции по входным переменным исходной выборки

Сущность задачи по обработке исходных данных состоит в том, чтобы алгоритмически преобразовать исходную выборку (рис. 2.2) в рабочую, например, представленную на рисунке 2.3.

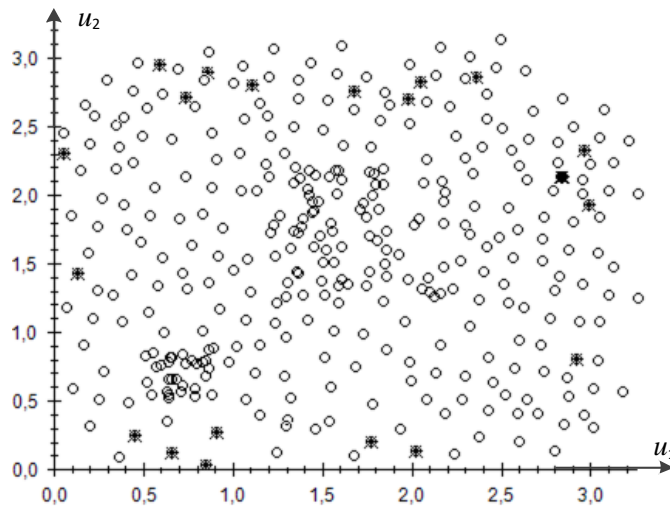


Рисунок 2.3 – Поле корреляции по входным переменным преобразованной выборки

Несмотря на то что в качестве примера для удобства визуализации показан двумерный случай $u = (u_1, u_2) \in \Omega(u) \subset R^2$, представляет интерес многомерный вектор входной переменной $u \in \Omega(u) \subset R^m$.

2.3 Алгоритм генерации рабочей выборки наблюдений

Идея генерации выборок, состоит в том, что из исходной выборки с помощью того или иного алгоритма получаются новые. В частности, эта идея лежит в основе бутстрап-методов [121]. Бутстрап-методы применяются в статистическом анализе при оценивании параметров распределения, проверки гипотез. С развитием компьютерных технологий статистические методы широко используются в многомерном статистическом анализе, при анализе временных рядов, а также для решения как теоретических, так и практических задач [60]. Один из способов формирования обучающих выборок – это дублирование информативных признаков [12]. Данный алгоритм предполагает работу с информативными признаками, при этом объем выборки наблюдения остается неизменным.

Бутстрап-методы, рандомизация, ресэмплинг используются при непараметрическом моделировании [128, 141]. Однако использование данных алгоритмов не позволяет уйти от неопределённости при получении оценки (2.2.1) в областях «пропуска» данных.

В диссертационной работе предлагается дополнить исходную выборку наблюдений новыми сгенерированными с помощью разработанного алгоритма элементами. Алгоритм генерации новой рабочей выборки $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$ состоит в следующем.

На первом этапе в режиме скользящего экзамена определим значение параметра размытости ядра c_s путем минимизации критерия (2.2.2), используя исходную выборку наблюдений $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$ в качестве обучающей.

Найдем число элементов ρ_k из выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$, которые находятся в c_s -окрестности ее же k -ого элемента. Для этого следует выделить такие точки из выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$, которые удовлетворяют неравенству: если $\prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u_k^j - u_i^j)) > 0, i = \overline{1, s}, k = \overline{1, s}$, то элемент u_i находится в c_s -окрестности u_k , в противном случае – нет.

Усреднив значения $\rho_k, k = \overline{1, s}$ по всем наблюдениям исходной выборки, получим величину среднего числа элементов $\rho_{\text{ср.}}$:

$$\rho_{\text{ср.}} = s^{-1} \sum_{k=1}^s \rho_k. \quad (2.3.1)$$

Вычислим Евклидово расстояние между всеми элементами выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$:

$$d(u_i, u_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^m (u_i^l - u_j^l)^2}. \quad (2.3.2)$$

Обозначим D – множество всех расстояний $d(u_i, u_j), i = \overline{1, s}, j = \overline{1, s}, i > j$.

Сформируем новое выборочное множество $D' \subset D$, которое будет содержать, например, 70% ($\alpha = 0,7$) элементов из исходной выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ между которыми расстояния минимальны. Величина α может варьироваться. Находим пару элементов u_i, u_j , между которыми минимальное значение расстояния $d_{\min}(u_i, u_j)$. В новое множество D' включим эти элементы, исключив $d_{\min}(u_i, u_j)$ из множества D . Затем среди элементов множества D' находим следующее минимальное. Элементы, которые соответствуют этому расстоянию, также включим в D' . В случае, если элементы u_i и u_j совпадают ($d_{\min}(u_i, u_j) = 0$), то включим в D' только один элемент (u_i или u_j), который ранее не был включен. Выполняем эти действия, пока новое множество D' не будет состоять из 70% элементов исходной выборки наблюдений $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$.

Из выборочного множества D' исключим все элементы, в c_s -окрестности которых находится недостаточное количество наблюдений из выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$, т.е. все элементы, для которых выполняется следующее условие:

$$\rho_i < \rho_{cp.}, i = \overline{1, \alpha s}. \quad (2.3.3)$$

Считаем, что выборочное множество D' образует области с достаточным количеством элементов.

Все элементы, которые входят в множество D' , исключаем из исходной выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$. В итоге имеем выборку меньшего объема $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s'}\}, s' < s$. В выборку $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s'}\}, s' < s$ будут входить граничные наблюдения, а также наблюдения, которые образуют подобласти разреженности и пропусков.

В c_s -окрестности наблюдений выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s'}\}, s' < s$, для которых выполняется следующее условие: $\rho_i < \rho_{cp.}, i = \overline{1, s'}$, будем генерировать k новых элементов, где $k_i = \rho_{cp.} - \rho_i, i = \overline{1, s'}$.

Значения входных переменных \tilde{u}_l для новых элементов получим в соответствии со следующим правилом:

$$\tilde{u}_{ii}^j = u_i^j + \zeta_l^j c_s, j = \overline{1, m}, i = \overline{1, s'}, l = \overline{1, k_i}, \quad (2.3.4)$$

где ζ_l^j – случайная величина, распределенная по равномерному закону в интервале $[-1; 1]$, u_i^j – значение входных переменных элемента u_i , в окрестности которого происходит генерация точки \tilde{u}_l . Исключим полученные значения, когда $\zeta_l^j \neq 0$, т. к. в этом случае происходит дублирование исходного элемента.

Значение выходной переменной $x(u = \tilde{u})$ для сгенерированных элементов не известно. Для каждого сгенерированного значения \tilde{u} вместо значения выхода объекта $x(u = \tilde{u})$ найдем значение оценки $x_s(\tilde{u})$ (2.2.1). Если в следствие неопределенности невозможно получить оценку (2.2.1), то увеличим величину

параметра размытости c_s . Сгенерированные и исходные элементы формируют новую рабочую выборку $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$.

Генерация новых элементы происходит случайным образом в c_s -окрестности элементов исходной выборки. Некоторые сгенерированные элементы могут совпадать или находиться очень близко друг к другу. В этом случае такие элементы предлагается удалить. Необходимо отметить, что удалению подлежат только искусственно сгенерированные элементы.

Найдем элементы, которые будем удалять. Для этого сначала вычислим значение среднего расстояния между элементами исходной выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$:

$$d_{\text{cp.}} = \frac{2}{s(s-1)} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^s d(u_i, u_j), i < j, \quad (2.3.5)$$

где $d(u_i, u_j)$ – расстояние (2.3.2) между элементами u_i и u_j .

Рассчитаем расстояния от искусственно сгенерированного элемента до всех элементов новой выборки и найдем значение минимального расстояния d_{\min} . Удаляем все элементы, для которых выполняется условие: $d_{\min} < \varepsilon$, где $\varepsilon = a \cdot d_{\text{cp.}}$. Значение a определяется таким образом, чтобы объем рабочей выборки в 1,5 – 2 раза превышал объем исходной $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$. От величины коэффициента a зависит объем сгенерированной выборки.

Определим новое значение параметра размытости c_s путем решения задачи минимизации критерия (2.2.2), где при вычислении оценки (2.2.1) в качестве обучающей выборки будем использовать новую рабочую $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$. Тогда оценка Надарая-Ватсона примет следующий вид:

$$x_s(u) = \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - \tilde{u}_i^j)) / \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - \tilde{u}_i^j)), \quad (2.3.6)$$

где \tilde{x}_i – значения выхода объекта для элементов исходной выборки и значение оценки (2.2.1) для сгенерированных элементов.

Генерация новых элементов будет происходить в подобластях разреженности (рис. 2.2). Рабочая выборка содержит в среднем в 1,5 – 2 раза больше элементов, чем исходная. Качество прогноза $x_s(u = u')$ с использованием оценки (2.3.6) значительно возрастет, т.к. теперь в c_s -окрестность элемента u' попадет большее количество наблюдений. В c_s -окрестности граничных наблюдений будут также сгенерированы новые элементы, что приведет к повышению качества прогноза, полученного при вычислении непараметрической оценки функции регрессии (2.2.1) на границе.

Особенность вышеописанного алгоритма в том, что не требуется специально выделять граничные элементы выборки. Однако в рамках вычислительного эксперимента сделаем это для того, чтобы оценить, как изменилось качество модели. Это легко сделать средствами статистического моделирования. Для подтверждения эффективности и работоспособности предложенного алгоритма был проведен ряд вычислительных экспериментов.

2.4 Вычислительные эксперименты с непараметрическим оцениванием функции регрессии по рабочим выборкам наблюдений

Из простоты рассуждений и иллюстрации рассмотрим объект, который имеет две входные и одну выходную переменную, в каналах измерения действуют случайные помехи. Пусть он описывается следующим уравнением:

$$x(u) = 2u_1 - 0,5u_2 + g^x, \quad (2.4.1)$$

где $u_i \in [0;3], i = 1, 2$, g^x – равномерно распределенная помеха:

$$g^x = k\sigma x(u), \quad (2.4.2)$$

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.

Объект представляет собой поверхность в трехмерном пространстве значений входных и выходных переменных. При работе будем оперировать

выборкой, вид зависимости (2.4.1) задается лишь для генерации исходной выборки наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$. Исходная выборка $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 100}\}$ была сгенерирована таким образом, что в пространстве значений переменных u_1, u_2, x присутствуют подобласти разреженности и пропусков (см. рис. 2.2).

В качестве модели примем непараметрическую оценку функции регрессии $x_s(u)$ (2.2.1), где в качестве обучающей выборки будем использовать исходные наблюдения $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 100}\}$. Наблюдения расположены неоднородно, поэтому может возникнуть ситуация, что при получении прогноза $x_s(u = u')$ в c_s -окрестности точки u' не окажется ни одного элемента выборки обучающей выборки. В этом возникает неопределенность при вычислении оценки (2.2.1). Тогда значению прогноза $x_s(u')$ присваивается, в качестве штрафа, среднее значение выходной переменной \hat{m}_x .

О качестве непараметрической модели будем судить по значению средней ошибки предсказания, вычисляемой в режиме скользящего экзамена:

$$W = \sqrt{s^{-1} \sum_{i=1}^s (x_{si} - x_i)^2 / (s-1)^{-1} \sum_{i=1}^s (x_i - \hat{m}_x)^2}, \quad (2.4.3)$$

где x_i – измеренное значение выходной переменной, x_{si} – полученная оценка, \hat{m}_x – простейшая оценка математического ожидания выхода объекта.

С помощью предложенного алгоритма исходная выборка $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 100}\}$ была дополнена новыми сгенерированными элементами. Таким образом, новая рабочая выборка имеет вид $\{\tilde{u}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, 278}\}$. При вычислении оценки (2.3.6) используем рабочую выборку $\{\tilde{u}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, 278}\}$ в качестве обучающей в режиме скользящего экзамена. В рамках вычислительного эксперимента в качестве экзаменующей выборки используется как исходная $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 100}\}$, так и новая выборка $\{\dot{u}_i, \dot{x}_i, i = \overline{1, 100}\}$, специально полученная из (2.4.1), равномерно распределенная в пространстве наблюдений входных и выходных переменных.

Результаты моделирования представлены в таблице 2.1. Здесь и далее приняты следующие обозначения: W_1 – относительная ошибка по исходной выборке $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$, W_2 – относительная ошибка по рабочей выборке $\{\tilde{u}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, N}\}$, A – количество элементов экзаменуемой выборки, для которых невозможно из-за возникновения неопределенности $[0/0]$ получить прогноз по обучающей выборке $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$, B – по рабочей $\{\tilde{u}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, N}\}$.

Таблица 2.1 – Результаты моделирования объекта (2.4.1) при уровне помех 5%

	W_1	W_2	A	B
Экзаменуемая выборка	0,268	0,124	9	0
Исходная выборка	0,13	0,078	2	0
Граничные точки исходной выборки	0,17	0,07	2	0

Анализируя результаты моделирования (табл. 2.1), можно сделать вывод, что использование рабочей выборки приводит к уменьшению ошибки предсказания в среднем в 2 раза. Использование рабочей выборки позволяет дать прогноз для всех наблюдений экзаменуемой выборки.

Проведем аналогичные эксперименты, однако при генерации исходной выборки наблюдений уровень помех увеличим до 10%, т. е. в (2.4.2) $k = 0,1$. С помощью предложенного алгоритма было сгенерировано 143 элемента, т.е. объем рабочей выборки составил 243 элемента $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1, 243}\}$. Результаты моделирования показаны в таблице 2.2.

Таблица 2.2 – Результаты моделирования объекта (2.4.1) при уровне помех 10%

	W_1	W_2	A	B
Экзаменуемая выборка	0,361	0,159	10	0
Исходная выборка	0,184	0,09	1	0
Граничные точки исходной выборки	0,218	0,075	1	0

Здесь, как и в предыдущем случае, для 10% экзаменуемой выборки не удалось получить значение прогноза. Использование новой рабочей выборки, сгенерированной с помощью предложенного алгоритма, позволило уйти от

неопределенности и оценить значения выхода объекта (2.4.1) с помощью непараметрической оценки (2.3.6) для всех элементов выборки.

При увеличении уровня помех величина ошибки (2.4.3) увеличилась, т.е. помехи оказывают негативное влияние на качество непараметрической модели. Однако генерация новых наблюдений в области протекания процесса и использование их при непараметрическом моделировании позволило повысить качество предсказания, полученного с использованием непараметрической оценки, в 1,5 – 3 раза.

При моделировании линейного объекта (2.4.1) параметр размытости c_s до генерации новых элементов выборки составлял 0,4, при этом возникали ситуации неопределенности [0/0], т.е. прогноз получить не удавалось. После генерации вновь осуществлялась настройка параметра c_s также с помощью скользящего экзамена: $c_s = 0,2$. Использование новой выборки позволило уменьшить параметр размытости, что привело к повышению качества предсказания.

Поскольку непараметрические модели не требуют параметризации, то они не чувствительны к характеру нелинейности. Рассмотрим результаты моделирования нелинейного объекта. Пусть объект описывается следующим уравнением:

$$x(u) = 0,5u_1^2 - \sin 3u_2 + g^x, \quad (2.4.4)$$

где g^x – равномерно распределенная помеха (2.4.2), входные воздействия $u_i \in [0;3], i = 1, 2$.

Сгенерируем выборку $\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$ объемом 200 наблюдений с уровнем помех 5% таким образом, чтобы присутствовали области разреженности (рис. 2.4). На рисунке 2.4 представлен график объекта и выборка наблюдений. Для наглядности изображена поверхность, описываемая уравнением (2.4.4), где $k = 0$, и выборка наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$, которая показана точками. Наблюдения в пространстве входных и выходных переменных расположены неоднородно, существует разреженности, а также пропуски.

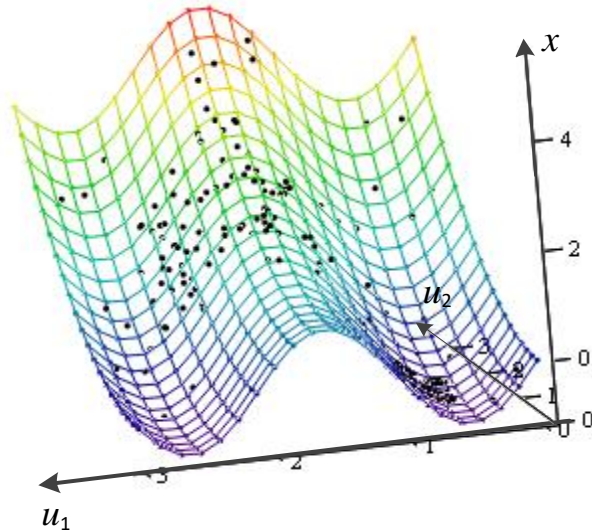


Рисунок 2.4 – Объект исследования (2.4.4) и исходная выборка наблюдений

С помощью предложенного алгоритма на основе исходной выборки наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$ сгенерируем дополнительные наблюдения, которые в дальнейшем будем использовать в целях получения прогноза. В итоге было сгенерировано 241 наблюдение. Таким образом, рабочая выборка стала объемом 441 элемент $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1,441}\}$. На рисунке 2.5 показана поверхность (2.4.4) и элементы рабочей выборки наблюдений. По сравнению с предыдущим графиком точки выборки расположены более однородно.

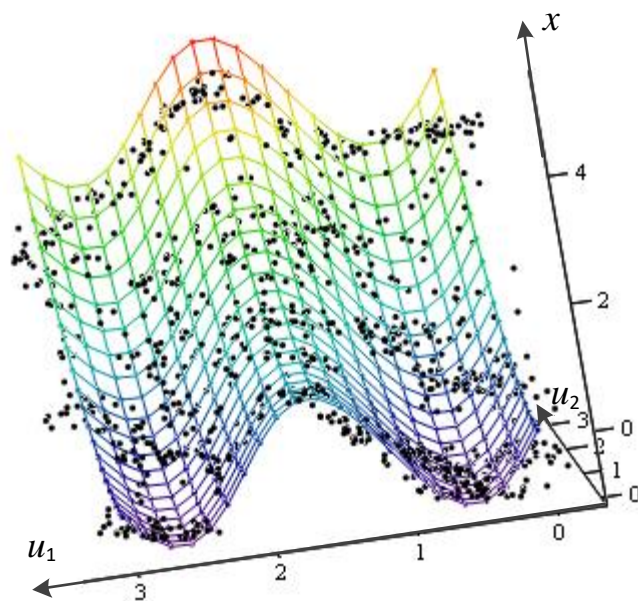


Рисунок 2.5 – Объект исследования (2.4.4) и рабочая выборка наблюдений

На границе сгенерировано большое количество точек, выходная характеристика которых имеет некоторую ошибку по сравнению со значениями выхода объекта без помехи (точки лежат выше или ниже, а не на самой поверхности). Это объясняется тем, что для сгенерированных с помощью предложенного алгоритма точек нет возможности получить значение выходной переменной, т.к. вид зависимости (2.4.4) исследователю остается неизвестным, поэтому вычисляется непараметрическая оценка (2.2.1). Использование новых точек позволяет повысить качество получаемого прогноза.

Ниже приведены результаты аналогичных вычислительных экспериментов. Объем экзаменуемой выборки $\{i_i, \dot{x}_i, i = \overline{1,100}\}$, как и в предыдущем эксперименте, 100 наблюдений.

Таблица 2.3 – Результаты моделирования объекта (2.4.4) при уровне помех 5%

	W_1	W_2	A	B
Экзаменуемая выборка	0,617	0,188	25	0
Исходная выборка	0,207	0,067	7	0
Граничные точки исходной выборки	0,316	0,054	5	0

Рассмотрим результаты моделирования, когда оценка (2.2.1) восстанавливалась по исходной выборке, которая содержит разреженности и пропуски. В этом случае непараметрическая модель для 25% наблюдений экзаменуемой выборки $\{i_i, \dot{x}_i, i = \overline{1,100}\}$ дала неудовлетворительный результат – невозможность получить прогноз вследствие возникновения неопределенности вида $[0/0]$. После генерации рабочей выборки для всех элементов как исходной, так и экзаменуемой выборки получен прогноз. Использование рабочей выборки также позволило повысить качество прогноза: ошибка предсказания (2.4.3) уменьшилась в три раза, для граничных наблюдений – почти в 6.

В целях визуализации полученных результатов для элементов экзаменуемой выборки $\{i_i, \dot{x}_i, i = \overline{1,100}\}$ был построен следующий график: по оси Ox отложен порядковый номер наблюдения (i), по оси Oy – выход объекта x (2.4.4) и выход модели x_s (2.2.1), полученный по исходной выборке

$\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$ (рис. 2.6, а) и по рабочей выборке $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1,441}\}$ (рис. 2.6, б). При вычислении непараметрической оценки (2.2.1) по исходной выборке наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$ величина относительной ошибки составила 0,617 (табл. 2.3), как видно из рисунка 2.6, а модель не повторяет поведение объекта и, можно сделать вывод, качество прогноза будет низким. Если же в качестве обучающей выборки использовать рабочую, которая содержит новые сгенерированные элементы, то ошибка предсказания уменьшается в 3 раза, как видно из рисунка 2.6, б график модели и объекта в этом случае практически совпадает. Такую модель можно использовать для получения прогноза выходной характеристики объекта (2.4.4).

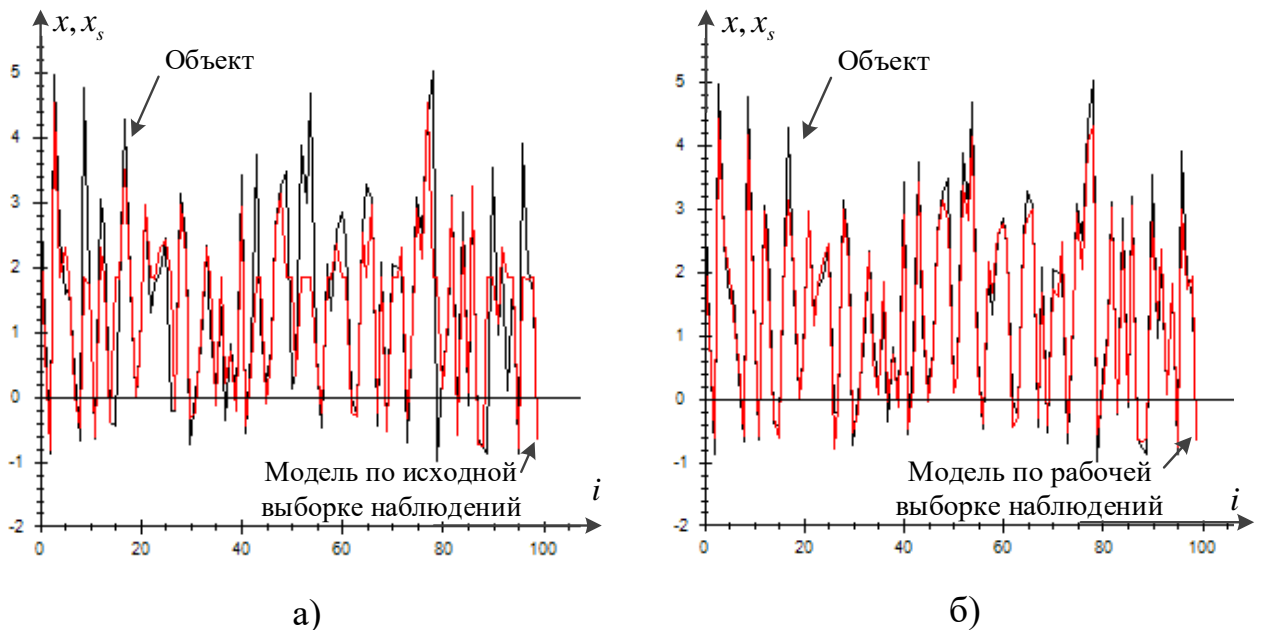


Рисунок 2.6 – Результаты вычисления оценки (2.2.1) для объекта (2.4.4) при $k = 5\%$: а) по исходной выборке наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$, б) по рабочей выборке наблюдений $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1,441}\}$

Рассмотрим результаты аналогичных экспериментов при более высоком уровне помех. Была сгенерирована выборка 200 наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$ объекта (2.4.4) при уровне помех $k = 10\%$.

С помощью алгоритма генерации новых наблюдений на основе исходных данных была получена рабочая выборка. Объем рабочей выборки составил 529 элемент $\{\tilde{x}_i, \tilde{y}_i, i = \overline{1,529}\}$. Результаты представлены в таблице 2.4. В данном случае из-за повышения уровня помех ошибка предсказания по исходной матрице возросла. Использование рабочей выборки, как и в предыдущем случае, привело к повышению качеству моделирования в 2-3 раза. Эффективность предложенного алгоритма получения рабочей выборки доказывается тем, что прогноз теперь вычисляется для всех элементов, как исходной выборки наблюдений, так и для специально сгенерированной экзаменующей выборки $\{\dot{u}_i, \dot{x}_i, i = \overline{1,100}\}$, которых нет в исходной выборке $\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$. Необходимо отметить, что генерация экзаменующей выборки возможно лишь в рамках вычислительного эксперимента.

Таблица 2.4 – Результаты моделирования объекта (2.4.4) при уровне помех 10%

	W_1	W_2	A	B
Экзаменующая выборка	0,893	0,317	38	0
Исходная выборка	0,219	0,119	4	0
Граничные точки исходной выборки	0,462	0,154	2	0

На рисунке 2.7 черным цветом показан выход объекта для каждого i -ого наблюдения экзаменующей выборки $\{\dot{u}_i, \dot{x}_i, i = \overline{1,100}\}$, на рисунке 2.7, а красным цветом показано значение оценки (2.2.1), полученное по исходной выборке наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$, а на рисунке 2.7, б – по рабочей выборке $\{\tilde{x}_i, \tilde{y}_i, i = \overline{1,529}\}$. На рисунке 2.7, а принято следующее обозначение: A – элементы экзаменующей выборки, для которых невозможно (из-за возникновения неопределенности $[0/0]$) получить прогноз по обучающей (исходной) выборке. В этом случае в качестве штрафа значению прогноза присваивается 2,25. Как видно из таблицы 2.4, для 38 наблюдений не удалось получить значение прогноза. Использование новых наблюдений, которые в совокупности с исходной выборкой составляют рабочую выборку наблюдений $\{\tilde{x}_i, \tilde{y}_i, i = \overline{1,529}\}$, позволило получить прогноз для всех элементов экзаменующей выборки.

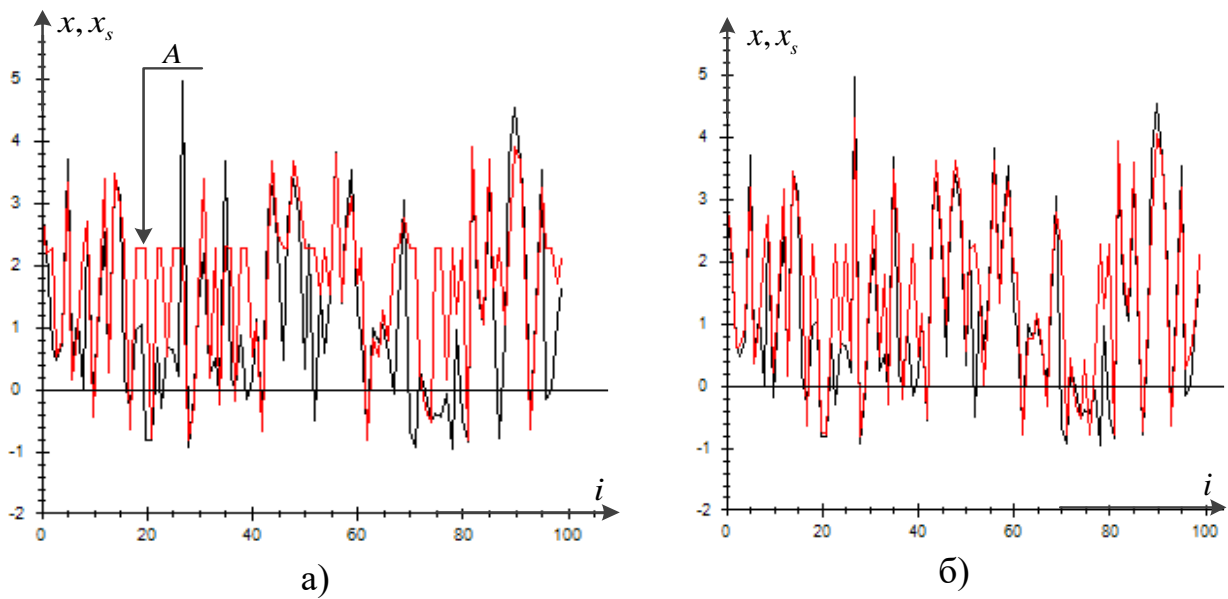


Рисунок 2.7 – Результаты вычисления оценки (2.2.1) для объекта (2.4.4) при

$k = 10\%$: а) по исходной выборке наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,200}\}$,

б) по рабочей выборке наблюдений $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1,529}\}$

При рассмотрении алгоритма генерации рабочей выборки наблюдений $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$ (п. 2.3) был введен параметр α , от величины которого зависит, сколько элементов исходной выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ попадет в выборочное множество D' . Выборочное множество D' образует области с достаточным количеством элементов, т.е. это те области, где не будет происходить генерация новых элементов. Рассмотрим, как влияет данный параметр на качество моделирования. Разработанный алгоритм является универсальным и не чувствительной к виду объекта. Для простоты иллюстрации рассмотрим следующий трехмерный объект:

$$x(u) = u_1^2 - 2\sqrt{u_2} + g^x, \quad (2.4.5)$$

где g^x – равномерно распределенная помеха (2.4.2), входные воздействия $u_i \in [0;3], i = 1,2$. В рамках вычислительного эксперимента была сгенерирована

выборка наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 200}\}$ (уровень помех 5%), в которой присутствуют подобласти разреженности и пропуски (рис. 2.8). Очевидно, что в таких подобластях прогноз будет иметь низкое качество.

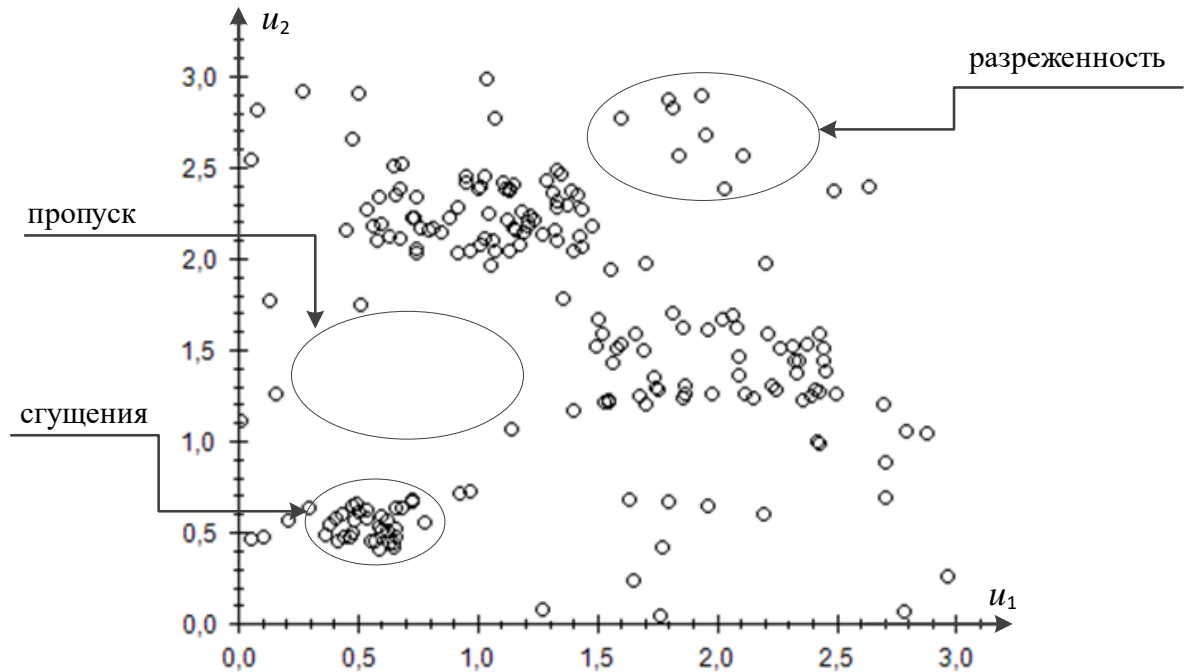


Рисунок 2.8 – Поле корреляции по входным переменным объекта (2.4.5)

Сгенерируем рабочую выборку наблюдений, варьируя параметр α . Будем оценивать качество прогноза, получаемого с помощью непараметрической оценки, усредняя значение относительной ошибки W (2.4.3) по результатам 10 экспериментов. Как можно увидеть из таблицы 2.5 параметр α практически не влияет на качество непараметрического моделирования. Этот факт можно объяснить тем, что при формировании выборочного множества D' учитывается не только расстояние между элементами исходной выборки, но и число элементов $\rho_i, i = \overline{1, s}$, которые находятся в c_s -окрестностях элементов исходной выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$.

Таблица 2.5 – Результаты моделирования объекта (2.4.5) при различных значениях параметра α

	W_1	W_2				
		$\alpha = 0,4$	$\alpha = 0,5$	$\alpha = 0,6$	$\alpha = 0,7$	$\alpha = 0,8$
Экзаменуемая выборка	0,572	0,277	0,265	0,263	0,242	0,24
Исходная выборка	0,153	0,083	0,087	0,074	0,079	0,081
Граничные точки	0,194	0,073	0,079	0,073	0,071	0,068

Вообще говоря, следует заметить, что информацию об исследуемом процессе несет только исходная выборка наблюдений $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$. Вновь создаваемые элементы выборки необходимы лишь для повышения эффективности работы непараметрических моделей именно потому, что они базируются на методах локальной аппроксимации. Необходимо понимать, что вновь сгенерированные точки не несут новой информации об объекте. С течением времени, когда появятся новые реальные измерения переменных объекта, то их естественно включить в состав исходной обучающей выборки. Проведем компьютерный эксперимент, иллюстрирующий данную ситуацию.

Сгенерируем выборку наблюдений $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$ объекта (2.4.5) при уровне помех 10% и проведем аналогичные эксперименты, используя рабочую выборку $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$. Построим непараметрическую оценку Надарая-Ватсона для элементов исходной выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$ в режиме скользящего экзамена и для специально сгенерированной экзаменуемой выборки $\{\dot{u}_i, \dot{x}_i, i = \overline{1, 100}\}$. Затем добавим к исходной выборке $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$ еще 50 наблюдений – $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s_1}\}, s_1 = s + 50$ и повторим эксперименты. Вновь добавленные наблюдения равномерно распределены в пространстве значений входных и выходных переменных: $u_1, u_2 \in [0;3] \times [0;3]$. Таким образом, данные наблюдения попадут как в области сгущений, так и в области пропусков и разреженностей. Результаты эксперимента представлены в таблице 2.6.

Таблица 2.6 – Результаты моделирования объекта (2.4.5)

	W_1	W_2	A	B
$s = 200$				
Экзаменующая выборка	0,626	0,332	13	0
Исходная выборка	0,322	0,121	4	0
Граничные точки исходной выборки	0,6	0,186	4	0
$s = 250$				
Экзаменующая выборка	0,518	0,093	4	0
Исходная выборка	0,183	0,098	4	0
Граничные точки исходной выборки	0,345	0,099	4	0
$s = 300$				
Экзаменующая выборка	0,16	0,089	0	0
Исходная выборка	0,155	0,093	0	0
Граничные точки исходной выборки	0,188	0,096	0	0

С увеличением объема исходной выборки наблюдений относительная ошибка предсказания уменьшается, кроме того, уменьшается число «отказов» модели, т.е. ситуаций, когда в силу возникновения неопределенности вида $[0/0]$ нет возможности получить прогноз. Изначально выборка обладала ярко выраженными недостатками, таким как разреженности и пропуски, в этом случае, использование сгенерированных элементов, формирующих рабочую выборку, позволило повысить качество прогнозирования в 2 – 3 раза, а также получить прогноз для всех наблюдений как исходной, так и экзаменующей выборки. Однако в последнем случае, наблюдения в исходной выборке $\{x_i, u_i, i = \overline{1,300}\}$ располагаются более однородно, использование рабочей выборки привело к уточнению модели не более чем в 2 раза. Можно сделать вывод, что при работе с реальным производственным процессом, как только появляются новые наблюдения, их необходимо включать в исходную выборку наблюдений и проводить заново процедуру формирования рабочей выборки наблюдений.

Трехмерные линейные и нелинейные объекты были рассмотрены из соображений простоты рассуждений и иллюстрации: в этом случае можно продемонстрировать вид самой характеристики объекта и результаты генерации рабочей выборки. Однако такие объекты не представляют интереса для практики,

поэтому рассмотрим результаты моделирования следующего многомерного объекта:

$$x(u) = 0,5u_1 - \sin 3u_2 + 0,3u_3^2 + \sqrt{u_4} + 0,2u_5^2 + g^x. \quad (2.4.6)$$

Значения входных переменных распределены в интервале $[0;3]$.

На рисунке 2.9 представлены графики характеристики объекта по каждой переменной объекта (2.4.7). Графики строились следующим образом: при вычислении значений выхода объекта (2.4.6) значения всех переменных кроме одной, по которой строится график, фиксируются на одном уровне. В данном случае фиксируемые переменные принимали значение середины интервала, т.е. 1,5, переменная, по которой строится график, значения от 0 до 3. Линия «1» – график зависимости $x(u_1)$ при фиксированных значениях u_2, u_3, u_4, u_5 , линия «2» – график зависимости $x(u_2)$, линия «3» – график зависимости $x(u_3)$, линия «4» – график зависимости $x(u_4)$, линия «5» – график зависимости $x(u_5)$. Как видно из рисунка 2.9 характеристика объекта является нелинейной.

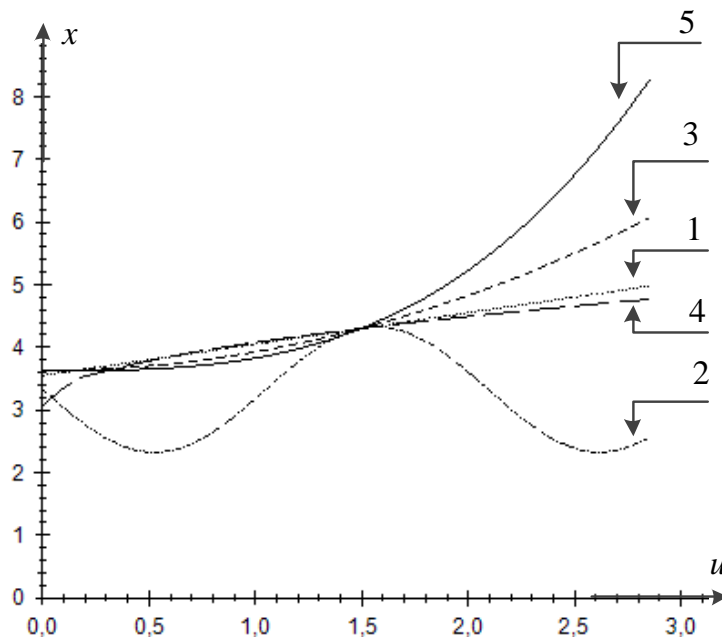


Рисунок 2.9 – Характеристика объекта (2.4.6)

Экзаменующую выборку сгенерируем, как и в предыдущих случаях, объемом 100 наблюдений, объем исходной выборки варьировался от 200 до 2000 наблюдений, уровень помех 5%. Исходная выборка содержала пропуски и

области разреженности. Результаты моделирования представлены в таблице 2.7. С увеличением объема выборки величина относительной ошибки уменьшается. Выборка генерировалась случайным образом, так, например, при $s = 1000$ и $s = 1500$ ошибка отличается незначительно, но во втором случае было большее количество элементов выборки, для которых не удалось получить значение прогноза. Использование рабочей выборки во всех случаях приводит к повышению качества идентификации. Значительное улучшение качества прогноза (в среднем 3 раза) наблюдается для граничных элементов выборки.

Таблица 2.7 – Результаты моделирования объекта (2.4.6) при уровне помех 5%

	W_1	W_2	A	B
$s = 200$				
Экзаменующая выборка	0,879	0,655	43	2
Исходная выборка	0,306	0,181	13	0
Граничные точки исходной выборки	0,674	0,277	11	0
$s = 500$				
Экзаменующая выборка	0,78	0,533	28	0
Исходная выборка	0,323	0,185	0	0
Граничные точки исходной выборки	0,558	0,249	0	0
$s = 1000$				
Экзаменующая выборка	0,555	0,381	18	0
Исходная выборка	0,259	0,195	8	0
Граничные точки исходной выборки	0,42	0,2	8	0
$s = 1500$				
Экзаменующая выборка	0,5	0,368	27	0
Исходная выборка	0,245	0,139	14	0
Граничные точки исходной выборки	0,446	0,181	12	0
$s = 2000$				
Экзаменующая выборка	0,478	0,3	8	0
Исходная выборка	0,216	0,129	6	0
Граничные точки исходной выборки	0,377	0,169	6	0

Проведем ряд вычислительных экспериментов по генерации рабочих выборок наблюдений для объектов, которые описываются различными функциями. Для каждого из объектов была сгенерирована исходная выборка наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 1000}\}$.

Таблица 2.8 – Ошибка моделирования для различных объектов

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	0,287	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	0,151	24	0
$x = 0,3u_1^5 + 4\cos(u_2) - 8,3\sin(4u_3)u_4 + \exp(u_5)$	0,675	0,472	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

Для каждого объекта исходная выборка $\{u_i, x_i, i = \overline{1,1000}\}$ была дополнена новыми элементами. Использование сгенерированной рабочей выборки позволило повысить качество прогноза с использованием непараметрической оценки от 1,5 до 3 раз. Для нелинейных объектов сложной структуры число отказов модели больше, чем для линейных. Однако во всех случаях использование алгоритма генерации новых наблюдений позволило дать прогноз для всех элементов исходной выборки наблюдений.

Таким образом, можно сделать вывод, что эффективность предложенного алгоритма генерации рабочей выборки зависит от следующих факторов:

- объем исходной выборки,
- уровень помех в каналах измерения,
- однородность расположения элементов исходной выборки (наличие пропусков и разреженностей),
- качественные свойства объекта (размерность, нелинейность характеристик и т.д.).

Выводы по второй главе

Вторая глава посвящена предварительному анализу данных. Качество прогноза, получаемого с использованием непараметрической оценки функции регрессии по наблюдениям, зависит от исходных данных. Предложен непараметрический алгоритм генерации дополнительных элементов рабочей выборки, использование которой существенно повышает качество прогнозирования с использованием непараметрических моделей безынерционных дискретно-непрерывных процессов. Необходимость дополнения исходной выборки наблюдений возникает в связи с тем, что в практических задачах часто исследователь сталкивается с ситуацией, когда в пространстве наблюдений имеют место сгущения, разреженности, пустоты. Проведенные исследования показали, что в результате дополнения исходной выборки повышается качество прогноза для элементов, которые на границы области определения переменных, регламентируемых конкретным исследуемым процессом.

Следует заметить, что информацию об объекте, конечно же, несет только исходная обучающая выборка, а дополнительные выборки играют роль вспомогательного механизма для непараметрических оценок. Многочисленные вычислительные эксперименты показали эффективность непараметрических моделей и приведенного выше алгоритма генерации новых элементов, включенных в используемую на практике рабочую выборку. В случае использования рабочей выборки, которая содержит как исходную выборку, полученную при измерении входных и выходных переменных, так и сгенерированные с помощью вышеописанного алгоритма наблюдения, качество прогноза непараметрических моделей зависит от помех в каналах измерения, объема исходной выборки и качественных свойств объекта.

3 Н-модели многомерных статических систем с запаздыванием

3.1 Безынерционные процессы «трубчатой» структуры

Рассмотрим процессы со стохастической зависимостью компонент вектора входа. Такие процессы будем называть «трубчатыми» или Н-процессами. Общая схема «трубчатого» процесса представлена на рисунке 3.1 [44].

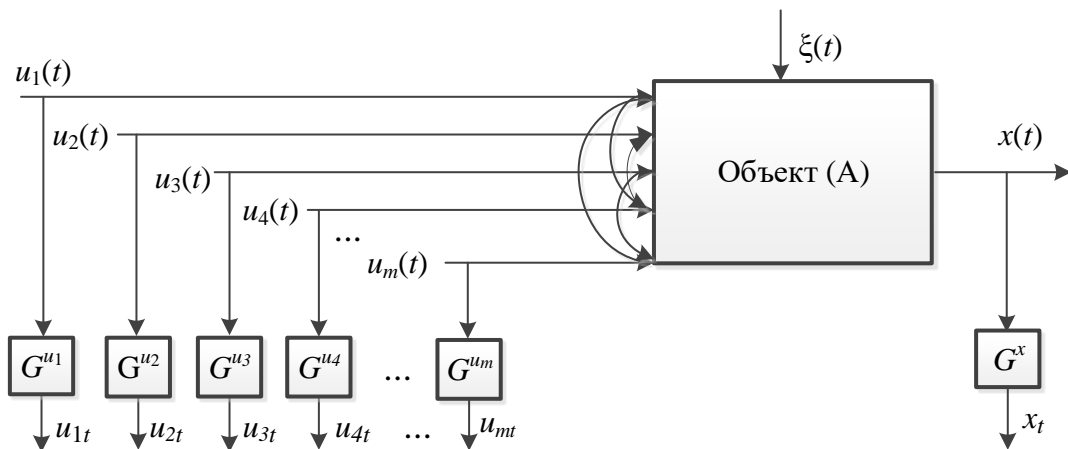


Рисунок 3.1 – Схема многомерного «трубчатого» объекта

Задача идентификации состоит в восстановлении зависимости между входными и выходными переменными процесса. Особенность «трубчатых» процессов состоит в том, что не только выходные переменные зависят от входных воздействий, но и между входными переменными существует стохастическая зависимость. На рисунке 3.1 дугообразными стрелками показан возможный вариант взаимосвязи компонент вектора входа. Изображенные на рисунке стрелки носят иллюстративный характер, и для каждого конкретного процесса их расположение меняется.

Поясним это на примере. Рассмотрим из соображения простоты рассуждения объект, имеющий две входные переменные u_1, u_2 и одну выходную x . Пусть без нарушения общности значения входных и выходных переменных принадлежат интервалу $[0;1]: u_1 \in [0;1], u_2 \in [0;1]$ и $x \in [0;1]$. Данный диапазон

всегда известен из регламента, ТУ и т.д. Сгенерируем выборку наблюдений $\{u_{1i}, u_{2i}, x_i, i = \overline{1,100}\}$. Если переменные u_1 и u_2 независимы, то поле корреляции по переменным u_1 и u_2 может иметь следующий вид (рис. 3.2), где по оси абсцисс откладываем значение переменной u_2 , а по оси ординат – значение переменной u_1 для каждого наблюдения $\{u_{1i}, u_{2i}, x_i, i = \overline{1,100}\}$.

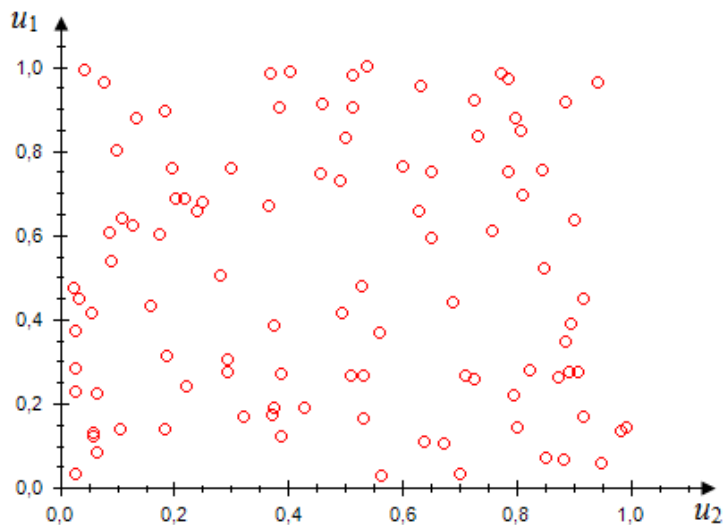


Рисунок 3.2 – Поле корреляции по независимым входным переменным

В данном случае входные переменные могут принимать любое значение из интервала возможных значений $[0;1]$. Одному значению u_1 может соответствовать любое значение u_2 из интервала $[0;1]$, при этом значения одной входной переменной никак не влияют на значения другой. Процесс существует во всем интервале возможных значений входных переменных.

Иная картина будет, если объект имеет «трубчатую» структуру. В этом случае входные переменные связаны стохастической зависимостью:

$$u_1 = f(u_2) + \psi, \quad (3.1.1)$$

где ψ – случайная величина, имеющая нулевое математическое ожидание и ограниченную дисперсию.

О наличии зависимости между входными компонентами, её структуре исследователю никогда неизвестно. Поле корреляции по входным переменным

u_1, u_2 в случае их стохастической зависимости может иметь следующий вид (рис. 3.3).

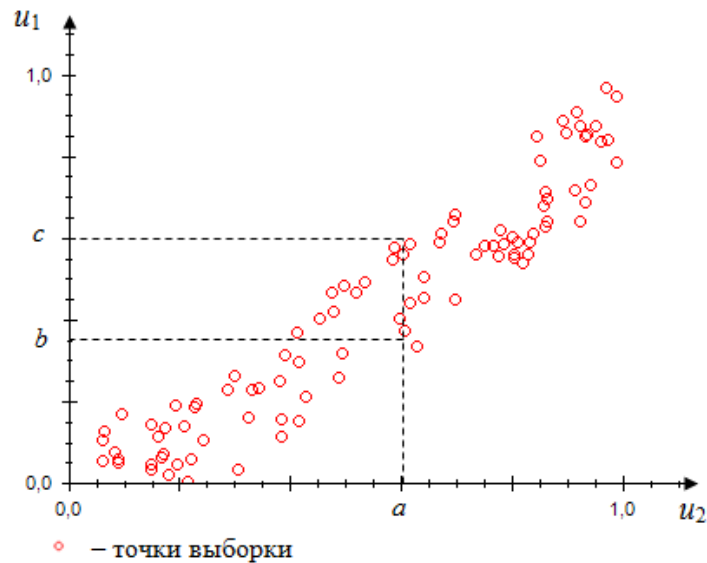


Рисунок 3.3 – Поле корреляции по входным переменным в случае их стохастической зависимости

Как видно из рисунка 3.3, процесс протекает не во всей регламентированной области, а лишь в некоторой его подобласти из-за наличия стохастической зависимости между входными переменными. Зададим значение переменной u_1 : $u_1 = a$, тогда переменная u_2 не может принимать произвольное значение из регламентированной области $[0;1]$, ее значение должно принадлежать интервалу $u_2 \in [b;c]$, где $[b;c] \subset [0;1]$. При идентификации Н-процессов необходимо учитывать, что процесс протекает не во всей регламентированной области.

Для примера рассмотрим объект (рис. 3.4). Пусть входные переменные $u_1 \in R^1$, $u_2 \in R^1$ связаны стохастической зависимостью, вид которой исследователю не известен.

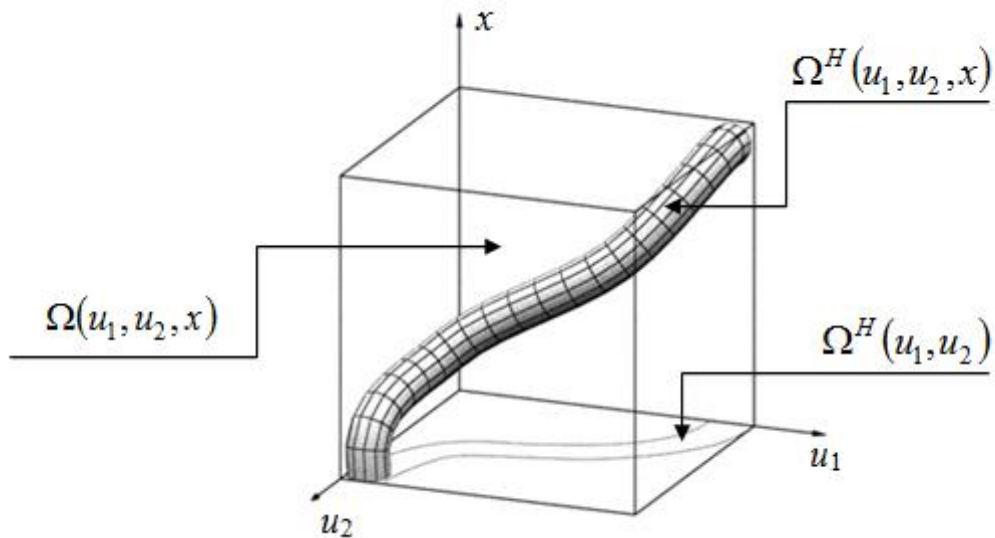


Рисунок 3.4 – Иллюстрация «трубчатого» процесса

Область существования входных и выходных переменных $(u_1, u_2, x) \in R^3$ априорно известна, например, из технологического регламента. Представим регламентированную область $\Omega(u_1, u_2, x)$ протекания процесса в виде куба (рис. 3.4). Если между входными переменными существует зависимость, то область протекания процесса сужается: $\Omega^H(u_1, u_2, x) \subset \Omega(u_1, u_2, x)$. Процесс в этом случае существует не во всей регламентированной области. Таким образом, $u_1 \in [0;1]$, $u_2 \in [0;1]$, $x \in [0;1]$, а характеризующая каждое наблюдение триада значений $(u_1, u_2, x) \in \Omega^H(u_1, u_2, x)$. Ясно, что не каждое значение триады (u_1, u_2, x) , полученное в эксперименте или измеренное на реальном процессе, будет принадлежать единичному кубу $\Omega(u_1, u_2, x)$. Следует отметить, что в теории идентификации области $\Omega(u_1, u_2, x)$, $\Omega(u_1, u_2)$, $\Omega(u_1)$, $\Omega(u_2)$, $\Omega(x)$ всегда известны, а область $\Omega^H(u_1, u_2, x)$ не известна никогда. Если входные переменные процесса независимы, то $\Omega^H(u_1, u_2, x)$ совпадает с $\Omega(u_1, u_2, x)$, т.е. $\Omega^H(u_1, u_2, x) = \Omega(u_1, u_2, x)$.

В связи с тем, что область протекания Н-процесса $\Omega^H(u_1, u_2, x)$ не совпадает с регламентированной областью $\Omega(u_1, u_2, x)$, возникает ряд особенностей, которые

необходимо учитывать при моделировании такого рода процессов. Рассмотрим ситуации, которые могут возникнуть при моделировании процесса «трубчатой» структуры (рис. 3.5).

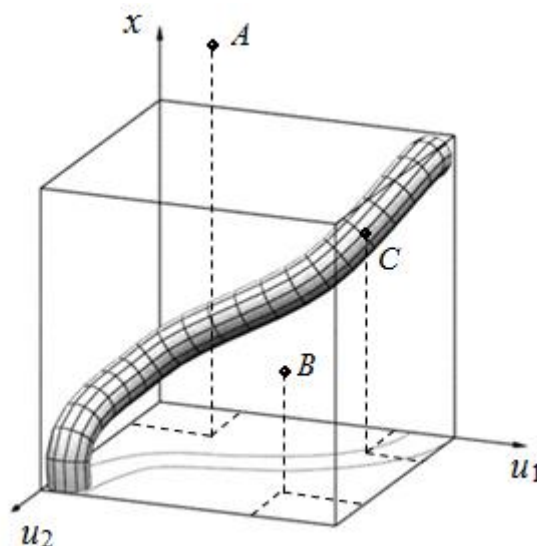


Рисунок 3.5 – Моделирование процесса «трубчатой» структуры

Так, например, значения входных переменных для точки A удовлетворяют условиям технологического регламента: $(u_1, u_2) \in \Omega(u_1, u_2)$, но прогноз выходной переменной x выходит за рамки технологического регламента $x \notin \Omega(x)$. Исследователь задает значения $u = (u_1, u_2)$ из технологического регламента, а на выходе в качестве прогноза может получить физически нереализуемое значение. Например, концентрация того или иного элемента больше 100% или имеет отрицательное значение. Значение выходной переменной в этом случае не принадлежит области возможных значений, поэтому точку A легко исключить.

В некоторых случаях, значения входных и выходных переменных принадлежат регламенту (точка B), однако данная точка не принадлежит истинной области протекания процесса. Такое задающее воздействие также является нереализуемым, но в этом случае данную точку исключить из выборки весьма трудно, т.к. ее значения переменных находятся в рамках регламента. Наличие таких точек в выборке (A и B) может значительно ухудшить качество

модели. Лишь точки, у которых значения входных переменных взяты из области $(u_1, u_2) \in \Omega^H(u_1, u_2)$, принадлежат «трубчатой» области (точка C). Вся сложность заключается в том, что область $\Omega^H(u_1, u_2)$, как и область $\Omega^H(u_1, u_2, x)$, остается неизвестной.

3.2 Н-модели «трубчатых» процессов

Рассмотрим применение параметрических моделей в случае моделирования стохастического объекта с коррелированными компонентами вектора входа. В частности, пусть N -процесс задан линейным уравнением в трехмерном пространстве, график его из-за незначительного влияния помех имеет вид почти прямой линии. Дальнейшие рассуждения проведены для случая отсутствия помех. Если построить для такого объекта параметрическую модель, то она будет представлять собой плоскость:

$$x_\alpha(t) = A^\alpha(u(t), \alpha), \quad (3.2.1)$$

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

При представлении следующих выборок также возможно построение модели в виде плоскости, но значения оцененных тем или иным способом коэффициентов α может существенно изменяться. Таким образом, в зависимости от конкретной выборки будем получать различные коэффициенты, которые определяют положение плоскости в пространстве входных и выходных переменных. Можно сделать вывод, что такая модель не будет эффективной в случае, если входные переменные процесса стохастически связаны.

В связи с этим предлагается дополнить общепринятые параметрические модели индикаторной функцией $I(u)$. Модель вышеприведенного типа (3.2.1) при этом должна быть скорректирована следующим образом (N -модель):

$$x_\alpha(t) = A^\alpha(u(t), \alpha)I_s(u), \quad (3.2.2)$$

где в качестве оценки индикатора можно принять следующее приближение:

$$I_s(u) = \text{sgn} \sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)). \quad (3.2.3)$$

Параметр размытости ядра c_s определяется в режиме скользящего экзамена путем минимизации квадратичного критерия (2.2.2), параметр размытости и колоколообразная функция $\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))$ удовлетворяют условиям сходимости (1.4.3). Основная идея предлагаемого непараметрического алгоритма моделирования состоит в вычислении параметрической оценки (3.2.1) и непараметрической оценки индикаторной функции (3.2.3) для получения комбинированной модели (3.3.2) процесса со стохастической зависимостью между входными переменными.

Логика построения такого индикатора состоит в том, что при произвольно заданном значении текущей переменной $u = u'$ индикатор $I_s(u)$ примет значение единицы, если u' принадлежит «трубчатой» структуре, определяемой имеющейся выборкой $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$, если же u' приняло значение за пределами области $\Omega^H(u, x)$, то индикатор равен нулю. Таким образом, если при заданном произвольном значении входных переменных значение выхода объекта не принадлежит технологическому регламенту, то такую точку легко исключить из выборки. Однако возможен случай, когда значения выхода принадлежат регламенту, в этом случае найти и исключать такую точку из выборки довольно трудно. Возникает необходимость использования индикаторной функции.

Заметим, если процесс описывается поверхностью в пространстве $\Omega(u, x)$, то модели (3.2.1) и (3.2.2) совпадают. Если же процесс имеет трубчатую структуру в этом пространстве, то целесообразно использовать Н-модель (3.2.2). В этом случае, при получении оценок параметров модели (3.2.2) необходимо учитывать наличие индикаторной функции. Тогда рекуррентные оценки параметров α с учетом наличия индикаторной функции, например, методом стохастических аппроксимаций [96], будет иметь следующий вид:

$$\alpha_s^l = \alpha_{s-1}^l + \gamma_s^l \left(x_s - I_s(u) \sum_{l=1}^N \alpha_{s-1}^l \varphi_l(u) \right) I_s(u) \varphi_l(u), l = \overline{1, N}. \quad (3.2.4)$$

Оценку индикатора (3.232) можно модифицировать следующим образом:

$$I'_s(u) = \text{sgn} \sum_{i=1}^s \Phi(c_s^{-1}(x_s(u) - x_i)) \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)), \quad (3.2.5)$$

где $x_s(u)$ – прогноз выхода объекта, который может быть получен с помощью непараметрической оценки функции регрессии по наблюдениям (2.2.1).

При идентификации объекта «трубчатой» структуры зависимость между входными и выходными переменными восстанавливается на основе выборки, полученной при измерении переменных. Таким образом, если входные переменные связаны между собой, то данная связь будет отражена в исходной выборке наблюдений, т.е. все точки выборки будут принадлежать «трубчатой» области $\Omega^H(u, x)$.

Полученные модели используют в целях управления и прогноза выходных переменных процесса. В этом случае, на вход модели подаются произвольные значения из области возможных значений, которые могут и не принадлежать области протекания процесса $\Omega^H(u, x)$, т.к. нет априорной информации о наличии и виде зависимости между входными переменными. Определить, какие переменные связаны между собой, вид самой зависимости, в большинстве случаев сложно и не всегда целесообразно. В этом случае индикаторная функция покажет, существует ли процесс в этой точке. Используя оценку индикатора (3.2.3), можно определить, принадлежат ли данные значения вектора входных переменных u области $\Omega^H(u)$ (рис. 3.4). Вычисляя значения индикаторной функции (3.2.4), 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 (3.2.5) обладает робастными свойствами.

В качестве обучающей выборки при вычислении оценки индикаторной функции можно использовать рабочую выборку наблюдений $\{\tilde{x}_i, \tilde{u}_i, i = \overline{1, N}\}$, сгенерированную на основе исходной $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$ с помощью предложенного в п. 2.3 алгоритма. Тогда оценка (3.2.5) примет следующий вид:

$$\tilde{I}_s(u) = \text{sgn} \sum_{i=1}^N \Phi(c_s^{-1}(x_s(u) - \tilde{x}_i)) \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - \tilde{u}_i^j)) \quad (3.2.6)$$

Обучающая выборка имеет больший объем по сравнению с исходной. С помощью предложенного алгоритма (глава 2) были сгенерированы элементы в областях разреженностей, а также вблизи граничных наблюдений исходной выборки. Таким образом, устранены недостатки в исходной выборке (неоднородное расположение наблюдений в пространстве входных и выходных наблюдений), поэтому оценка индикаторной функции (3.2.6) будет точнее по сравнению со своим аналогом, например, оценкой (3.2.5).

3.3 Оценка объема многомерной «трубки»

«Трубчатый» процесс вследствие наличия зависимости между входными переменными протекает не во всей регламентированной области существования входных переменных $\Omega(u)$, а в некоторой подобласти $\Omega^H(u)$. Область $\Omega(u)$ много больше области $\Omega^H(u)$, т.к. входные переменные $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ могут принимать не любые произвольные значения из $\Omega(u)$. В качестве меры областей $\Omega(u)$ и $\Omega^H(u)$ можно принять объем V и V^H соответственно. По соотношению величин V и V^H можно судить о том, является процесс «трубчатым» или нет.

Рассмотрим «трубчатый» процесс, протекающий в трехмерном пространстве (рис. 3.6). Здесь куб – регламентированная область $\Omega(u, x)$ протекания процесса, область значения входных переменных – $\Omega(u)$. В двумерном случае $u = (u_1, u_2)$ мерой области $\Omega(u)$ является площадь S , области $\Omega^H(u) – S^H$. В случае стохастической зависимости между входными переменными область протекания процесса $\Omega^H(u)$ сужается, она занимает лишь некоторую часть всей регламентированной области $\Omega(u)$.

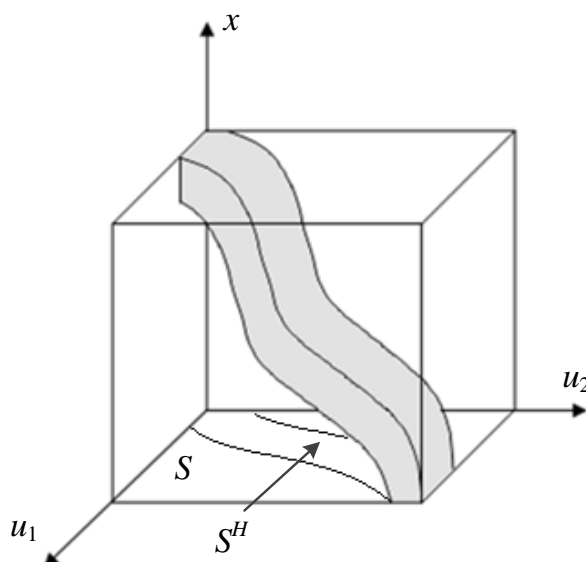


Рисунок 3.6 – Пример «трубчатого» процесса

Интервалы изменения входных переменных всегда известны из технологического регламента, таким образом, площадь S регламентированной области всегда можно вычислить. Для оценки объема «трубчатого» процесса предлагается использовать статистический метод – метод Монте-Карло [147]. Рассмотрим суть и особенности данного метода.

Рассмотрим пример подсчета площади S плоской фигуры произвольной формы с помощью метода Монте-Карло. Это может быть плоская фигура совершенно любой формы с криволинейными границами, заданная графически или аналитически. Пусть это будет фигура, изображенная на рисунке 3.7. Фигура находится внутри единичного квадрата $\Omega(u_1, u_2)$, $S \in \Omega(u_1, u_2)$. Сгенерируем N случайных точек в диапазоне от 0 до 1. Обозначим N' число точек, попавших внутрь области S . Очевидно, что площадь S приближенно равна N/N' . Например, $N = 100$ точек, из них $N' = 42$ точки оказались внутри области S . Оценка площади равна $N/N' = 42/100 = 0,42$ кв. ед. Истинная площадь равна $S = 0,45$ кв. ед. С ростом числа сгенерированных точек растет точность оценки площади. Ошибка вычисления пропорциональна $\sqrt{D/N}$, где D – некоторая константа, N – число сгенерированных точек. Например, если необходимо уменьшить ошибку в 10 раз, нужно увеличить выборку в 100. Очевидно, что добиться высокой точности,

бесконечно увеличивая выборку, невозможно. Данный метод эффективен, если для данной задачи допустима точность 5 – 10%.

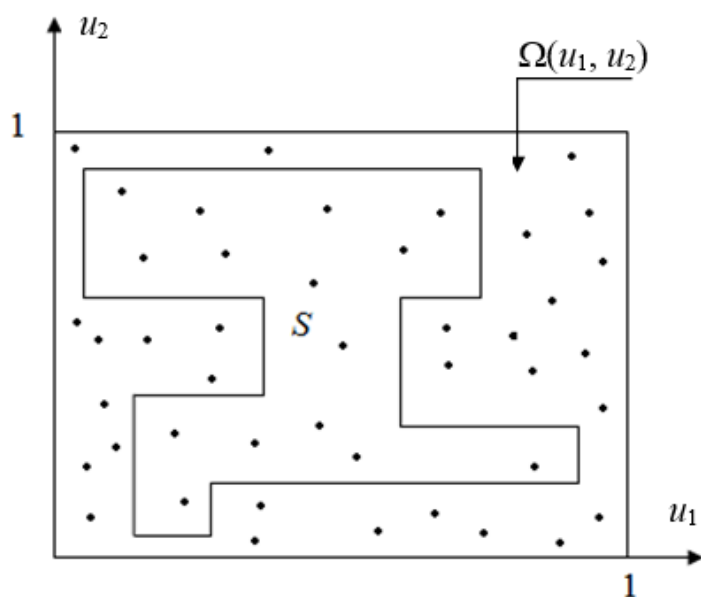


Рисунок 3.7 – Иллюстрация метода Монте-Карло

В данном случае из соображения простоты рассуждений и иллюстрации была выбрана плоская фигура, которая находится внутри области $\Omega(u, x)$ площадью 1. На практике для вычисления площади плоской фигуры не используют метод Монте-Карло, т.к. существует большое количество методов, позволяющих дать более точную оценку. Однако данный метод позволяет столь же просто вычислить объем многомерного тела в многомерном пространстве. Особенность данного метода заключается в том, что не требуется описывать аналитически искомую область. Как было отмечено ранее, в случае с «трубчатыми» процессами исследователь не обладает априорными сведениями о математическом описании процесса, поэтому для оценки объема можно применить численный метод Монте-Карло.

На первом этапе необходимо вычислить объем V области $\Omega(u), u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$. На практике область $\Omega(u)$ представляет собой гиперкуб, границы которого по входным переменным u всегда известны из технологического регламента, ТУ и т.д. Далее необходимо сгенерировать выборку

точек $\{u_i, i = \overline{1, N}\}$ в заданных границах, т.е. $u_i \in \Omega(u), i = \overline{1, N}$. Принадлежность точки из сгенерированной выборки области $\Omega^H(u)$ можно определять с помощью оценки индикаторной функции (3.2.3). Таким образом, получим выборку объемом N' . Тогда оценка объема V^H области протекания Н-процесса $\Omega^H(u)$ может иметь вид:

$$\hat{V}^H = \frac{N'}{N} V, \quad (3.3.1)$$

где V – области гиперкуба $\Omega(u), u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$, N – число сгенерированных точек, N' – число сгенерированных точек, принадлежащих области протекания процесса $\Omega^H(u)$.

При использовании метода Монте-Карло будем работать с двумя выборками, одна из которых является обучающей. Это выборка, полученная при измерении характеристик объекта. Данную выборку будем использовать для получения оценки индикаторной функции (3.2.3), а также настройки параметра размытости c_s ядерной функции. Вторая выборка является искусственно сгенерированной по равномерному закону. Уравнение, которое описывает выход объекта x , остается неизвестным. Поэтому будем генерировать лишь выборку входных значений u в регламентированной области $\Omega(u)$, границы которой всегда известны. С помощью такой выборки будем оценивать объем «трубчатой» области $\Omega^H(u)$ в пространстве входных переменных u .

На практике, используя метод Монте-Карло для оценки объемов, уже на предварительном этапе обработки данных можно сделать вывод о том, является ли объект «трубчатым». В случае «трубчатой» структуры объем области протекания процесса много меньше регламентированной области. Метод Монте-Карло не требует большого количества времени или вычислительных ресурсов, является простым инструментом для определения «трубчатой» структуры и избавляет от необходимости восстановления зависимостей между входными характеристиками процесса. В этом случае исследователь сразу получит

подтверждение (или опровержение) гипотезы о том, является ли процесс «трубчатым» или нет.

3.4 Численные исследования N-процессов

Исследование N-моделей. Параметрические модели, как было показано выше, очень чувствительны к выбору структуры. Однако данный подход является наиболее распространенным при решении задачи идентификации. Рассмотрим результаты параметрической идентификации процессов с «трубчатой» структурой.

В целях проведения численного эксперимента зададим уравнение линейного относительно коэффициентов объекта. Для примера из соображений простоты иллюстрации рассмотрим многомерный безынерционный стохастический «трубчатый» объект, описываемый следующим выражением:

$$\begin{cases} x = 0,7u_1 + 0,3u_2 + \xi, \\ u_2 = u_1 + \psi, \end{cases} \quad (3.4.1)$$

где ξ , ψ – случайные величины, распределенные в интервале $[-0,05; 0,05]$ по равномерному закону, $u_1, u_2, x \in [0; 3]$.

В данном случае входные переменные u_1 и u_2 стохастически связаны, т.е. процесс является «трубчатым». Однако исследователь не обладает информацией о наличии и структуре данной зависимости. Параметрическая модель для объекта (3.4.1) будет иметь вид:

$$x_\alpha = \alpha_1 u_1 + \alpha_2 u_2. \quad (3.4.2)$$

Оценки параметров модели (3.4.2) были получены с помощью метода наименьших квадратов. Ниже на рисунке 3.8 представлены результаты моделирования при объеме выборки выходных-выходных переменных $s = 100$. Красным цветом нарисован объект, а синим – его параметрическая модель. Куб – вся область допустимых значений переменных.

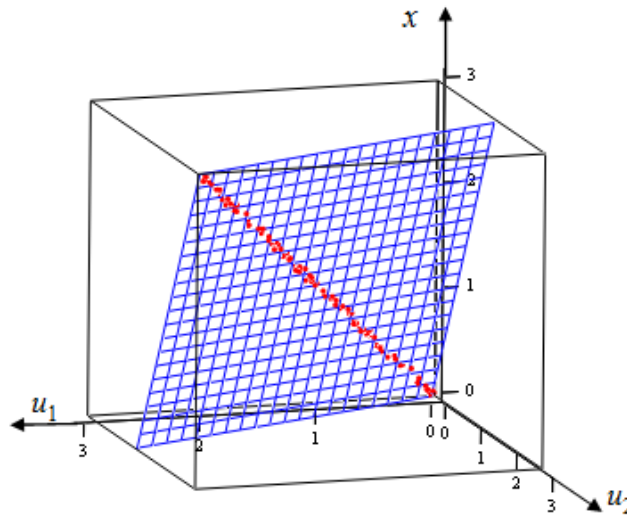


Рисунок 3.8 – Параметрическая модель (3.4.2) «трубчатого» процесса (3.4.1)

Из рисунка 3.8 видно, что объект имеет вид линии, а модель – плоскость. Несмотря на то что все значения входных и выходных переменных модели принимают допустимые значения из регламентированной области (области куба), модель в данном случае содержит в себе точки, которые не принадлежат процессу.

Сгенерируем 5 различных выборок объемом 100 точек, по ним будем оценивать параметры α_1 , α_2 . Объект стохастический, т.е. по разным выборкам получаются различные оценки параметров, таким образом, получим 5 разных моделей, каждая из которых показана в виде плоскости на рисунке 3.9. Через прямую линию можно провести бесконечное число плоскостей. Положение каждой плоскости в пространстве определяется значениями коэффициентов α_1 , α_2 , полученных по выборкам. Поэтому для одного и того же объекта, имея несколько различных выборок наблюдений, получим различные модели. Все они будут иметь общую прямую линию. Это прямая линия и есть реальная область протекания процесса, т.е. область $\Omega^H(u, x)$.

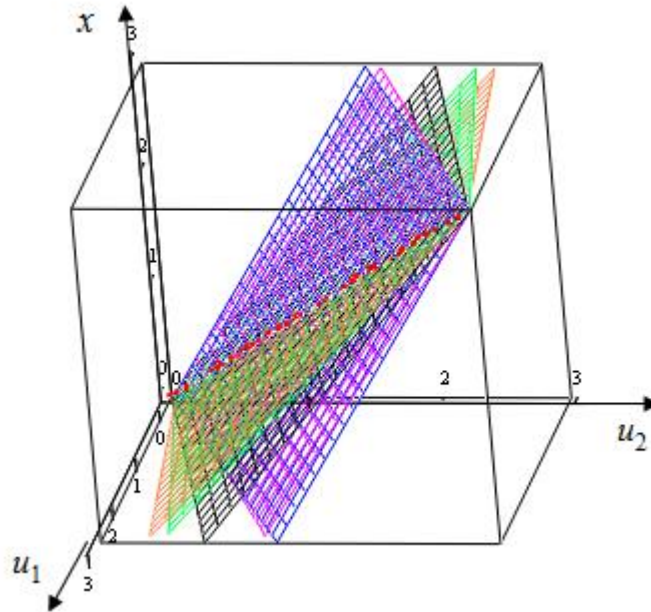


Рисунок 3.9 – Параметрические модели «трубчатого» объекта (3.4.1)

Если в качестве значений входных переменных для модели будем предъявлять точки из «трубчатой» области $u' \in \Omega^H(u)$, то $x_\alpha \in \Omega^H(u, x)$. Прогноз выходной переменной процесса будет принадлежать «трубчатой» области. Если же взять произвольную точку из регламентированной области $u' \in \Omega(u)$, но $u' \notin \Omega^H(u)$, то прогноз для такой точки также будет принадлежать регламентированной области, но будет находиться вне области протекания Н-процесса. Процесс в такой точке не существует. Для исключения таких ситуаций, когда модель дает значение прогноза для тех точек, в которых реальный процесс не существует, предлагается дополнить параметрическую модель (3.4.2) индикаторной функцией. Н-модель процесса (3.4.1) будет выглядеть следующим образом:

$$x_\alpha = (\alpha_1 u_1 + \alpha_2 u_2) I_s(u). \quad (3.4.3)$$

В качестве эксперимента сгенерируем выборку в области существования входных переменных, т.е. $u_1, u_2 \in [0;3]$, объем выборки составил 100 точек. Результаты моделирования объекта (3.4.1) с использованием индикаторной функции представлены ниже.



Рисунок 3.10 – Н-модель (3.4.3) «трубчатого» процесса (3.4.1)

В данном случае, если индикаторная функция принимала значение 0, то значение в этой точке не восстанавливалось, а принималось равное 0 ($x_s = 0$). Таким образом, из 100 наблюдений, «трубчатой» области принадлежит лишь 21, для таких значений оценка индикаторной функции $I_s(u) = 1$.

Рассмотрим следующий объект:

$$\begin{cases} x = 0,4u_1^2 + 0,6u_2^2 + \xi, \\ u_2 = u_1 + \psi. \end{cases} \quad (3.4.4)$$

Примем для данного объекта следующую параметрическую модель:

$$x_\alpha = \alpha_1 u_1^2 + \alpha_2 u_2^2. \quad (3.4.5)$$

На рис. 3.11 показан результат идентификации объекта (3.4.4) с помощью параметрической модели (3.4.5). График объекта – линия, а график его параметрической модели – поверхность. В данном случае при использовании параметрической модели значение прогноза было получено для всех точках, даже в тех областях, где реальный процесс не существует.

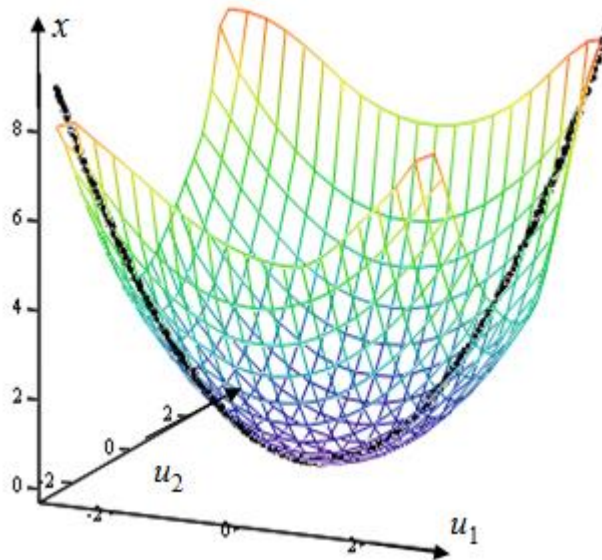


Рисунок 3.11 – Параметрическая модель (3.4.5) «трубчатого» объекта (3.4.4)

Для рассматриваемого объекта (3.4.4) дополним модель (3.4.5) оценкой индикаторной функции:

$$x_\alpha = (\alpha_1 u_1^2 + \alpha_2 u_2^2) I_s(u), \quad (3.4.6)$$

где $I_s(u)$ – оценка индикаторной функции (3.2.3).

По исходной выборке $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 1000}\}$ объекта (3.4.4) были получены параметры модели (3.4.6), а также найдено оптимальное значение параметра размытости c_s . В рамках вычислительного эксперимента была сгенерирована выборка $\{u'_i, i = \overline{1, 1000}\}$ в регламентированной области $\Omega(u_1, u_2)$. На рисунке 3.12 показан графики Н-модели (3.4.6) и объекта (3.4.4.) Серым цветом показаны наблюдения выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 1000}\}$, красным – выборка $\{u'_i, i = \overline{1, 1000}\}$, сгенерированная в области допустимых значений входных переменных. Только 18 точек из новой выборки принадлежали «трубчатой» области $\Omega^H(u_1, u_2)$, оценка индикаторной функции для таких точек приняла значение 1. Остальные точки не принадлежат «трубчатой» области – для таких точек значение (3.4.6) было равным 0. В дальнейшем, точки, не принадлежащие области протекания процесса на рисунках изображать не будем.

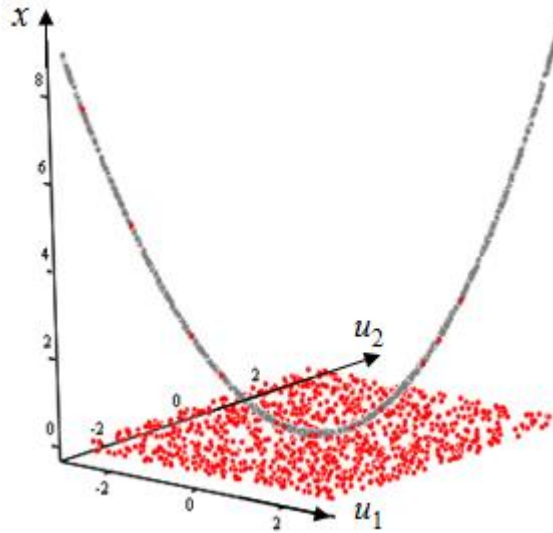


Рисунок 3.12 – N-модель (3.4.6) «трубчатого» процесса (3.4.4)

Рассмотрим следующий квадратичный объект:

$$\begin{cases} x = -0,4u_1^2 + 0,6u_2^2 + \xi, \\ u_2 = u_1 + \psi. \end{cases} \quad (3.4.7)$$

Для данного объекта рассмотрим параметрическую модель (3.4.5) и N-модель (3.4.6). Объект также представляет собой параболу, параметрическая модель имеет вид гиперболического параболоида или «седла» (рис. 3.13, а).

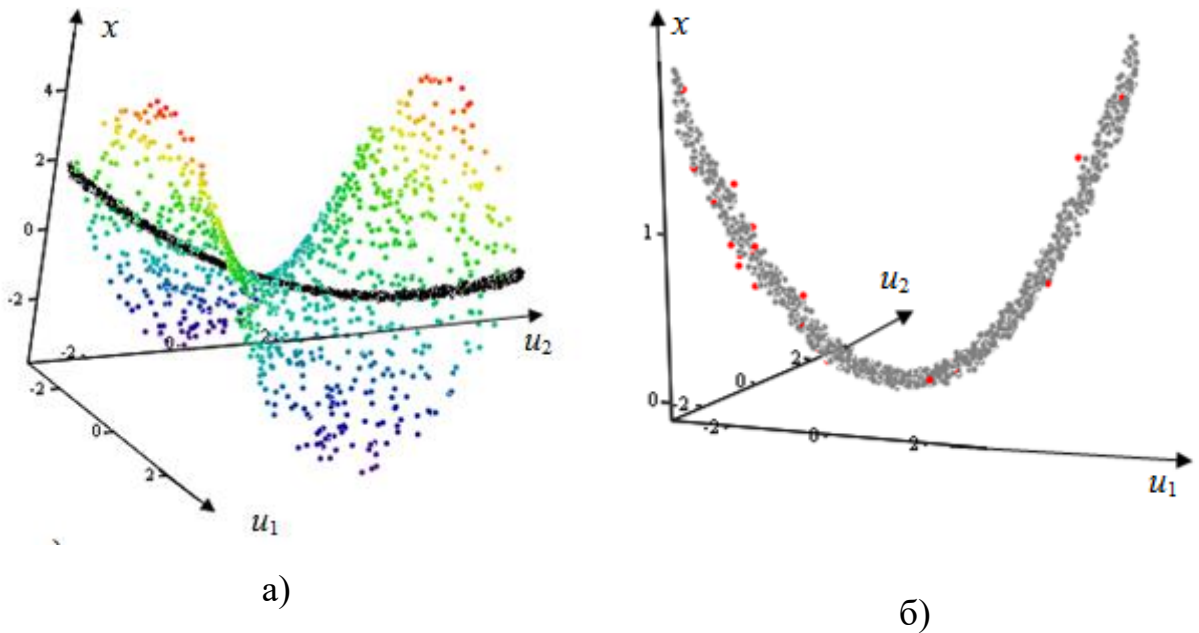


Рисунок 3.13 – Моделирование «трубчатого» объекта с использованием
а) параметрической модели, б) N-модели

Н-модель такого объекта представлена на рисунке 3.13, б. Значения модели восстановлено лишь в тех точках, для которых $I_s(u) = 1$, т.е. в точках, которые принадлежат «трубке» (такие точки показаны красным цветом).

Пусть объект описывается следующей системой:

$$\begin{cases} x = u_1^2 - 0,01u_2^2 + \xi, \\ u_2 = u_1 + \psi, \end{cases} \quad (3.4.8)$$

При оценивании параметров модели (3.4.5) методом МНК коэффициент α_2 при u_2^2 по разным выборкам может иметь разный знак. Однако, если даже знаки α_2 противоположны, то полученные параметрические модели практически совпадают.

На рисунке 3.14, а показаны модели при $\alpha_2 = -0,01$ (синим цветом) и $\alpha_2 = 0,005$ (зеленым цветом). Обе модели использовать нецелесообразно для получения прогноза выходной переменной процесса (3.4.8).

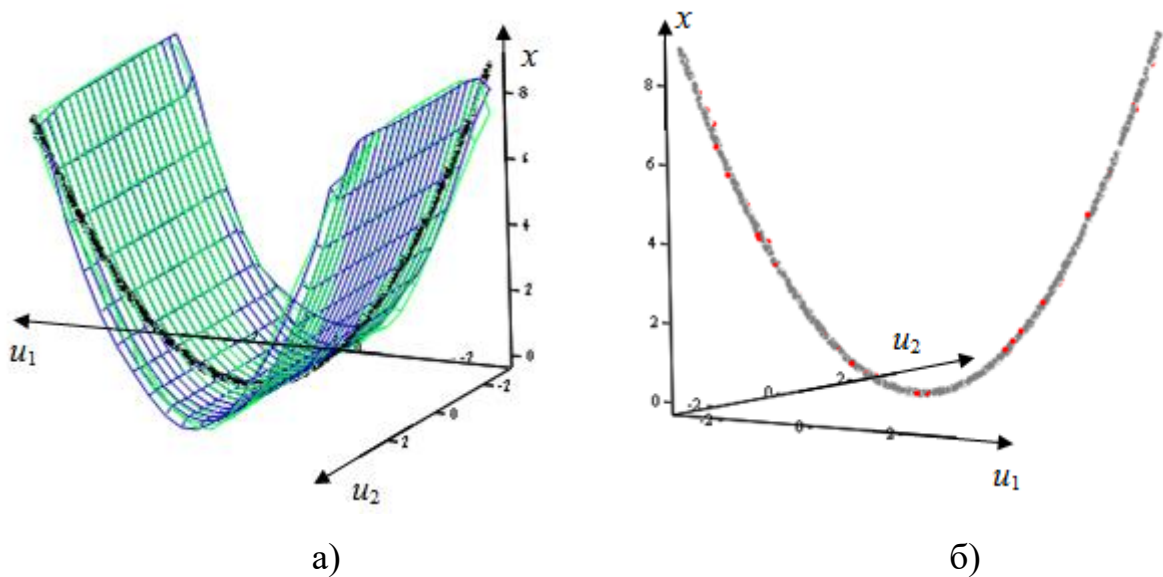


Рисунок 3.14 – Моделирование объекта (3.4.8) с использованием
а) параметрической модели, б) Н-модели

Индикатор в обоих случаях сработал корректно, из выборки 1000 наблюдений 22 – принадлежали «трубчатому» процессу (рис. 3.14, б). Здесь, как и в предыдущем случае, точки, не принадлежащие процессу, не показаны на

графике. Оценка индикаторной функции помогла исключить такие точки, в которых реальный процесс не протекает.

Можно сделать вывод, что в случае стохастической зависимости входных переменных при идентификации Н-процессов возникает необходимость использовать Н-модели. Важным является тот факт, что вид индикаторной функции не зависит от уравнения объекта.

Оценивание объема «трубчатой» области. При идентификации процессов исследователю априорно неизвестно, является ли процесс «трубчатым» или нет. В случае большой размерности вектора входных переменных выявление зависимости между ними – трудоемкая и, порою, неразрешимая задача. В этом случае, определить «трубчатый» процесс или нет, поможет оценивание объема области протекания процесса $\Omega^H(u)$. Оценивать объем области протекания процесса будем с помощью метода Монте-Карло, который был описан в предыдущей главе. Теперь проведем вычислительные эксперименты и проанализируем полученные результаты.

Рассмотрим результаты моделирования линейного объекта, описываемого следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} x = 0,7u_1 + 0,3u_2 + \xi, \\ u_2 = u_1 + \psi, \end{cases} \quad (3.4.9)$$

где ξ, ψ – случайные величины, распределенные в интервале $[-0,05; 0,05]$ по равномерному закону, $u_1, u_2, x \in [0; 3]$.

Оценим объем области $\Omega^H(u_1, u_2)$. В двумерном случае мерой области $\Omega^H(u_1, u_2)$ служит площадь. Таким образом, оценка площади \hat{S}^H будет иметь следующий вид:

$$\hat{S}^H = \frac{N'}{N} S, \quad (3.4.10)$$

где N – объем генерируемой выборки, N' – число точек, принадлежащих «трубчатой» области, S – площадь области $\Omega(u_1, u_2)$.

Входные переменные u_1, u_2 распределены в интервале $[0;3]$, легко вычислить площадь квадрата $\Omega(u_1, u_2)$: $S = 3 \cdot 3 = 9$ кв. ед. Результаты моделирования при разном уровне помех и объемах выборок приведены в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Оценивание объема области протекания Н-процесса (3.4.9)

№	s	N'	N'/N	S^H
$\xi, \psi \in [-0,05; 0,05]$				
1	100	9	0,09	0,27
2	200	20	0,1	0,3
3	500	52	0,104	0,312
4	1000	97	0,097	0,291
$\xi, \psi \in [-0,1; 0,1]$				
1	100	14	0,14	0,42
2	200	30	0,15	0,45
3	500	71	0,142	0,426
4	1000	146	0,146	0,438

С увеличением объема выборки величина оценки площади области протекания «трубчатого» процесса S^H практически не меняется, а лишь колеблется относительно значения 0,29 в первом случае и 0,43 во втором. Очевидным является тот факт, что с увеличением уровня случайных воздействий ξ и ψ площадь «трубчатой» области увеличивается.

Рассмотрим объект, который имеет следующее математическое описание:

$$\begin{cases} x = 2 \sin u_1 + 2 \sin u_2 + \xi, \\ u_2 = u_1 + \psi, \end{cases} \quad (3.4.11)$$

где ξ, ψ – случайные величины, распределенные в интервале $[-0,05; 0,05]$ по равномерному закону, $u_1, u_2 \in [0; 6], x \in [-4; 4]$.

Будем оценивать площадь «трубчатой» области по формуле (3.4.10). В данном случае площадь $\Omega(u_1, u_2)$: $S = 6 \cdot 6 = 36$ кв. ед. Рассмотрим результаты экспериментов (табл. 3.2). Величина N'/N показывает, какую часть от регламентированной области $\Omega(u)$ занимает область реального протекания процесса $\Omega^H(u)$.

Таблица 3.2 – Оценивание объема области протекания Н- процесса (3.4.11)

№	s	N'	N'/N	S^H
$\xi, \psi \in [-0,05;0,05]$				
1	100	12	0,12	0,36
2	200	28	0,14	0,42
3	500	66	0,132	0,396
4	1000	126	0,126	0,378
$\xi, \psi \in [-0,1;0,1]$				
1	100	19	0,19	0,57
2	200	40	0,2	0,6
3	500	93	0,186	0,558
4	1000	189	0,189	0,567

В этом случае также видно, что увеличение величины стохастической составляющей приводит к увеличению площади протекания процесса, «трубчатый» процесс размывается в регламентированной области. При оценивании области протекания процесса используется непараметрическая оценка индикаторной функции, вид которой не зависит от вида уравнения объекта. Таким образом, если входные переменные процесса стохастически связаны, то объем области протекания такого процесса много меньше регламентированной области значения входных и выходных переменных.

3.5 Вычислительный эксперимент

Как уже ранее было сказано при идентификации многомерных статических объектов, для которых по некоторым каналам исследуемые процессы могут носить «трубчатый» характер, т. е. являются Н-процессами, применение традиционных методов затруднено. Необходимо использовать Н-модели либо непараметрические модели. Последнее является естественным следствием того, что компоненты вектора входных переменных $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ стохастически связаны, и эта связь не известна исследователю. В этом случае целесообразно использовать непараметрические модели. Представляет существенный интерес вопрос о том, каков должен быть объем обучающей выборки по мере увеличения размерности вектора входов.

Проведем серию вычислительных экспериментов по моделированию многомерных «трубчатых» процессов при различных видах зависимости входных переменных. Рассмотрим влияние степени связанности входных переменных на качество прогнозирования при различных уровнях помех и объемах выборки. Рассмотрим объект, который описывается следующим математическим уравнением:

$$x(u) = 2u_1u_2 - u_1^2 + 1,5u_3u_2^2 + 2u_3^3u_4 - u_5u_6^3 + u_7^2u_8^3 - 2u_9u_{10}^4 + 1,5u_9 + g^x, \quad (3.5.1)$$

где $u_i, i = \overline{1,10}$ – входные переменные, равномерно распределенные в интервале $[0;3]$, где g^x – равномерно распределенная помеха (2.4.2). Данный объект является нелинейным (рис. 3.15).

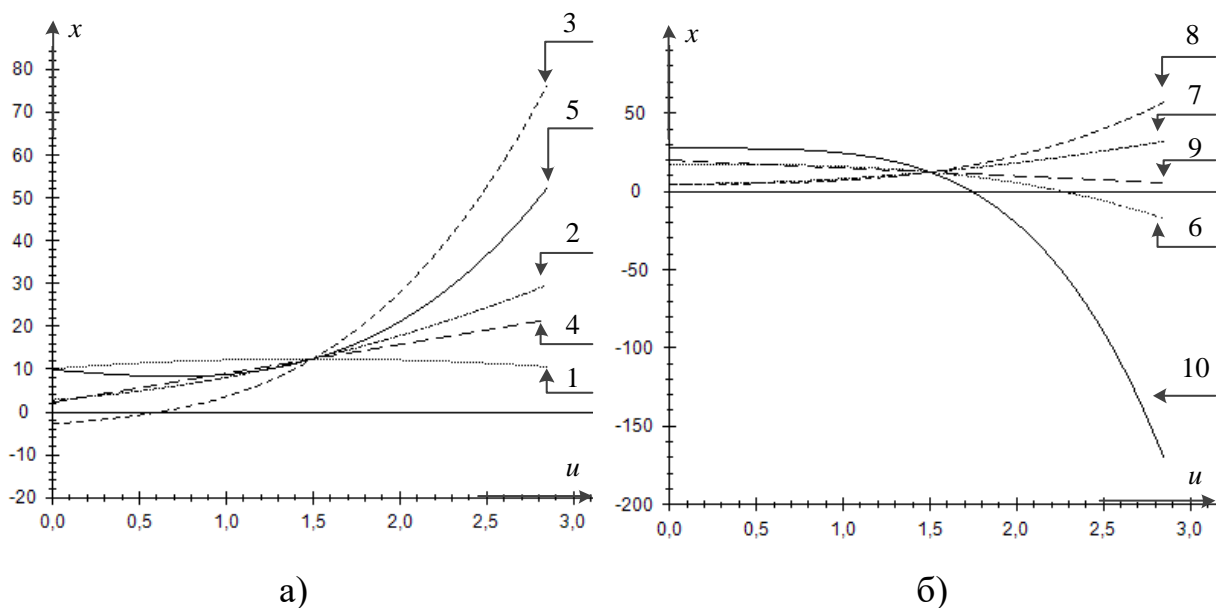


Рисунок 3.15 – Характеристика объекта (3.5.1)

по переменным: а) $u_1 - u_5$, б) $u_6 - u_{10}$

Построим графики характеристики объекта по каждой переменной (рис. 3.15). Для построения графика по переменной u_1 , вычислим значение выхода объекта (3.5.1), когда значение переменной u_1 равномерно распределено в интервале $[0; 3]$ $u_1 \in [0;3]$ и фиксированных значениях переменных $u_2 - u_{10}$,

например, $u_2 = u_3 = \dots = u_{10} = 1,5$. Графики по переменным $u_1 - u_5$ показаны на рисунке 3.15, а, по переменным $u_6 - u_{10}$ – на рисунке 3.15, б.

В качестве модели примем непараметрическую оценку (2.2.1). В вычислительных экспериментах была использована параболическая ядерная функция. При вычислении непараметрических оценок возникает необходимость иметь большие объемы статистических данных [3]. Исследуем, как зависит качество прогнозирования (ошибка (2.4.3)) от объема выборки при различном уровне помех.

При построении непараметрической модели отсутствует этап выбора класса параметрических функций. Однако необходимо оптимизировать значение параметра размытости c_s . В качестве критерия примем ошибку W (2.4.3).

Рассмотрим вариант, когда на выход объекта (5.3.1) не действуют помехи ($k = 0$). Рассмотрим, как влияет объем выборки на значение параметра c_s и ошибку W . На рисунке 3.16, а показан график зависимости величины критерия W от параметра c_s , когда имеется исходная выборка из 1000 наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,1000}\}$. Найденное значение параметра составило $c_s = 1,6$, ошибка $W = 0,536$.

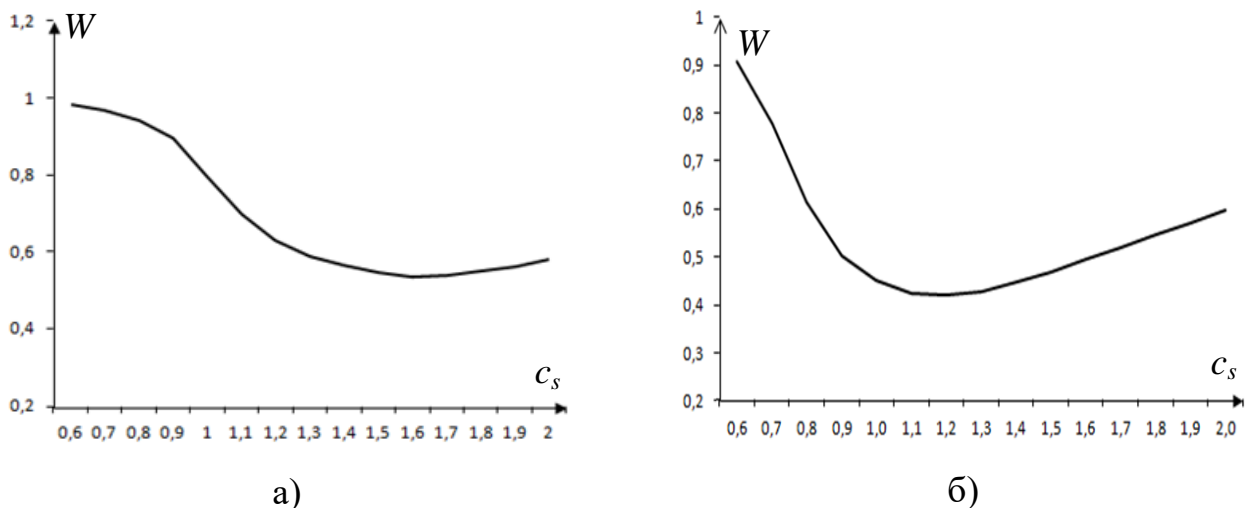


Рисунок 3.16 – Зависимость величины критерия (2.4.3) от параметра размытости c_s по выборке наблюдений: а) $\{u_i, x_i, i = \overline{1,1000}\}$, б) $\{u_i, x_i, i = \overline{1,10000}\}$

Сгенерируем выборку большего объема: $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 10000}\}$ (рис. 3.16, б). С увеличением числа наблюдений величина параметра уменьшилась ($c_s = 1,2$), а ошибка при этом уменьшилась незначительно ($W = 0,419$).

Результаты моделирования объекта (3.5.1) при различном уровне помех и объеме выборки наблюдений представлены в таблице 3.3. Увеличение объема выборки в 100 раз привело к уменьшению ошибки в 2 раза. Величина ошибки составила $W = 0,298$ при отсутствии помех. Стоит отметить, что для высокоточного производства (микроэлектроника; аэрокосмическая промышленность; фармацевтическая промышленность) такая величина ошибки предсказания является неприемлемой, т.е. такую модель в целях прогноза или управления использовать нельзя.

Таблица 3.3 – Результаты моделирования объекта (3.5.1)

s	W	c_s
$k = 0$		
1000	0,536	1,6
5000	0,454	1,3
10 000	0,419	1,2
20 000	0,384	1,1
40 000	0,358	1
60 000	0,340	1
80 000	0,315	0,9
100 000	0,298	0,9
$k = 0,05$		
1000	0,621	1,6
5000	0,467	1,3
10 000	0,423	1,2
20 000	0,399	1,2
40 000	0,372	1
60 000	0,359	1
80 000	0,326	0,9
100 000	0,301	0,9

В различных отраслях промышленности присутствуют сложные, многосвязные процессы, которые описываются большим числом входных и выходных переменных, также присутствует большое число случайных факторов. В случае, если объем обучающих выборок мал, трудно достичь желаемого качества прогнозирования. Если процесс является «трубчатым» (входные переменные такого процесса связаны некоторой зависимостью), то даже при небольшом числе наблюдений можно получить достаточно качественный прогноз. Проиллюстрируем это следующими экспериментами.

В рамках вычислительного эксперимента объект имеет вид (3.5.1), входные переменные связаны различными соотношениями, вид которых представлен в таблице 3.4. В таблице 3.13: u_1 – независимая переменная, значения которой равномерно распределены в интервале $[0;3]$. Значения генерируются с помощью встроенного датчика псевдослучайных чисел платформы .Net (язык C#). Все остальные переменные $u_2 – u_{10}$ связаны между собой.

Таблица 3.4 – Вид зависимости между входными переменными

Переменная	Вид зависимости
u_1	$[0;3]$
u_2	$\sqrt{u_1}$
u_3	$\sin u_1$
u_4	$u_2 + u_3$
u_5	u_4
u_6	$0,4u_1^2$
u_7	$u_4 + u_6$
u_8	$\sqrt{u_4}$
u_9	$u_4^{1,5}$
u_{10}	$u_1 + u_9$

Таким образом, «трубчатый» объект может быть описан следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} x = f(u_1, u_2, \dots, u_{10}), \\ u_2 = f(u_1), \\ u_3 = f(u_1), \\ \dots \\ u_{10} = f(u_1, u_9). \end{cases} \quad (3.5.2)$$

Математическое описание объекта (3.5.1), вид зависимостей между входными переменными заданы для генерации выборки наблюдений и в дальнейшем считаются неизвестными.

В серии вычислительных экспериментов будем увеличивать число независимых входных переменных. В первом эксперименте все переменные кроме u_1 функционально связаны, в частности, $u_2 = f(u_1)$, $u_3 = f(u_1)$, ..., $u_{10} = f(u_1)$, т.е. объект в ситуации без помех представляет собой линию в многомерном пространстве. Во втором эксперименте свободными являются переменные $u_1 - u_2$, а все остальные зависят от них. Значения переменных равномерно распределены в интервале $[0;3]$, а переменные $u_3 = f(u_1)$, $u_4 = f(u_1, u_2)$, ..., $u_{10} = f(u_1, u_2)$, т.е. объект имеет вид поверхности и т.д. В десятом эксперименте все переменные свободные, т.е. не зависимы между собой.

Каждый раз была сгенерирована выборка объемом 1000 наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,1000}\}$ при отсутствии помех. Результаты моделирования представлены в таблице 3.5. В случае наличия только одной свободной переменной прогноз получается достаточно точным ($W = 0,0088$). С увеличением числа свободных переменных ошибка резко возрастает, так при добавлении еще одной независимой переменной ошибка возросла в 5,5 раз и составила $W = 0,049$.

Таблица 3.5 – Результаты моделирования «трубчатого» объекта в отсутствии помех

№	Независимые переменные	Относительная ошибка W	c_s
1	u_1	0,0088	0,2
2	u_1, u_2	0,049	0,5
3	u_1, u_2, u_3	0,077	0,8
4	u_1, u_2, u_3, u_4	0,103	0,9
5	u_1, u_2, u_3, u_4, u_5	0,109	1,2
6	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6$	0,185	1,5
7	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7$	0,189	1,5

8	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8$	0,197	1,6
9	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9$	0,323	1,6
10	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9, u_{10}$	0,562	1,6

В следующих экспериментах на выход объекта (3.5.1) наложим помеху $k = 0,05$ и будем варьировать число свободных переменных. Выборка в каждом эксперименте также состоит из 1000 наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,1000}\}$. Результаты моделирования представлены в таблице 3.6.

Таблица 3.6 – Результаты моделирования «трубчатого» объекта при $k = 0,05$

№	Независимые переменные	Относительная ошибка W	c_s
1	u_1	0,034	0,2
2	u_1, u_2	0,054	0,5
3	u_1, u_2, u_3	0,109	0,9
4	u_1, u_2, u_3, u_4	0,120	1,1
5	u_1, u_2, u_3, u_4, u_5	0,136	1,4
6	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6$	0,183	1,5
7	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7$	0,202	1,6
8	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8$	0,212	1,6
9	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9$	0,371	1,6
10	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9, u_{10}$	0,621	1,6

Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод, что с ростом числа свободных переменных ошибка предсказания растет. При этом уровень помех практически не оказывает влияния на найденные значения параметра размытости c_s .

На рисунке 3.18 показан график зависимости ошибки W от числа независимых переменных при объеме выборки 1000 наблюдений: сплошной линией показан случай отсутствия помех, пунктирной – помеха $k = 0,05$. Анализируя полученные графики можно сделать вывод, что ошибка предсказания в условиях помех несколько выше, чем без них.

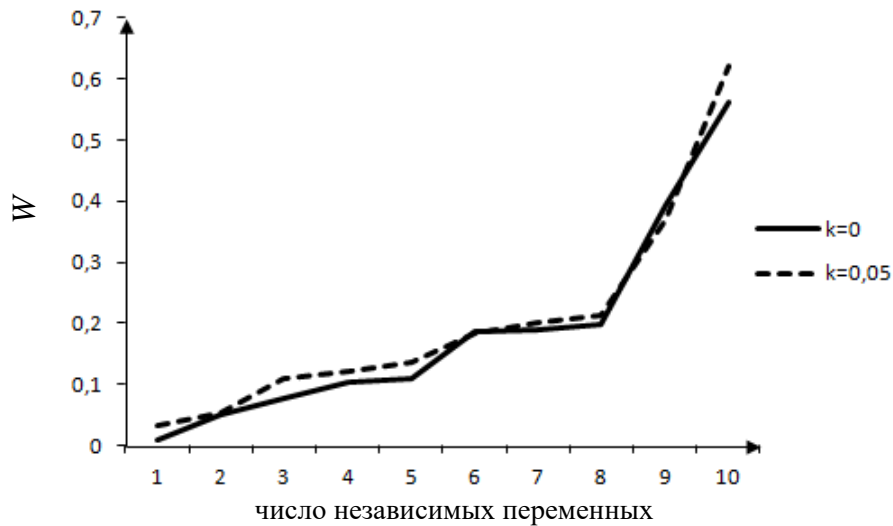


Рисунок 3.18 – Зависимость величины относительной ошибки (2.4.3) от числа независимых переменных по выборке наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1,1000}\}$

Рассмотрим случай, когда исследуемым объектом является нелинейным. Пусть объект имеет следующее математическое описание:

$$x(u) = 0,5u_1 - u_2 + 2u_3 + u_4 - u_5 + 1,5u_6 + 0,8u_7 + 0,3u_8 - 2u_9 + u_{10} + g^x, \quad (3.5.3)$$

где $u_i, i = \overline{1,10}$ – входные переменные, равномерно распределенные в интервале $[0;3]$, g^x – помеха, определяемая в соответствии с (2.4.2).

Рассмотрим случай отсутствия помех. По обучающей выборке $\{u_i, x_i, i = \overline{1,1000}\}$ было найдено оптимальное значение параметра размытости ($c_s = 1,6$)

Непараметрическая модель имеет вид (2.2.1). Сгенерируем выборку обучающую выборку при отсутствии помех, по данной выборке. В рамках вычислительного эксперимента существует возможность получить новую экзаменующую выборку $\{u'_i, x'_i, i = \overline{1,50}\}$, для которой была построена модель (2.2.1). Ошибка (2.4.3) составила $W = 0,377$. Результаты моделирования показаны на нижеследующем графике – по оси Ox отложен порядковый номер наблюдения, по оси Oy – значение выхода модели и объекта для каждого элемента выборки

$\{u_i, x_i, i = \overline{1,50}\}$. Черным цветом показан выход объекта, красным – модели. Как видно из графика, значение выхода модели и объекта имеют сильное расхождение.

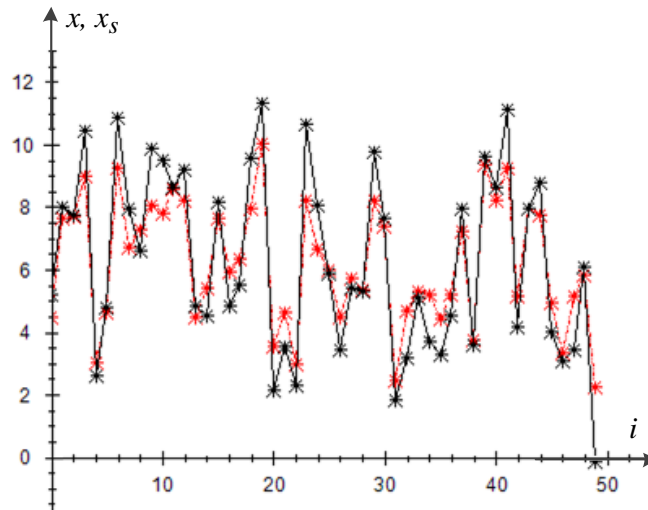


Рисунок 3.19 – Результаты моделирования объекта (3.5.3) при отсутствии помех

Исследуем, как изменится величина ошибки предсказания при различном объеме выборки s и уровне помех k . Результаты моделирования представлены в таблице 3.7.

Таблица 3.7 – Результаты моделирования объекта (3.5.3)

s	W	c_s
$k = 0$		
1000	0,370	1,6
5000	0,271	1,3
10 000	0,245	1,2
20 000	0,222	1
40 000	0,198	1
60 000	0,171	1
80 000	0,163	0,9
100 000	0,149	0,9
$k = 0,05$		
1000	0,376	1,6
5000	0,286	1,3
10 000	0,254	1,2
20 000	0,225	1,1
40 000	0,205	1,1

60 000	0,190	1
80 000	0,172	1
100 000	0,159	0,9

В случае моделирования линейного объекта качество прогноза значительно выше. Так, при объеме выборки $s = 100\,000$ ошибка составляет около 0,15. Можно сказать, что модель достаточно качественно описывает исследуемый процесс. Однако на практике при моделировании объемы выборки весьма невелики, кроме того объекты имеют сложную нелинейную структуру. Сохраняется та же тенденция, что и в предыдущем случае: с ростом выборки в 100 раз величина ошибки моделирования уменьшается в 2 раза.

Далее будем моделировать объект «трубчатой» структуры. Теперь входные переменные будут связаны функциональной зависимостью (табл. 3.4). Выход объекта описывается линейным уравнением (3.5.3), в то время как переменные связаны между собой нелинейными зависимостями. Все компоненты вектора входной переменной u связаны между собой, свободной является только $u_1 \in [0;3]$. Была сгенерирована обучающая выборка $\{u_i, x_i, i = \overline{1,1000}\}$. Рассмотрим результаты моделирования при различном уровне помех.

На объект не действовали помехи $k = 0$ (рис. 3.20а). Параметр размытости был найден в режиме скользящего экзамена путем минимизации критерия (2.4.3): $c_s = 1,6$. Затем была сгенерирована экзаменующая выборка $\{u_i, x_i, i = \overline{1,50}\}$. Ошибка составила $W = 0,02$. Как видно из графика (рис. 3.20а), модель точно повторяет поведение объекта. Затем на выход объекта была наложена помеха $k = 0,05$ (рис. 3.20б). Ошибка возросла в три раза и составила $W = 0,06$. Несмотря на то, что величина ошибки выросла, графики объекта и модели практически совпадают.

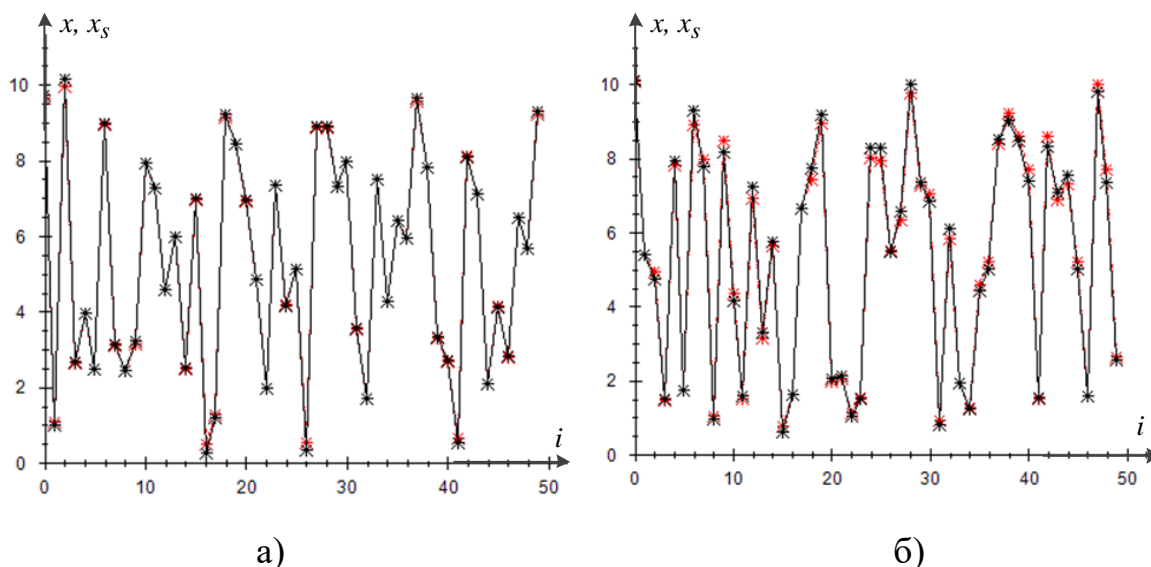


Рисунок 3.20 – Результаты моделирования «трубчатого» объекта в условии:
 а) отсутствия помех ($k = 0$), б) наличия помех ($k = 0,05$)

Теперь будем варьировать число независимых переменных. В первом эксперименте только один компонент вектора входа является независимым (u_1), все остальные зависят от него. В последнем эксперименте все переменные являются независимыми. Каждый раз была сгенерирована выборка $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 1000}\}$. Результаты моделирования в случае отсутствия помех приведены в таблице 3.8. При увеличении числа независимых переменных от 1 до 10 ошибка в данном случае возросла в 100 раз.

Таблица 3.8 – Результаты моделирования «трубчатого» объекта в отсутствии действия помех

№	Независимые переменные	Относительная ошибка W	c_s
1	u_1	0,003	0,2
2	u_1, u_2	0,02	0,4
3	u_1, u_2, u_3	0,107	0,7
4	u_1, u_2, u_3, u_4	0,144	0,9
5	u_1, u_2, u_3, u_4, u_5	0,177	1,1
6	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6$	0,240	1,4
7	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7$	0,312	1,4
8	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8$	0,337	1,5
9	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9$	0,354	1,6
10	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9, u_{10}$	0,371	1,6

В таблице 3.9 представлены аналогичные результаты моделирования, но выход объекта (3.5.3) была наложена помеха ($k = 0,05$). С ростом помехи величина ошибки предсказания изменилась незначительно.

Таблица 3.9 – Результаты моделирования «трубчатого» объекта при $k = 0,05$

№	Независимые переменные	Относительная ошибка W	c_s
1	u_1	0,057	0,2
2	u_1, u_2	0,063	0,5
3	u_1, u_2, u_3	0,156	0,7
4	u_1, u_2, u_3, u_4	0,160	0,9
5	u_1, u_2, u_3, u_4, u_5	0,197	1,2
6	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6$	0,249	1,3
7	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7$	0,326	1,4
8	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8$	0,363	1,5
9	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9$	0,370	1,5
10	$u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9, u_{10}$	0,376	1,6

Проведенные эксперименты показывают, что моделирование многомерного объекта при наличии небольшого объема выборки возможно только при наличии зависимости между входными переменными, т.е. когда объект имеет «трубчатую» структуру.

Выводы по третьей главе

Данная глава посвящена моделированию процессов со стохастической зависимостью компонент вектора входных переменных. При идентификации «трубчатых» процессов возникает ряд особенностей. Вследствие того, что процесс протекает не во всей регламентированной области, общепринятые параметрические модели использовать нецелесообразно. Используя разные выборки наблюдений, полученные при измерении переменных одного и того же объекта, можно получить различные модели. В этом случае предлагается модифицировать параметрические модели с помощью индикаторной функции, которая определяет, существует ли процесс в данной точке пространства или нет.

Многочисленные вычислительные эксперименты показали эффективность разработанных моделей.

Непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям чувствительна к выборкам. Так, показана зависимость между объемом исходных выборок наблюдений и ошибкой моделирования. При наличии выборок малого объема качественный прогноз с использованием непараметрических оценок можно получить только в том случае, если между входными переменными процесса существует тесная стохастическая связь.

4 Непараметрические алгоритмы дуального управления Н-процессами

4.1 Постановка задачи управления

Системой управления называют управляемый объект, измерительный и управляющий блоки, соединенные в определенную конфигурацию с целью обеспечить заданные значения характеристик [14, 17]. Функционирование объекта необходимо обеспечить таким образом, чтобы выход объекта соответствовал значениям задающих воздействий. В качестве управляемого процесса или объекта может выступать механизм или производственный химический, термодинамический процесс [55]. Системы бывают разомкнутые и замкнутые. В разомкнутой системе (рис. 4.1) управление осуществляется за счет специального исполнительного устройства, отсутствует обратная связь. Использование такой системы не может обеспечить высокую точность управления, т.к. не учитывает фактическое значение выхода объекта, исполнительное устройство функционирует по наперед заданному алгоритму управления.

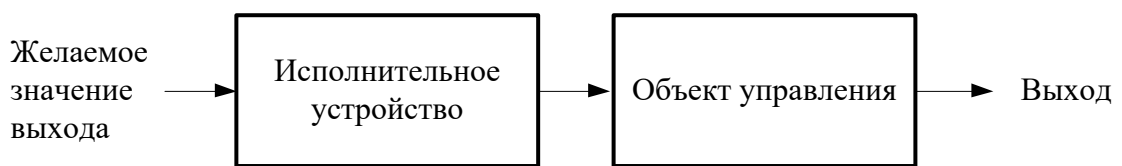


Рисунок 4.1 – Разомкнутая система управления

В замкнутой системе управления, простейшая схема которой представлена на рисунке 4.2, измеряется значение выходного сигнала (сигнал обратной связи) и сравнивается с желаемым значением (заданием). Замкнутая система использует разность между фактическим значением выхода и заданием в качестве управляющего сигнала. Принцип обратной связи лежит в основе анализа и синтеза систем управления. Основная сложность состоит в выборе алгоритма и

настройке параметров регулятора, а также существуют неточности, возникающие в результате измерений переменных процесса.

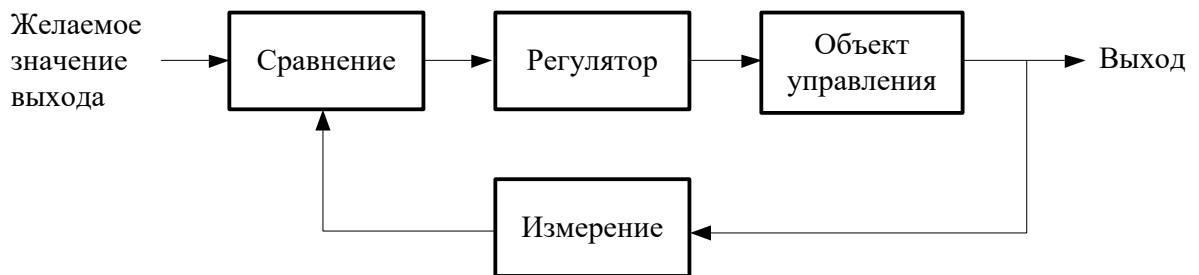


Рисунок 4.2 – Замкнутая система управления

Для правильного и качественного ведения процесса некоторые переменные должны поддерживаться в определенных границах или изменяться по определенному закону. Другая группа переменных воздействует на объект, поддается измерению, но не контролируется. Переменные, действующие на объект, показаны на схеме системы управления (рис. 4.3).

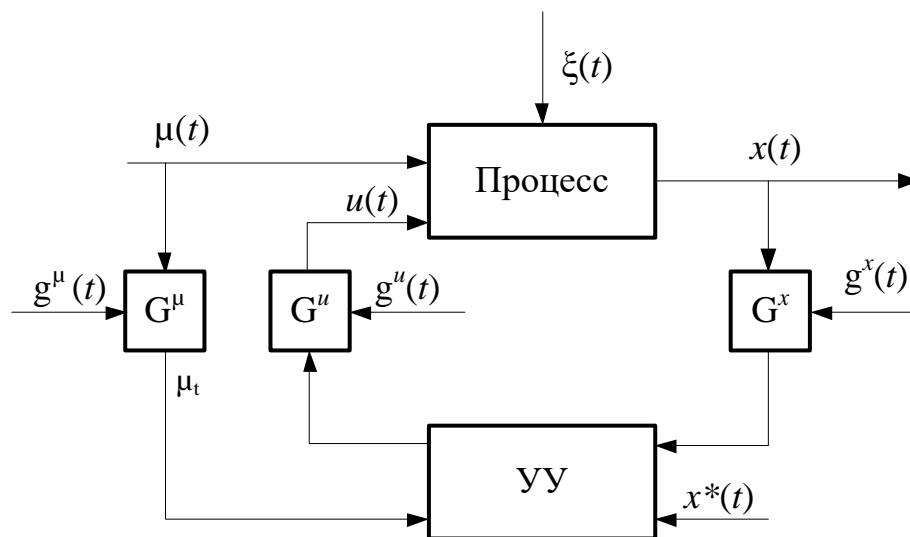


Рисунок 4.3 – Схема системы управления с обратной связью

На рисунке 4.3 приняты следующие обозначения: УУ – устройство управления (регулятор), $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t))$, $u(t) \in \Omega(u) \subset R^m$ – векторная входная управляемая величина, $\mu(t) = (\mu_1(t), \mu_2(t), \dots, \mu_k(t))$, $\mu(t) \in \Omega(\mu) \subset R^k$ –

векторная входная контролируемая, но неуправляемая величина, $\xi(t)$ – случайные возмущения, $g^u(t), g^x(t), g^m(t)$ – аддитивные помехи в каналах измерений с нулевыми математическими ожиданиями и ограниченными дисперсиями, $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$, $x(t) \in \Omega(x) \subset R^n$ – векторная выходная переменная процесса, G^u, G^m, G^x – каналы связи, $x^*(t) = (x_1^*(t), x_2^*(t), \dots, x_n^*(t))$, $x^*(t) \in \Omega(x) \subset R^n$ – задающее воздействие (желаемое значение выхода объекта). Задача управляющего устройства состоит в том, чтобы выработать такое управляющее воздействие $u^*(t)$, которое переведет систему из начального состояния в желаемое: $x(u^*(t)) \approx x^*(t)$.

Для построения регулятора в диссертационной работе рассматриваются алгоритмы дуального управления, которые впервые были предложены А. А. Фельдбаумом [88 – 91]. Основная идея состоит в том, чтобы одновременно совмещать процесс управления и изучения объекта для получения новой информации. Однако необходимо разработать такую модель, чтобы «покачивание» объекта не противоречило цели управления. А. А. Фельдбаум рассматривал ситуацию, когда исследователь обладает большим объемом априорной информации: объект описывается взаимно однозначной и дифференцируемой характеристикой, параметрическая модель управляемого объекта известна с точностью до параметров, плотности распределения внешних возмущений известны и неизменны, помехи аддитивные и гауссовы. Его теория представляет собой «элегантный с математической точки зрения и очень шаткий с точки зрения практических задач аппарат» [95], т.к. на практике чаще всего исследователь не обладает такими сведениями о процессе, приходится работать в условиях большей неопределенности. Я. З. Цыпкин предложил алгоритм, позволяющий управлять объектом при недостаточной априорной информации без предварительного определения вероятностных характеристик. Рассматривался случай, когда плотность распределения случайных возмущений остается неизвестной, но требуется знание математического описания объекта управления.

Я.З. Цыпкиным был синтезирован адаптивный дуальный алгоритм управления в условиях параметрической неопределенности [95].

За рубежом развитие теория дуального управления получила в работах Б. Виттенмарка [114, 158, 159]. В работе [114] были выделены ситуации, при которых целесообразно применять дуальные алгоритмы: небольшой временной интервал моделирования и неточные начальные оценки параметров, быстро изменяющиеся параметры процесса. В [126] приведена подробная классификация дуальных алгоритмов, в основе которых лежат параметрические модели [126]. Алгоритмы дуального управления используются для линейных стохастических систем с неизвестными параметрами [154, 156]. Одним из первых применением дуальных алгоритмов на производстве можно считать приложение по управлению процесса получения древесной массы [113]. Также алгоритмы дуального управления были применены в целлюлозной промышленности [132]. На сегодняшний день широкое распространение получили дуальные алгоритмы при моделировании систем, структура которых известна с точностью до параметров [142].

На практике изучению подлежат объекты (турбиной, реактором, плавильной печью и др.), математическое описание которых не известно. Таким образом, целесообразно использовать непараметрические алгоритмы дуального управления [50]. Например, дуальный алгоритм управления, который основан на нейронных сетях [124]. Подход, при котором используются нейронные сети, используется при управлении многомерными динамическими процессами с неизвестным функционалом [123]. Другим методом, позволяющим управлять объектом с неизвестной структурой, являются нейронная эхо-сеть [120]. Однако основной недостаток этих методов состоит в том, что на начальном этапе работы алгоритма управления необходимо располагать выборками наблюдений. В диссертационной работе предлагается многомерный дуальный непараметрический алгоритм для многомерных безынерционных дискретно-непрерывных процессов с запаздыванием.

4.2 Непараметрический алгоритм дуального управления

Успешно управлять объектом можно в том случае, когда исследователю известны свойства объекта, а управляющее устройство реагирует на изменение состояния объекта. При недостатке априорной информации существует возможность изучать объект, одновременно управляя им. Это позволит повысить точность управления и восполнить недостаток знаний о свойствах и характеристиках объекта. Дуальные алгоритмы имеют двойственную природу: они должны привести объект в желаемое состояние и при этом обеспечить изучение характеристики объекта в текущий момент времени.

А. А. Фельдбаум рассматривал случай управления объектом, когда структура модели известна с точностью до параметров, а также известны законы распределения возмущающих воздействий. В работе [49] рассматривается ситуация управления безынерционным объектом в условиях непараметрической неопределенности, т.е. математическое описание объекта остается неизвестным. В диссертационной работе предлагается дуальный непараметрический алгоритм для многомерных процессов. Также в работе впервые предлагается использовать в качестве обучающей выборки – рабочую $\{\tilde{u}_i, \tilde{\mu}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$, полученную с помощью алгоритма, описанного в главе 2.

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 непараметрический алгоритм дуального управления:

$$u_{j,s+1} = u_{j,s}^* + \Delta u_{j,s+1}, j = \overline{1, m}, \quad (4.2.1)$$

где $u_{j,s}^*$ – информация, «знания» об объекте, $\Delta u_{j,s+1}$ – поисковый шаг.

На начальной стадии работы алгоритма управления (4.2.1) ключевую роль играет поисковый шаг $\Delta u_{j,s+1}$. Данное слагаемое отвечает за способность системы управления приводить объект к задающему воздействию. Выборка входных и

выходных переменных начинает накапливаться с первого такта и растет в процессе работы системы управления. По мере увеличения объема выборки растет роль составляющей $u_{j,s}^*$, $j = \overline{1, m}$, данное слагаемое содержит знания об объекте управления. Это случай активного накопления информации. Таким образом, вся обучающая выборка получена в ходе работы системы при непосредственном управлении системы. Возможен другой способ накопления информации – пассивное накопление. На момент начала работы системы имеется выборка наблюдений входных – выходных переменных процесса и в процессе работы системы выборка не изменятся, т.е. имеем дело всегда с одной и той же выборкой, полученной в результате пассивного эксперимента.

В случае если имеется исходная выборка $\{\mu_i, u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$, но в следующие моменты времени выборка дополняется новыми элементами $\{(\mu_{s+1}, u_{s+1}, x_{s+1}), (\mu_{s+2}, u_{s+2}, x_{s+2}), \dots\}$, то получение информации носит комбинированный характер – сочетается активный и пассивный способ накопления данных. Имеющейся выборки наблюдений недостаточно для построения качественной системы, но такая система на начальном этапе является более обученной, чем в случае активного накопления информации. Этот случай в наибольшей степени соответствует практике, т.к. разработка сложных адаптивных систем не начинается с нуля, обычно уже имеется некоторая информация [50]. Если же исходную выборку дополнить новыми сгенерированными элементами, т.е. использовать рабочую выборку $\{\tilde{u}_i, \tilde{\mu}_i, \tilde{x}_i, i = \overline{1, N}, N > s\}$, то это позволит значительно повысить эффективность управления в областях разреженностей и пропусков в пространстве входных и выходных переменных.

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

$$\Delta u_{j,s+1} = \sum_{i=1}^n \theta_i (x_{i,s+1}^* - x_{i,s}), j = \overline{1, m}. \quad (4.2.2)$$

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

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

$$u_{1,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^N \tilde{u}_{1,i} \prod_{l=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{l,s+1} - \tilde{\mu}_{l,i}}{c_s^\mu}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - \tilde{x}_{j,i}}{c_s^x}\right)}{\sum_{i=1}^N \prod_{l=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{l,s+1} - \tilde{\mu}_{l,i}}{c_s^\mu}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - \tilde{x}_{j,i}}{c_s^x}\right)}, \quad (4.2.3)$$

где $\Phi(\cdot)$ – ядерная колоколообразная функция и параметры размытости c_s^u, c_s^μ, c_s^x удовлетворяют условиям сходимости [59].

Так, используя формулы (4.2.1) – (4.2.3), 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, «по цепочке».

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

$$u_{j,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^N \tilde{u}_{j,i} \prod_{p=1}^{j-1} \Phi\left(\frac{u_{p,s+1} - \tilde{u}_{p,i}}{c_s^u}\right) \prod_{l=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{l,s+1} - \tilde{\mu}_{l,i}}{c_s^\mu}\right) \prod_{v=1}^n \Phi\left(\frac{x_{v,s+1}^* - \tilde{x}_{v,i}}{c_s^x}\right)}{\sum_{i=1}^N \prod_{p=1}^{j-1} \Phi\left(\frac{u_{p,s+1} - \tilde{u}_{p,i}}{c_s^u}\right) \prod_{l=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{l,s+1} - \tilde{\mu}_{l,i}}{c_s^\mu}\right) \prod_{v=1}^n \Phi\left(\frac{x_{v,s+1}^* - \tilde{x}_{v,i}}{c_s^x}\right)}, \quad (4.2.4)$$

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

Параметры размытости для каждой компоненты векторных переменных u, x, μ находятся в соответствии со следующим алгоритмом. На первом шаге находим значение параметра размытости c_s^μ :

$$c_s^\mu = \alpha |\mu_{s+1} - \mu^0|, \quad (4.2.5)$$

где коэффициент $\alpha > 1$, μ^0 – наиболее близкая точка из выборки $\{\mu_i, i = \overline{1, s}\}$ к значению μ_{s+1} .

На втором шаге находим значение коэффициента размытости ядра c_s^x :

$$c_s^x = \beta |x_{s+1}^* - x^0|, \quad (4.2.6)$$

где коэффициент $\beta > 1$, x^0 – наиболее близкая точка из выборки $\{x_i, i = \overline{1, s'}\}$ к значению x_{s+1}^* , где $\{x_i, i = \overline{1, s'}, s' < s\}$ – точки выборки, для которых выполняется следующее условие:

$$|\mu_{s+1} - \mu_i| / c_s^\mu \leq 1, i = \overline{1, s}. \quad (4.2.7)$$

И на последнем этапе находится значение коэффициента c_s^u :

$$c_s^u = \gamma |u_{s+1} - u^0|, \quad (4.2.8)$$

где коэффициент $\gamma > 1$, u^0 – точка из выборки $\{u_i, i = \overline{1, s''}\}$, по своему значению наиболее близкая к значению точки u_{s+1} , где $\{u_i, i = \overline{1, s''}, s'' < s'\}$ – точки выборки, для которых выполняются следующие условия:

$$\begin{cases} |\mu_{s+1} - \mu_i| / c_s^\mu \leq 1, i = \overline{1, s'}, \\ |x_{s+1}^* - x_i| / c_s^x \leq 1, i = \overline{1, s'}. \end{cases} \quad (4.2.9)$$

Задающее воздействие $u(t)$ находится последовательно по каждой компоненте, причем каждое последующее значение $u_j, j = \overline{2, m}$ зависит от значения $u_j, j = \overline{1, m-1}$, найденного на предыдущем шаге.

Таким образом, предложенный дуальный непараметрический алгоритм позволяет управлять многомерным процессом в условиях отсутствия априорных знаний о характеристике процесса, известно лишь, что характеристика объекта является взаимно однозначной.

4.3 Компьютерные исследования непараметрического алгоритма дуального управления

Для подтверждения эффективности работы предлагаемого непараметрического алгоритма дуального управления ниже приведены результаты численных исследований. Вычислительные эксперименты были проведены для нелинейных безынерционных объектов при различном уровне помех и видах задающих воздействий.

Пример 1. В рамках вычислительного эксперимента из соображений простоты рассуждений и иллюстрации рассмотрим объект, имеющий входную управляемую переменную u , входную неуправляемую переменную μ и выходную переменную x . Пусть объект описывается следующим уравнением:

$$x(t) = 2\sqrt{u(t)} + u(t) + \mu(t) + g^x(t), \quad (4.3.1)$$

где $g^x(t)$ – равномерно распределенная помеха (2.4.2).

Контролируемая неуправляемая переменная $\mu(t)$ имеет следующее математическое описание:

$$\mu(t) = \sin(0,015t). \quad (4.3.2)$$

Для оценки эффективности работы алгоритма управления будем вычислять относительную ошибку управления:

$$W_p = (s)^{-1} \sum_{i=1}^s \left| \frac{x_i - x_i^*}{x_i^*} \right|, \quad (4.3.3)$$

где x_i^* – величина задающего воздействия, x_i – значение выхода объекта.

Примем начальные значения: $u_0 = 0$, $\mu(0) = 0$, $x_0 = 0$. Пусть $x^*(t) = 5$ при $0 < t \leq 420$. Рассмотрим, как влияет на качество управления величина параметра α . Как видно из рисунка 4.4, при $\alpha = 2$ наблюдается расхождение значения выхода объекта $x(t)$ и задающего воздействия $x^*(t)$. От величины параметра α зависит величина параметра c_s^μ , для того чтобы нивелировать влияние неуправляемой переменной необходимо настроить величину данного параметра.

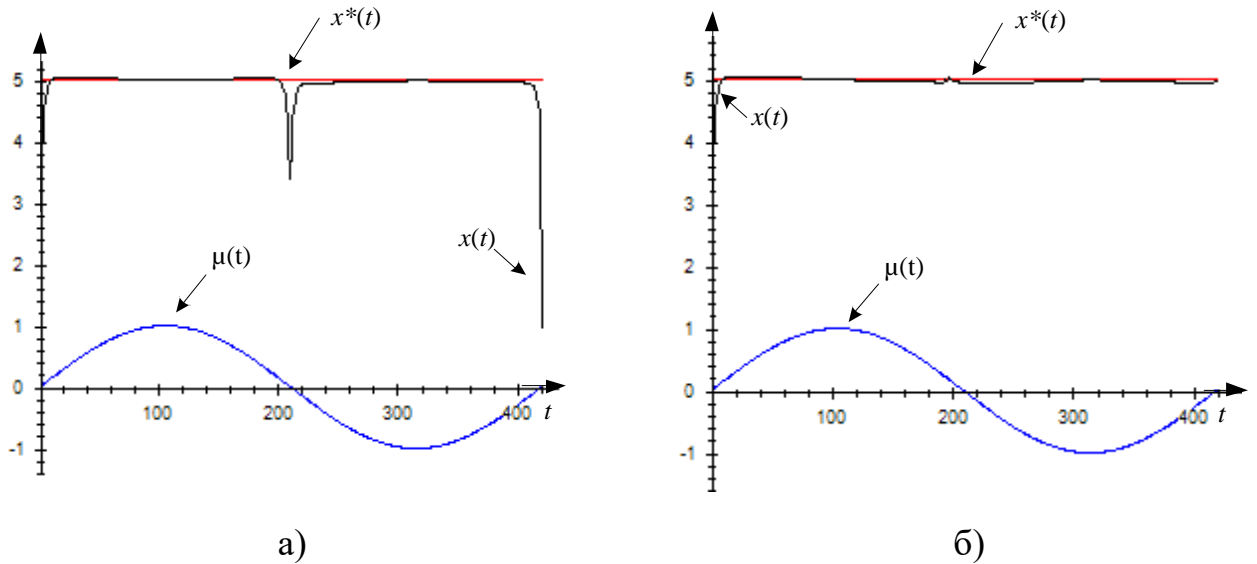


Рисунок 4.4 – Результат работы алгоритма управления: а) $\alpha = 2$; б) $\alpha = 2,7$

На нижеследующем рисунке показан график зависимости ошибки управления (4.3.3) от параметра α в случае отсутствия помех. С увеличением значения параметра α величина ошибки W_p уменьшается и устанавливается на значении $W_p = 0,029$.

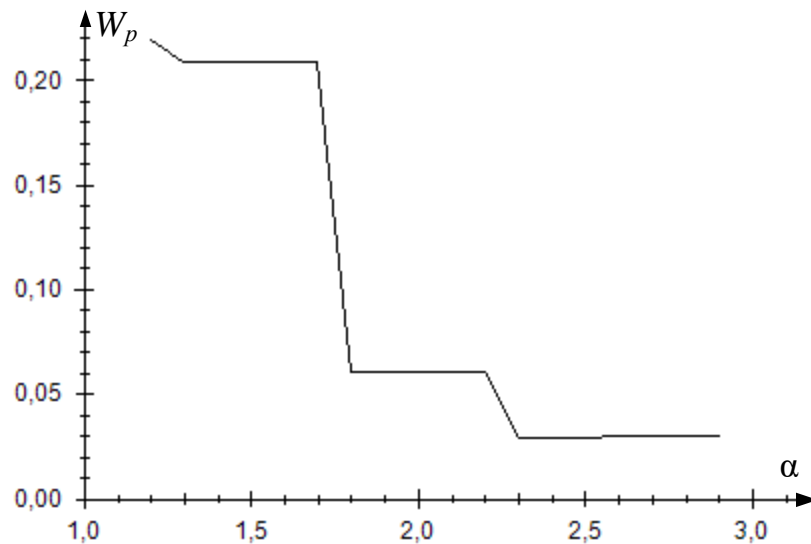


Рисунок 4.5 – График зависимости ошибки управления W_p от параметра α

Далее рассмотрим результаты эксперимента, когда на вход управляющего устройства подавалось ступенчатое задающее воздействие:

$$\begin{cases} x^*(t) = 3, & \text{если } 0 < t \leq 70; \\ x^*(t) = 4, & \text{если } 70 < t \leq 140; \\ x^*(t) = 5, & \text{если } 140 < t \leq 210; \\ x^*(t) = 2, & \text{если } 210 < t \leq 280; \\ x^*(t) = 6, & \text{если } 300 < t \leq 350; \\ x^*(t) = 1, & \text{если } 350 < t \leq 420. \end{cases} \quad (4.3.4)$$

Параметры алгоритма управления были настроены вручную и приняли следующие значения: $\alpha = 2,5$, $\beta = 1,2$, $\theta = 0,3$. Результаты управления в условии отсутствия и наличия помех представлены на рисунке 4.6. Несмотря на влияние помех, выход объекта $x(t)$ достиг значения задающего воздействия $x^*(t)$.

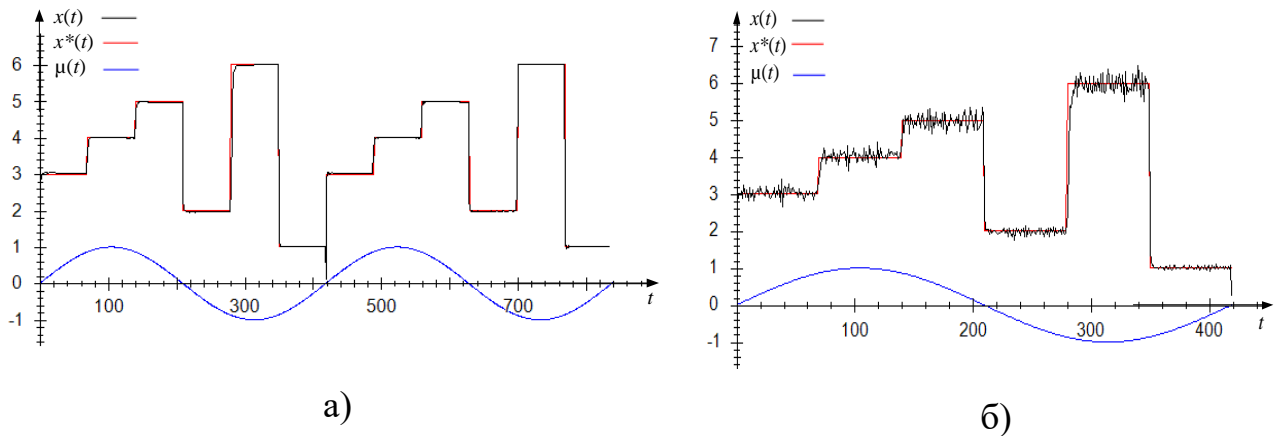


Рисунок 4.6 – Результат работы алгоритма управления: а) при отсутствии помех $k = 0$, $W_p = 0,039$, б) при уровне помех $k = 0,05$, $W_p = 0,056$

Ниже показан график изменения задающего воздействия с течением времени t в случае отсутствия помех (рис. 4.7, а) и при воздействии на объект помехи $k = 0,05$ (рис. 4.8, б). Поисковый шаг Δu играет ключевую роль на начальной стадии работы алгоритма: при изменении значения задающего воздействия $x^*(t)$ меняется величина Δu . Однако при увеличении обучающей выборки, роль поискового шага Δu сходит на нет.

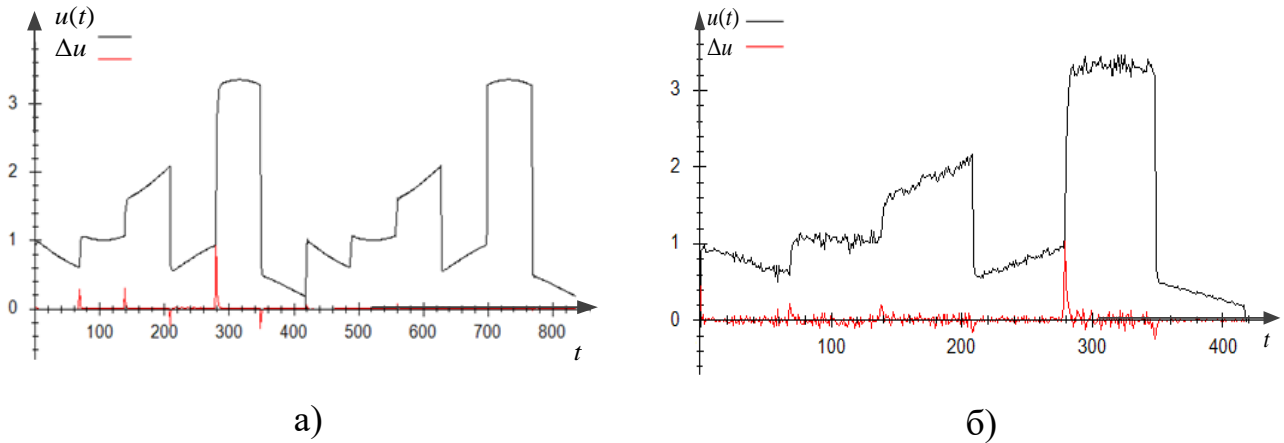


Рисунок 4.7 – График управляющего воздействия $u(t)$ и поискового шага Δu : а) при отсутствии помех, б) при уровне помех $k = 0,05$

Ранее были рассмотрены случаи, когда задающее воздействие представляло собой константу или ступенчатое воздействие. В следующем эксперименте пусть задающее воздействие изменяется каждый такт времени согласно какому-либо правилу или представляет собой случайное задание:

$$\begin{cases} x^*(t) = 2, & \text{если } 0 < t \leq 50; \\ x^*(t) = 2,5, & \text{если } 50 < t \leq 80; \\ x^*(t) = 2 + \sin(0,05t), & \text{если } 80 < t \leq 180; \\ x^*(t) = 1,5 + \zeta, & \text{если } 180 < t \leq 200; \end{cases} \quad (4.3.5)$$

где ζ – равномерно распределенная случайная величина в интервале $[0;1]$.

График выходной переменной $x(t)$, задающего воздействия $x^*(t)$ и неуправляемой входной переменной $\mu(t)$ на рисунке 4.8. На начальном этапе задающее воздействие имеет вид ступеньки и траектории. Происходит активное накопление информации. Затем задание носит случайный характер. Несмотря на то, что случайное задание на практике не встречается, этот случай интересно рассмотреть с теоретической точки зрения. С подобным случайным заданием не справится ни один из существующих алгоритмов управления.

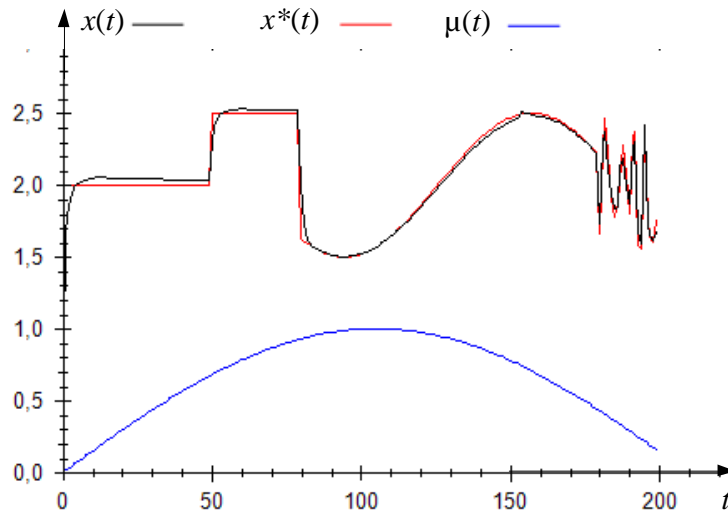


Рисунок 4.8 – Результат управления при задающем воздействии (4.3.5)

При случайном задании поисковый шаг каждый раз меняет свое значение, т.к. на каждом такте изменяется величина задающего воздействия $x^*(t)$ (рис. 4.9).

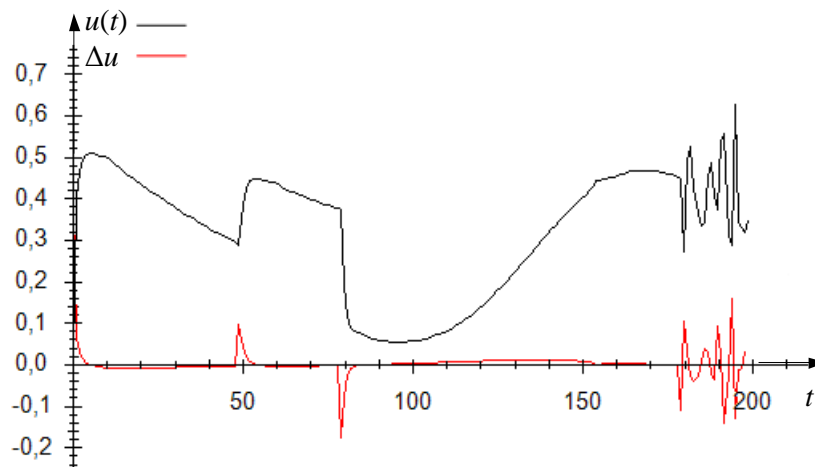


Рисунок 4.9 – График управляемой переменной $u(t)$ и поискового шага Δu

Пример 2. Рассмотрим многомерный случай, когда объект имеет три входные управляемые переменные $u = (u_1, u_2, u_3)$ и две неуправляемые переменные $\mu = (\mu_1, \mu_2)$:

$$x = 0,5u_1 + 1,5u_2 + u_3^3 + \mu_1 + \mu_2 + g^x(t), \quad (4.3.6)$$

где значения неуправляемых, но контролируемых переменных распределены по следующему правилу μ_1, μ_2 :

$$\begin{aligned}\mu_1 &= \sin(0,03t), \\ \mu_2 &= 0,5\sin(0,06t).\end{aligned}\tag{4.3.7}$$

Графики μ_1, μ_2 представлены на нижеследующем рисунке.

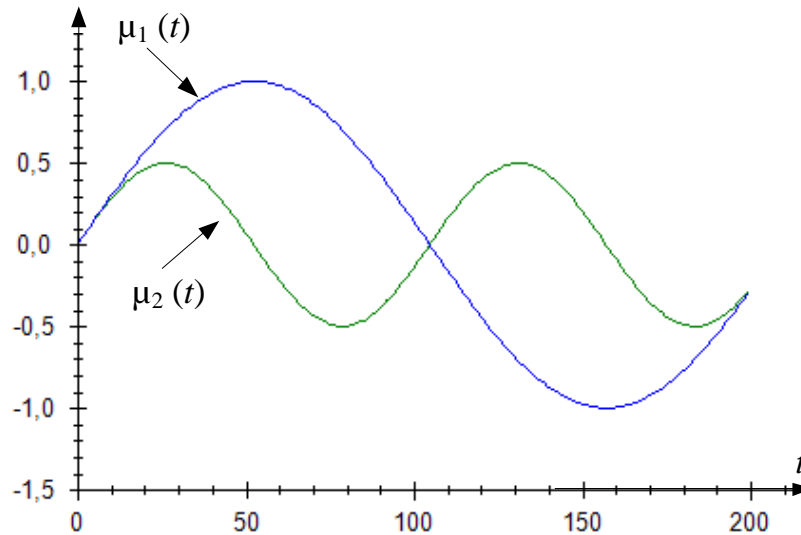


Рисунок 4.10 – Графики неуправляемых переменных $\mu_1(t), \mu_2(t)$ при $0 \leq t \leq 200$

Зададим следующие начальные значения: $u_0 = (0,0,0)$, $\mu_1(0) = 0$, $\mu_2(0) = 0$, $x_0 = 0$. Задающее воздействие $x^*(t)$ изменяется согласно следующему правилу:

$$\begin{cases} x^*(t) = 1, & \text{если } 0 < t \leq 50; \\ x^*(t) = 2 + \cos(0,1t), & \text{если } 50 < t \leq 100; \\ x^*(t) = 3, & \text{если } 100 < t \leq 150; \\ x^*(t) = 1,5, & \text{если } 150 < t \leq 200. \end{cases}\tag{4.3.8}$$

Рассмотрим результаты работы алгоритма в условии различного уровня помех (рис. 4.11). Значения параметров были настроены вручную: $\alpha = 4$, $\beta = 1,2$, $\gamma = 1,2$, $\theta = 0,35$. В многомерном случае алгоритм управления также позволил привести объект к желаемому значению $x^*(t)$. Несмотря на помехи, действующие на объект (рис. 4.11, б), алгоритм также сработал достаточно точно.

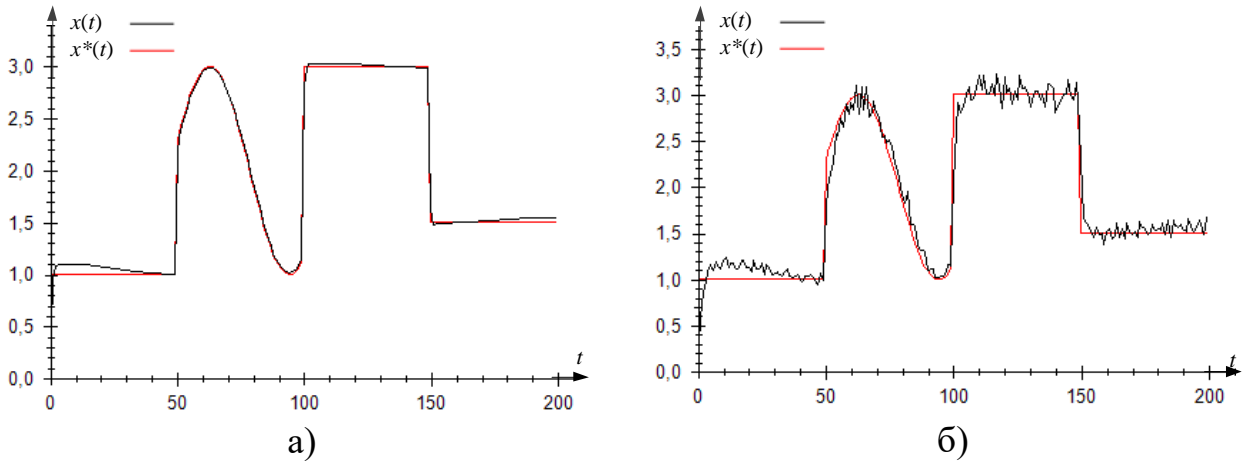


Рисунок 4.11 – Результаты управления при задающем воздействии (4.3.8):

а) при отсутствии помех, $W_p = 0,102$; б) при уровне помех $k = 0,05$, $W_p = 0,136$

Проведем серию экспериментов по исследованию зависимости ошибки регулирования от уровня помех при различных задающих воздействиях (вариант а – ступенчатое воздействие, б – траектория):

$$\begin{aligned}
 \text{а) } & \begin{cases} x^*(t) = 2, & \text{если } 0 < t \leq 30, \\ x^*(t) = 5, & \text{если } 30 < t \leq 600, \\ x^*(t) = 3, & \text{если } 60 < t \leq 100; \end{cases} & (4.3.9) \\
 \text{б) } & x^*(t) = 2 \sin(0,5t), \quad 0 < t \leq 100.
 \end{aligned}$$

В каждом эксперименте на вход управляющего устройства будем подавать одно из задающих воздействий (4.3.9) и вычислять ошибку управления W_p при различном уровне помех, результаты усреднялись по серии из 10 экспериментов.

Таблица 4.1 – Значение ошибки управления W_p объекта (4.3.6) при различном уровне помех

$x^*(t) \backslash k$	0	0,03	0,05	0,07	0,1	0,15
а	0,07	0,105	0,123	0,173	0,236	0,353
б	0,141	0,146	0,152	0,159	0,177	0,235

Очевидно, что с увеличением помехи качество управления снижается, о чем говорит рост ошибки управления (табл. 4.1). Непараметрический дуальный

алгоритм является устойчивым к помехам и в многомерном случае, однако уровень помех не должен превышать 7% от величины выхода объекта.

Рассмотрим следующий эксперимент, который имеет теоретический интерес. Пусть на вход регулятора поступает следующее задающее воздействие:

$$\begin{cases} x^*(t) = \sin(0,1t), & \text{если } 0 < t \leq 100, \\ x^*(t) = -0,5 + \zeta(t), & \text{если } 100 < t \leq 150; \end{cases} \quad (4.3.10)$$

где $\zeta(t)$ – равномерно распределенная случайная величина в интервале $[-1;1]$.

Задающее воздействие первые 100 тактов имеет вид траектории, а затем носит случайный характер. Алгоритм управления начинает работать с первого такта, поэтому ему требуется некоторое время для обучения, на графике можно заметить расхождение между значениями выхода объекта $x(t)$ и желаемым значением $x^*(t)$. Ошибка управления в этом случае составила $W_p = 0,12$. Даже в случае случайного задания эффективность управления достаточно высока, как видно из рисунка 4.12 графики выхода объекта $x(t)$ и задающего воздействия $x^*(t)$ практически совпадают.

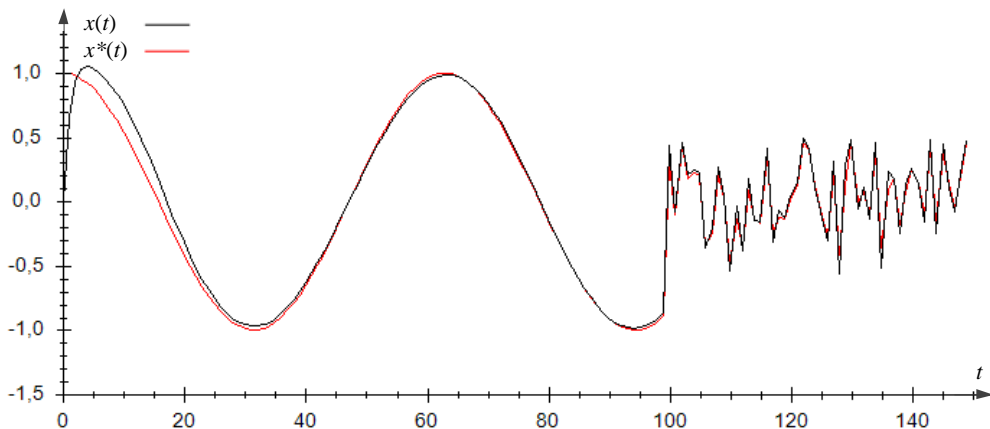


Рисунок 4.12 – Выход объекта при задающем воздействии (4.3.10)

Пример 3. В следующем эксперименте рассмотрим многомерный процесс, имеющего три входные переменные $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t))$ и две выходные переменные $x(t) = (x_1(t), x_2(t))$. Пусть объект описывается следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} x_1(t) = 2u_1(t) + \sqrt{u_2(t)} + 1,5u_3(t) + g^{x_1}(t), \\ x_2(t) = 1,5u_1(t) + 0,3e^{u_2(t)} + 2u_3(t) + g^{x_2}(t), \end{cases} \quad (4.3.11)$$

В данном случае многомерной является не только входная переменная $u(t)$, но и выходная $x(t)$. Рассмотрим случай комбинированного накопления информации. На начальном этапе имеется обучающая выборка $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$, накопленная в результате пассивного эксперимента, затем работу начинает алгоритм управления, и выборка дополняется новыми наблюдениями $\{(\mu_{s+1}, u_{s+1}, x_{s+1}), (\mu_{s+2}, u_{s+2}, x_{s+2}), \dots\}$. Рассмотрим результаты эксперимента при различных объемах обучающих выборок наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$.

В случае многомерного выхода объекта $x(t)$ для каждой компоненты вектора выходной переменной определяем значение задающего воздействия $x^*(t) = (x_1^*(t), x_2^*(t))$:

$$\begin{cases} x_1^*(t) = 2, \text{ если } s < t < s + 100, \\ x_2^*(t) = 2, \text{ если } s < t < s + 100, \\ x_1^*(t) = 3, \text{ если } s + 100 \leq t < s + 200, \\ x_2^*(t) = 3,5, \text{ если } s + 100 \leq t < s + 200. \end{cases} \quad (4.3.12)$$

Результаты управления при наличии обучающей выборки объема $s = 200$ представлены ниже.

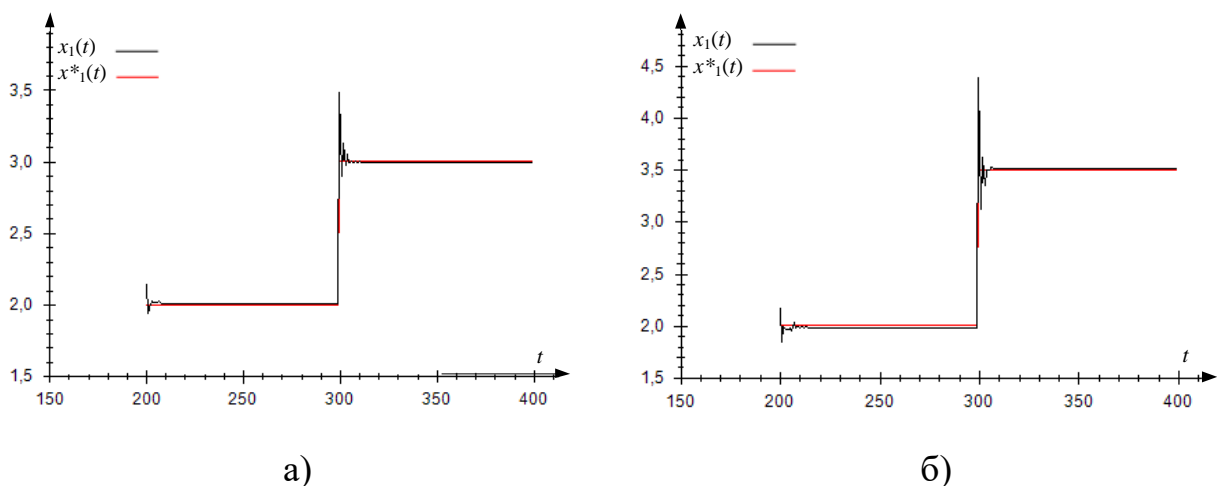


Рисунок 4.13 – График результатов управления при задающем воздействии (4.3.12): а) для выходной переменной $x_1(t)$ и задающего воздействия $x_1^*(t)$, б) для выходной переменной $x_2(t)$ и задающего воздействия $x_2^*(t)$

Ошибка управления вычислялась отдельно для каждой выходной переменной $x_1(t)$, $x_2(t)$: $W_{p1} = 0,077$ и $W_{p2} = 0,097$. На вход регулятора поступает ступенчатое задающее воздействие, в соответствии с которым последовательно вырабатывается соответствующее значение управления $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t))$. Ниже представлены графики управляющих воздействий $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t))$.

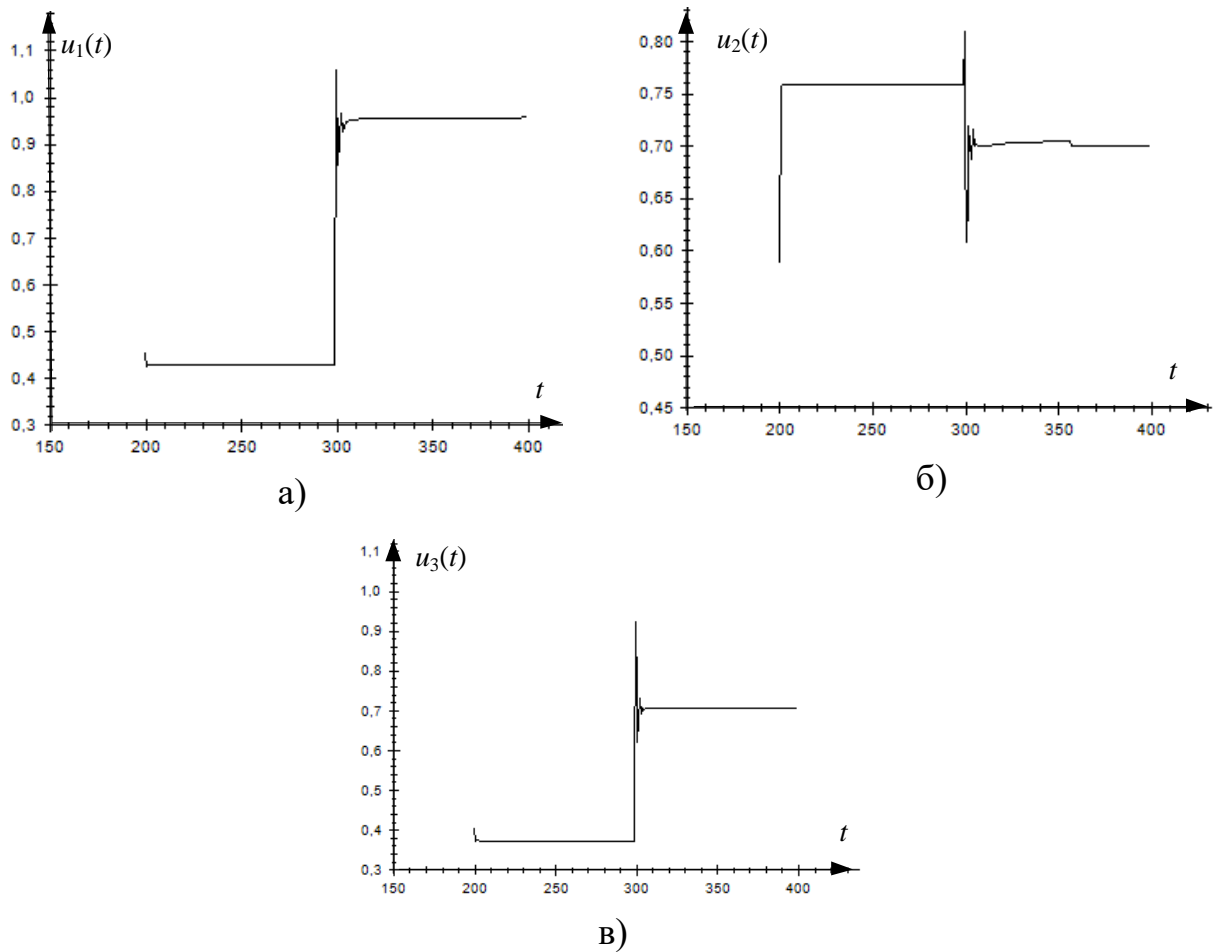


Рисунок 4.14 – График управляющих воздействий при задающем воздействии (4.3.12): а) для переменной $u_1(t)$, б) для переменной $u_2(t)$, в) для переменной $u_3(t)$

Из рисунков 4.14 видно, что значения управляющих $u_1(t)$, $u_2(t)$, $u_3(t)$ меняют свои значения при изменении значений вектора задающих воздействий $x^*(t) = (x_1^*(t), x_2^*(t))$, что позволяет достаточно быстро привести значения вектора выходных переменных $x(t)$ к желаемым значениям $x^*(t)$ (рис. 4.13).

В следующей серии экспериментов при различном уровне помех и объеме обучающих выборок будем одномерные ошибки (4.3.3) W_{p1} для выходной переменной $x_1(t)$ и W_{p2} для выходной переменной $x_2(t)$ при управлении объектом (4.3.11). Результаты усреднялись по 10 экспериментам (табл. 4.2), т.е. при одних и тех же значениях параметров алгоритма управления, величины помехи k и объема выборки s фиксировались значения ошибок управления W_{p1} , W_{p2} , а в таблицу заносились средние значения.

Таблица 4.2 – Результаты управления многомерным объектом (4.3.11) при различном уровне помех k и объеме выборки s

$k \backslash s$	100	200	300	400	500
0	$W_{p1} = 0,136$	$W_{p1} = 0,131$	$W_{p1} = 0,035$	$W_{p1} = 0,013$	$W_{p1} = 0,031$
	$W_{p2} = 0,152$	$W_{p2} = 0,130$	$W_{p2} = 0,098$	$W_{p2} = 0,079$	$W_{p2} = 0,025$
0,03	$W_{p1} = 0,146$	$W_{p1} = 0,138$	$W_{p1} = 0,110$	$W_{p1} = 0,055$	$W_{p1} = 0,053$
	$W_{p2} = 0,162$	$W_{p2} = 0,129$	$W_{p2} = 0,129$	$W_{p2} = 0,077$	$W_{p2} = 0,048$
0,05	$W_{p1} = 0,149$	$W_{p1} = 0,142$	$W_{p1} = 0,139$	$W_{p1} = 0,078$	$W_{p1} = 0,096$
	$W_{p2} = 0,176$	$W_{p2} = 0,154$	$W_{p2} = 0,148$	$W_{p2} = 0,113$	$W_{p2} = 0,094$
0,1	$W_{p1} = 0,264$	$W_{p1} = 0,218$	$W_{p1} = 0,185$	$W_{p1} = 0,167$	$W_{p1} = 0,137$
	$W_{p2} = 0,256$	$W_{p2} = 0,203$	$W_{p2} = 0,151$	$W_{p2} = 0,093$	$W_{p2} = 0,097$

Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод, что с увеличением величины помех качество управления снижается. Однако с ростом обучающей выборки качество управления возрастает. Так, например, при 10% уровне помех увеличение выборки в 4 раза приводит к уменьшению ошибки управления более чем в 2 раза. В случае использования непараметрических алгоритмов не требуется знания о структуре объекта, его математическое описание, но необходимая представительная выборка наблюдений, поэтому при наличии обучающей выборки достаточного объема можно управлять нелинейными объектами достаточно точно.

Ранее были рассмотрены случаи управления многомерными нелинейными объектам с независимыми входными переменными. Однако предлагаемый непараметрический дуальный алгоритм может быть использован в случае наличия стохастической зависимости компонент вектора управляющих воздействий, т.к. каждое значение управляющего воздействия $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t))$ вычисляется последовательно. Другими словами, каждое значение компоненты управляющего воздействия зависит от значения, найденного на предыдущем шаге.

Пример 4. Рассмотрим результаты вычислительного эксперимента по управлению процессом, имеющим «трубчатую» структуру. Пусть процесс описывается следующей системой:

$$\begin{cases} x_1(t) = u_1(t) + 2u_2(t) + 1,5u_2(t)u_3(t) + g^{x_1}(t), \\ x_2(t) = 4u_1(t) - 0,5u_2(t) + 1,5u_3(t) + g^{x_2}(t), \\ u_3(t) = 0,3u_1(t) + u_2(t) + \psi, \end{cases} \quad (4.3.13)$$

где ψ – случайная величина, распределенная в интервале $[-0,05; 0,05]$ по равномерному закону, $u_1, u_2 \in [0; 3]$.

Значение задающего воздействия $x^*(t) = (x_1^*(t), x_2^*(t))$ имеет следующий вид:

$$\begin{cases} x_1^*(t) = 2, \text{ если } s < t < s + 100, \\ x_2^*(t) = 3, \text{ если } s < t < s + 100, \\ x_1^*(t) = 11, \text{ если } s + 100 \leq t < s + 200, \\ x_2^*(t) = 4, \text{ если } s + 100 \leq t < s + 200. \end{cases} \quad (4.3.14)$$

Для наглядности ниже на рисунках 4.15, а, б представлены результаты экспериментов в случае отсутствия помех при наличии обучающая выборка объемом 200 наблюдений $\{u_i, x_i, i = \overline{1, 200}\}$. При изменении задающего воздействия первые несколько тактов алгоритм настраивается, а затем приводит выход объекта к желаемому значению. Ошибки управления в этом случае составили: $W_{p1} = 0,149$, $W_{p2} = 0,059$.

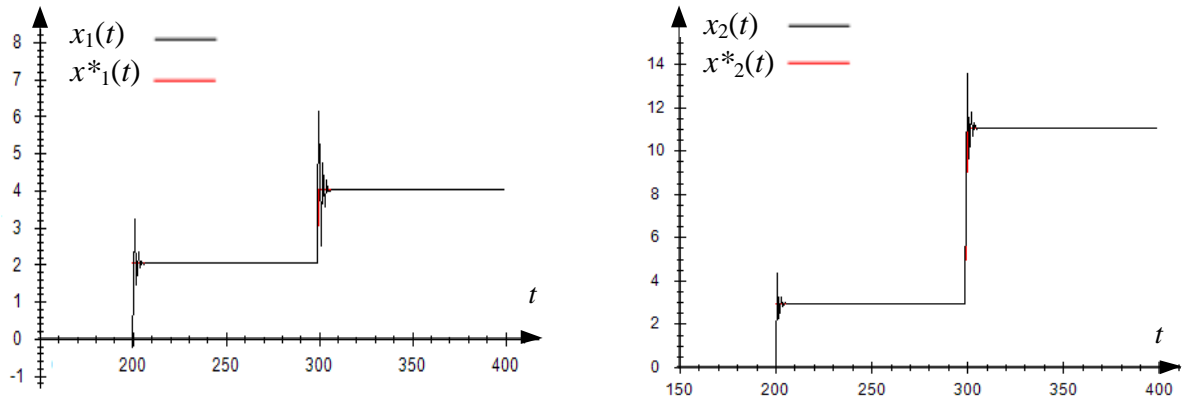


Рисунок 4.15 – Результаты работы непараметрического алгоритма для «трубчатого» процесса: а) график выходной переменной $x_1(t)$ и задающего воздействия $x^*_1(t)$, б) график выходной переменной $x_2(t)$ и задающего воздействия $x^*_2(t)$

При управлении математическое описание объекта остается неизвестным, также нет информации о том, является ли процесс «трубчатым». Однако и в этом случае алгоритм справился со своей задачей и привел выход объекта к задающему значению.

Выводы по четвертой главе

Четвертая глава диссертационной работы посвящена вопросу непараметрического управления многомерными безынерционными объектами с запаздыванием. Приведен краткий обзор алгоритмов дуального управления, существующих на сегодняшний день.

Основной особенностью предлагаемого алгоритма является то, что он позволяет управлять объектом в условиях малых априорных сведений – нет необходимости знать математическое описание объекта, его параметрическую структуру. Управление может происходить в режиме активного, пассивного и комбинированного способа накопления информации.

Приведены результаты серии вычислительных экспериментов, подтверждающие эффективность разработанных алгоритмов. В зависимости от

сложности метаматематической структуры объекта, уровня помех требуется различный объем выборок. Значения вектора управляющего воздействия вычисляются последовательно, т. е. каждое последующее значение компоненты вектора $u(t)$ зависит от значения, полученного на предыдущем шаге. Эта особенность позволяет использовать разработанный алгоритм управления в случае наличия стохастической зависимости между входными переменными управляемого объекта.

5 Моделирование процесса кислородно-конвертерной плавки стали

5.1 Краткие сведения о технологическом процессе

Черная металлургия – одна из ведущих отраслей металлургической промышленности России. По производству первичной стали с 2007 по 2014 год Россия находится на 4 месте в мировом рейтинге, опубликованном Ассоциацией производителей стали [153]. На сегодняшний день наиболее распространен конвертерный процесс производства стали с верхней продувкой ванны кислородом.

Одним из крупнейших металлургических комбинатов в России является ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат», где для производства стали применяются кислородные конверторы. На ОАО «ЗСМК» функционируют следующие автоматические системы управления технологическими процессами (АСУ ТП):

- кислородных конвертеров,
- раскисления (удаление из жидкого металла кислорода),
- легирования (добавление в состав металла примесей для улучшения его свойств),
- непрерывной разливки готового продукта.

Данные о ходе процесса предоставляются в реальном времени, визуализация осуществляется в виде мнемосхем, графиков, отчетов, но окончательное решение о выборе того или иного управляющего воздействия остаётся за человеком. Разработка системы поддержки принятия решений выбора режимных параметров, анализа качества ведения технологического процесса, которую можно интегрировать в существующие на предприятии АСУ ТП, является перспективным направлением исследований [21, 41, 131].

В диссертационной работе рассматривался процесс плавки стали в кислородном конвертере. Кислородно-конвертерный процесс представляет собой передел жидкого чугуна в сталь без затраты топлива путем продувки чугуна в

конвертере технически чистым кислородом сверху [112]. Достоинства такого способа производства стали – это высокая производительность, быстрота, отсутствие потребности в технологическом топливе, малая капиталоемкость, низкие расходы по переделу и др. Одним из преимуществ является возможность переработки в кислородных конвертерах чугуна практически любого состава с добавками стального металлолома.

Кислородный конвертер представляет собой сосуд грушевидной формы из стального листа, футерованный основным кирпичом. Вместимость конвертера составляет 130 – 150 тонн жидкого чугуна. Конвертер может поворачиваться на 360° . Далее приведено краткое описание технологического процесса кислородно-конвертерной плавки.

Кислородно-конвертерный процесс производства стали состоит из следующих этапов: загрузка металлолома, заливка чугуна, продувка кислородом, загрузка шлакообразующих, слив стали и шлака (рис. 5.1) [4, 22].

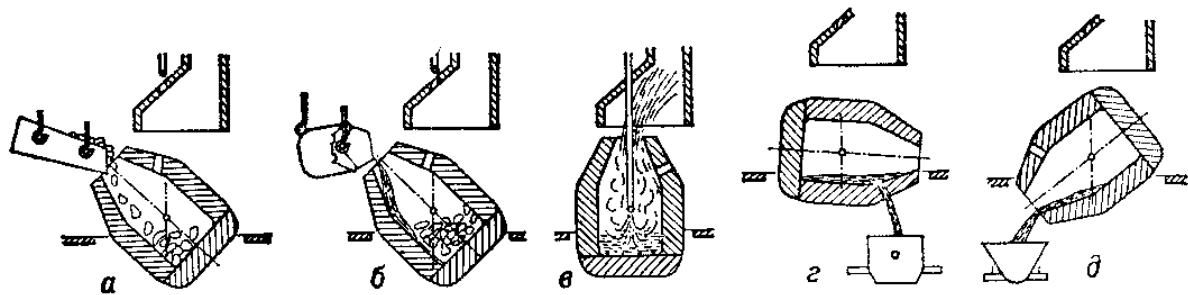


Рисунок 5.1 – Техническая схема производства стали в кислородном конвертере

Загрузка конвертера начинается с завалки всего стального лома и части извести (рис. 5.1, а). С помощью завалочных машин лоткового типа в наклоненный конвертер загружают лом. После этого заливают жидкий чугун, используя заливочные краны (рис. 5.1, б). Конвертер устанавливают в вертикальное положение, вводят фурму и подают кислород (рис. 5.1, в). Оставшуюся часть извести и руду, если она применяется, загружают порционно

по ходу продувки. В конце процесса кислородно-конвертерной плавки для охлаждения металла может применяться известняк.

Жидкий чугун продувается кислородом под давления 10 – 12 атмосфер через трехстенную фурму, которая охлаждается водой. Кислород выжигает примеси: углерод, кремний, марганец, серу, фосфор и др. При окислении примесей выделяется большое количество тепла, за счет этого происходит повышение температуры металла с одновременным снижением содержания в нем примесей. Для продувки используют кислород (ГОСТ 558-78) чистотой не ниже 99,5% O₂ с содержанием азота не более 0,1%. Чистота кислорода должна быть как можно больше для предотвращения насыщения металла азотом. В конвертере продувка кислородом происходит с высокой интенсивностью, поэтому кислородно-конвертерный процесс протекает очень быстро: время продувки составляет 20 – 30 минут.

После окончания продувки конвертер поворачивают и выпускают сталь в ковш (рис. 5.1, г), где раскисляют осаждающим методом ферромарганцем, ферросилицием и алюминием, затем сливают шлак (рис. 5.1, д).

Приведем пример хронометража одной из плавов для пояснения хода конвертерного процесса [15].

Таблица 5.1 – Пример хронометража плавки стали

Операция	Время, мин:сек
Конец выпуска предыдущей плавки	00:00
Начало заливки лома	02:05
Конец заливки лома	04:37
Начало заливки чугуна в конвертер	05:05
Конец заливки чугуна	06:02
Начало продувки	06:15
Загрузка в конвертер сыпучих добавок:	
первой порции извести	06:25
второй порции извести	10:44
порции плавикового шпата	17:30

порции железной руды	25:24
Конец продувки	27:29
Отбор пробы металла, измерение температуры	29:23
Начало додувки	32:46
Конец додувки	34:07
Отбор пробы метала и его анализ	36:12
Начало выпуска стали	41:56
Конец выпуска стали	44:04
Конец выпуска шлака	46:00

Для получения стали заданного качества необходимо построить такую модель изучаемого процесса кислородно-конвертерной плавки, которую можно использовать в целях управления [6, 68]. Прежде всего, для эффективного управления технологическим процессом конвертерной плавки необходимо многочисленная информация о входных, выходных параметрах, возмущающих воздействиях, а также состояния конвертера и его оборудования [7].

5.2 Технологическая постановка задачи моделирования процесса кислородно-конвертерной плавки стали

Предметом исследования является кислородно-конвертерный цех №2 (ККЦ№2) подсистемы оперативного планирования выплавки, внепечной обработки и непрерывной разливки на сортовой машине непрерывной разливки углеродистой стали обыкновенного качества (в соответствии с ГОСТ 380-235г) ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат».

В настоящее время в ККЦ№2 работают конвертеры емкостью 350 т. Процесс плавки быстротечен: его длительность составляет от 30 до 50 минут. Процессом управляет человек-оператор, который принимает решения на основе своего профессионального опыта, а также опираясь на технологическую инструкцию ТИ 107-СТ. КК2-01-07.

Входные и выходные переменные измеряются в начале и в конце процесса, в ходе протекания процесса оператор получает информацию лишь о косвенных переменных: составе и температуре газов (показания газоанализатора), количестве израсходованного кислорода, а также состоянии сталевыпускного отверстия (количество колец на футеровке), оцениваемом с помощью визуального контроля. Процесс является динамическим, но мы вынуждены рассматривать его как безынерционный с запаздыванием, т.к. нет возможности отслеживать изменение переменных по ходу протекания процесса.

На рисунке 5.2 приведена схема процесса кислородно-конвертерной плавки. Входные переменные можно разделить на управляемые $u(t)$ и неуправляемые $\mu(t)$ при ведении процесса. Также выделены выходные переменные $x(t)$, которые отвечают за качество продукта и измеряются по окончании процесса, и косвенные переменные $\omega(t)$, которые контролируются в процессе кислородно-конвертерной плавки стали.



Рисунок 5.2 – Схема процесса кислородно-конвертерной плавки стали

При изучении процесса кислородной плавки стали в ККЦ№2 были выделены следующие управляемые входные переменные:

- 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 – расстояние между кислородной фурмой и уровнем ванны конвертора (u_{11}).

Следующие переменные контролируемые, но неуправляемые:

- 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).

Векторная выходная переменная x отвечает за качество конечного продукта данного процесса:

- 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 случайные воздействия $\xi(t)$, такие как помехи измерения, тепловое состояние футеровки ковша перед постановкой на выпуск, угар, усвоение присадок, качество лома и др. Кроме того, во время протекания процесса контролируются косвенные показатели $\omega(t)$, которые оператор использует для управления:

- показания газоанализатора: состав конвертерных газов (ω_1), температура конвертерных газов, C° (ω_2);
- количество израсходованного кислорода, м³ (ω_3);

– состояние сталевыпускного отверстия (ω_4).

Исследовалась выборка наблюдений, сформированная из паспортов 189 плавок стали одной марки. Данные были предоставлены ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат». При этом по некоторым переменным измерения отсутствовали вследствие сложности контроля. Так, например, состояние сталевыпускного отверстия контролируется только визуально, данные о положении фурмы не записываются. Таким образом, процесс характеризуется входными переменными $u_1 - u_9$, $\mu_1 - \mu_6$ и выходными $x_1 - x_{14}$.

При производстве стали основной целью управления является получение заданного состава продукции по содержанию углерода [15]. Эта задача является достаточно сложной, т.к. нет прямой информации о содержании углерода в конвертере по ходу продувки, а скорость выгорания углерода весьма велика: одна минута продувки соответствует переходу к стали другой марки. Еще одна не менее важная задача – получение нужной температуры стали к моменту достижения заданного содержания углерода. Это можно достичь путем расчета значений таких управляющих воздействий, как количество охладителей (лома, руды), а также присадок руды, лома и известняка по ходу продувки, положение фурмы.

Для достижения поставленной цели управления необходимо получить математическую модель конвертерного процесса. Далее рассмотрим существующие модели.

5.3 Математические модели кислородно-конвертерной плавки стали

Разработка статических моделей кислородно-конвертерной плавки основывается на априорной информации. Статические модели используют для расчета итоговых значений выходных переменных процесса или управляющих воздействий, которые не являются функцией времени. При составлении таких моделей конвертерный процесс представляется в виде объекта с

сосредоточенными параметрами, при этом не выделяются отдельные подпроцессы, поэтому взаимодействие этих подпроцессов не рассматривается.

Назначение статических моделей определяется постановкой задачи. Если известна шихта (количество, температура и состав чугуна, количество лома) и управляющие воздействия (расход руды, количество кислорода, продолжительность продувки), то можно получить прогноз для выходных переменных (температура и состав стали). Если же заданы значения состава, массы и температуры стали, то при известной интенсивности продувки кислородом возможно рассчитать шихту плавки [15]. Статические модели кислородно-конвертерного процесса плавки стали разделяют на детерминированные, статистические и эмпирические.

Эмпирические модели базируются на наборе правил, выработанных на основе действий оператора. Здесь главным минусом является фактор субъективности – каждый технолог или оператор ведет процесс по-разному, опираясь на свой опыт.

Детерминированные модели базируются на законах сохранения энергии и вещества и представляют собой балансовые уравнения. Конвертерный процесс протекает с поглощением и выделением тепла, поэтому при составлении его детерминированной модели необходимо использовать уравнения теплового баланса и баланса вещества. При изготовлении стали рассматривается изменение концентрации каждого вещества в отдельности (углерода, марганца и др.), поэтому уравнения материального баланса требуются для каждого из них. Теоретически невозможно для конвертерного процесса построить статическую детерминированную модель, основанную только на балансовых уравнениях, т.к. число неизвестных превышает число уравнений. Кроме того, балансовые уравнения не показывают, сколько вещества переходит из одного состояния в другое в результате той или иной химической реакции. Балансовые уравнения можно дополнить эмпирическими зависимостями или, в случае равновесного состояния, использовать соотношения, основанные на втором законе термодинамики. Кроме того, балансовые модели требуют некоторых допущений

и состоят из большого числа уравнений, что усложняет процесс расчета значений интересующих переменных.

При построении детерминированных моделей не учитывается действие случайных возмущений, которые не поддаются контролю (качество лома, угар, помехи измерений). Поэтому при одних и тех же значениях управляющих воздействий, процесс может протекать по-разному. Стохастическая модель, основанная на методах математической статистики, позволяет получить не четко функциональную зависимость между переменными, а наиболее вероятную. Учитываются и анализируются случайные отклонения параметров. Широкое распространение получили параметрические стохастические модели, когда уравнение описываемого процесса известно с точностью до вектора параметров [57, 58, 68, 83]. Стохастические модели имеют ряд недостатков: недостаточная точность и возможность применения только в изученном диапазоне колебаний параметров для данного цеха и данной технологии.

Априорных сведений о процессе плавки стали в кислородном конвертере недостаточно для построения параметрической модели, поэтому в рамках диссертационной работы задача идентификации решалась с помощью непараметрического подхода.

5.4 Предварительная обработка данных кислородно-конвертерной плавки стали

Процесс кислородно-конвертерной плавки стали характеризуется входными переменными $u_1 - u_9$, $\mu_1 - \mu_6$ и выходными $x_1 - x_{14}$. Рассматривались результаты 189 плавов стали, таким образом, имеем выборку наблюдений $\{u_{ji}, \mu_{li}, x_{ki}, j = \overline{1,9}, l = \overline{1,6}, k = \overline{1,14}, i = \overline{1,189}\}$. На первоначальном этапе исследований был проведен корреляционный анализ для выявления линейных зависимостей между переменными процесса и непараметрический анализ для выявления нелинейных зависимостей.

Коэффициент корреляции вычислялся согласно следующей формуле:

$$r = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{(x_{1i} - \hat{m}_1)(x_{2i} - \hat{m}_2)}{\hat{\sigma}_1 \hat{\sigma}_2}, \quad (5.4.1)$$

где s – объем выборки, x_1, x_2 – переменные, $\hat{\sigma}_1, \hat{\sigma}_2$ – оценки среднеквадратических отклонений для переменных x_1 и x_2 соответственно, \hat{m}_1, \hat{m}_2 – оценки математического ожидания для переменных x_1 и x_2 соответственно.

Коэффициент корреляции был рассчитан попарно для всех переменных $u_1 - u_9, \mu_1 - \mu_6$ и $x_1 - x_{14}$. Наибольшее значение коэффициента корреляции $r = 0,907$ между переменными u_2 (количество лома) и μ_6 (садка конвертера). Это объясняется тем, что вес садки конвертера складывается из массы чугуна и лома. Также значимое значение коэффициента корреляции между переменными u_3 (количество извести) и μ_1 (содержание кремния в чугуне): $r = 0,764$, что свидетельствует о линейной зависимости между этими признаками (рис. 5.3).

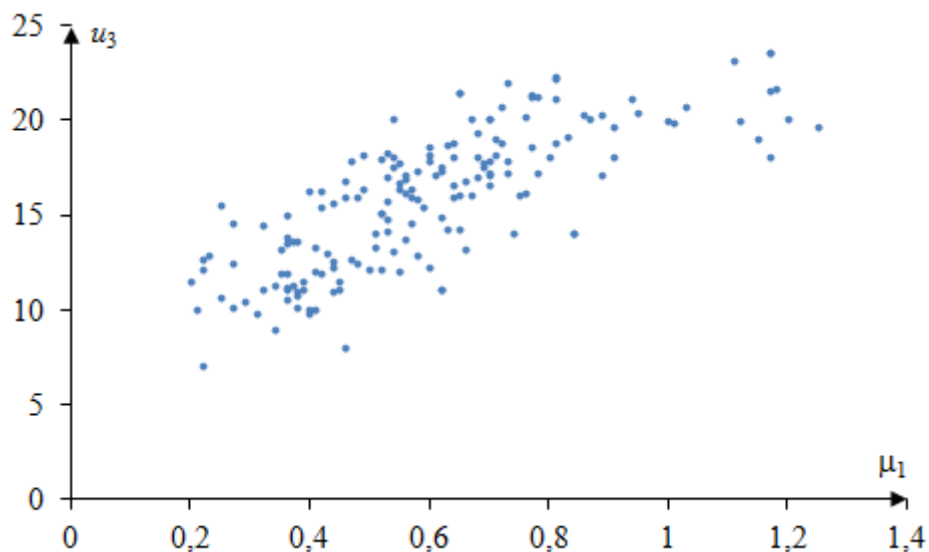


Рисунок 5.3 – Поле корреляции между переменными u_3 (количество извести) и μ_1 (содержание кремния в чугуне)

Ниже в таблице 5.2 приведены переменные x_i, x_j , для которых значение коэффициента корреляции r приняло значение большее 0,6. Можно сделать вывод, что между переменными (табл. 5.2) существует некоторая линейная зависимость.

Таблица 5.2 – Результаты корреляционного анализа

x_i	x_j	r
x_{10}	μ_3	0,668
μ_3	x_5	0,613
x_7	x_9	0,742
x_9	x_{11}	0,666
x_{11}	x_{14}	0,712
x_{13}	x_{14}	0,631

Между остальными переменными коэффициенты корреляции приняли значения меньше 0,6.

Величина коэффициента корреляции говорит только о наличии линейной зависимости, при этом признаки могут быть связаны нелинейно. Для выявления нелинейной зависимости будем попарно для всех признаков восстанавливать непараметрическую оценку функции регрессии по наблюдениям (1.4.2). О наличии зависимости будем судить по относительной ошибке (2.4.3): если переменные связаны стохастической зависимостью, то величина ошибки W будет близка к 0.

Наименьшее значение относительной ошибки составило $W = 0,166$ для переменных x_{11} (содержание серы (S) в шлаке на повалке) и x_{14} (содержание оксида фосфора (P_2O_6) в шлаке на повалке). График оценки зависимости x_{11} от x_{14} показан на рисунке 5.4. Видно, что зависимость носит нелинейный характер.

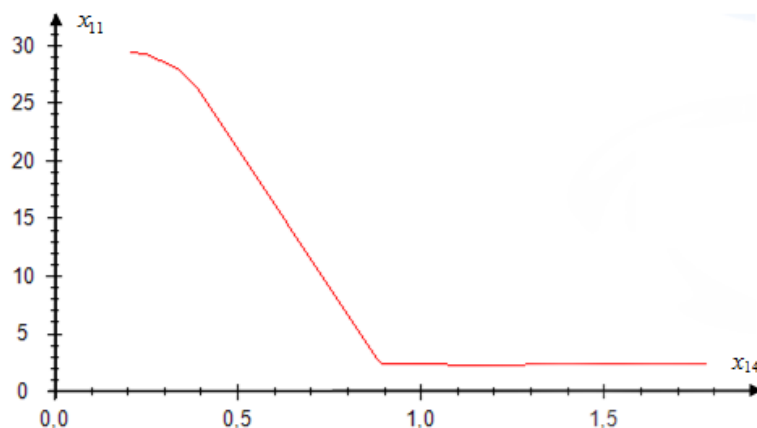


Рисунок 5.4 – Оценка зависимости между переменными x_{11} (содержание S в шлаке на повалке) и x_{14} (содержание P_2O_6 в шлаке на повалке)

На этапе предварительного анализа данных процесса кислородно-конвертерной плавки был проведен корреляционный и непараметрический анализ попарно для всех входных и выходных переменных процесса. Полученные результаты показали, что между некоторыми переменными процесса существует зависимость.

Исходные данные обладают рядом недостатков (рис. 5.5). Так, в выборке присутствуют области сгущений и разреженностей. Проиллюстрируем это на поле корреляции для переменных u_2 (расход лома) и u_5 (расход флюс ФОМИ).

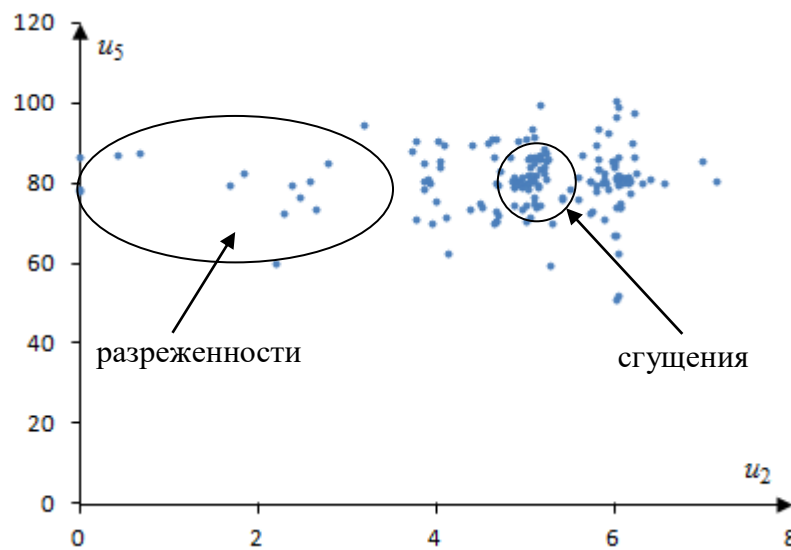


Рисунок 5.5 – Поле корреляции между переменными u_2 (расход лома) и u_5 (расход флюс ФОМИ)

В областях, где присутствуют разреженности, точность прогноза будет низкой. В главе 2 предложен алгоритм по генерации рабочей выборки наблюдений на основе реальных измерений, полученных с объекта. Применим разработанный алгоритм для процесса кислородно-конвертерной плавки стали. В областях разреженностей сгенерируем дополнительные наблюдения, что позволит повысить точность прогноза, получаемых с помощью непараметрических моделей.

5.5 Применение алгоритмов генерации рабочей выборки наблюдений из исходной выборки

Результатом кислородно-конверторной плавки является сталь определенной марки, которая характеризуется химическим составом и температурой [70, 86]. При исследовании технологического процесса (рис. 5.2) были выделены 15 входных и 14 выходных переменных, обрабатывались результаты 189 плавов. Ключевыми переменными являются температура чугуна на повалке $x_1(u, \mu)$ и химический состав металла на повалке: алюминий $x_2(u, \mu)$, углерод $x_3(u, \mu)$, магний $x_4(u, \mu)$, сера $x_5(u, \mu)$, фосфор $x_6(u, \mu)$, где u – векторная входная управляемая переменная, μ – векторная входная неуправляемая переменная.

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

$$x_s^k(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i^k \prod_{j=1}^9 \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)) \prod_{l=1}^6 \Phi(c_s^{-1}(\mu^l - \mu_i^l))}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^9 \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)) \prod_{l=1}^6 \Phi(c_s^{-1}(\mu^l - \mu_i^l))}, k = \overline{1, 14}, \quad (5.5.1)$$

где x_i^k – значение выходной переменной процесса, для которой восстанавливается оценка.

В качестве критерия соответствия выхода объекта и выхода модели (5.5.1) для каждой выходной переменной будем вычислять ошибку:

$$R^k = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (x_{si}^k - x_i^k)^2}, k = \overline{1, 6}, \quad (5.5.2)$$

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

Также вычислим относительную ошибку прогнозирования:

$$W = R^k / \sigma_s^k, \quad (5.5.3)$$

где R^k – квадратичная ошибка (5.5.2), σ_s^k – несмещенная оценка среднего квадратичного отклонения для выходной переменной объекта:

$$\sigma_s^k = \sqrt{\frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (x_i^k - \hat{m}_{x^k})^2}, k = \overline{1,6}, \quad (5.5.4)$$

где \hat{m}_{x^k} – оценка математического ожидания выхода объекта.

На первом этапе в качестве обучающей выборки использовалась исходная выборка наблюдений, полученная при измерении входных и выходных переменных процесса. В таблице 5.3: A – число элементов выборки, для которых не удалось получить оценку (5.5.1). Как видно из результатов моделирования, ошибка прогнозирования 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 для переменной x_2 – содержание алюминия в металле на повалке. Кроме того, параметр c_s имеет достаточно большое значение, что негативно сказывается на качестве прогноза.

Таблица 5.3 – 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 по генерации рабочей выборки наблюдений были получены новые наблюдения, которые в совокупности с исходной выборкой составили новую рабочую выборку $\{u_{ji}, \mu_{li}, x_{ki}, j = \overline{1,9}, l = \overline{1,6}, k = \overline{1,14}, i = \overline{1,471}\}$, объем которой составил 471 элемент. Теперь оценка (5.5.1) была построена также для исходной выборки, но в качестве обучающей уже была использована новая рабочая выборка. Результаты моделирования представлены в таблице 5.4.

Таблица 5.3 – Результаты моделирования по рабочей выборке наблюдений

	Ошибка R^k	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 позволило повысить качество прогнозирования в среднем в два раза. Так, например, для переменной x_5 (концентрация серы) удалось достичь ошибка моделирования составила $W = 0,275$, что является приемлемым значением для процессов в металлургической промышленности, т.к. на процесс действует большое число случайных возмущений, а также нет возможности использовать переменные u_{10} (продолжительность продувки) и u_{11} (положение фурмы) при моделировании.

Выводы по пятой главе

В данной главе в качестве объекта исследования рассматривался кислородный конвертер (ККЦ №2) предприятия ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат». На основе предоставленных данных были выделены входные контролируемые неуправляемые и управляемые переменные, а также выходные переменные.

На предварительном этапе были проведены корреляционный и регрессионный анализы, которые показали наличие линейной зависимости между небольшим числом входных переменных. Также было выявлено, что в исходных данных о результатах кислородно-конвертерной плавки стали присутствуют области разреженности в пространстве входных и выходных наблюдений.

Следующий этап заключался в построении модели исследуемого процесса. Априорная информация о параметрической структуре процесса отсутствует, поэтому для решения задачи идентификации была использована непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям. Для главных

переменных процесса (температура чугуна на повалке и химический состав металла на повалке: алюминий, углерод, магний, сера, фосфор) была построена непараметрическая оценка на основе исходных данных. Качество такой оценки было неудовлетворительным, а для некоторых элементов выборки прогноз не был получен. Поэтому согласно алгоритму, изложенному во второй главе диссертационного исследования, была сгенерирована новая рабочая выборка на основе данных, полученных при измерении входных и выходных переменных процесса. Использование новой выборки позволило повысить качество прогнозирования с использованием непараметрических оценок в среднем в два раза. Кроме того, для некоторых переменных удалось избежать ситуации неопределенности при вычислении оценки, т.е. получить прогноз для всех элементов исходной выборки.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе были получены следующие результаты и выводы.

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 их 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 важное значение для теории и практики синтеза систем моделирования и управления дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Абдушукуров, А.А. Статистика неполных наблюдений. – Ташкент : Университет, 2009. – 272 с.
2. Айвазян, С.А. Прикладная статистика. Исследование зависимостей. М.: Финансы и статистика, 1985. – 488 с.
3. Айвазян, С.А. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных / С.А. Айвазян, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1983. – 471 с.
4. Бабич, В.К. Основы металлургического производства / В. К. Бабич, Н.Д. Лукашкин, А. С. Морозов и др. – М. : Металлургия, 1988. – 272 с.
5. Беллман, Р. Динамическое программирование: учеб / Р. Беллман. – М. : Наука, 1960. – 400 с.
6. Бигеев, А. М. Основы математического описания и расчеты кислородно-конвертерных процессов / А. М. Бигеев, Ю. А. Колесников. – М. : Металлургия, 1970. – 229 с.
7. Бойко, В.И. Автоматизированные системы управления технологическими процессами в черной металлургии / В. И. Бойко, В. А. Смоляк. – Днепропетровск : изд-во им. Вороновского, 1997. – 575 с.
8. Бойко, Р.С. Non-parametric N-models of thermal processes / Р.С. Бойко, Я.И. Демченко // Вест. Международной академии наук кибернетики. Новосибирск, 2009. – Т. 2, № 2. – С. 224–245.
9. Боровков, А.А. Математическая статистика. Оценка параметров. Проверка гипотез / А.А. Боровков. – М.: Наука, 1984. – 472 с.
10. Бусленко, Н. П. Моделирование сложных систем / Н.П. Бусленко. – М. : изд-во Наука, 1968. – 183 с.
11. Ваганов, М.А. Многоканальный спектральный прибор для диагностики жидкостного ракетного двигателя / М. А. Ваганов, О. Д. Москалец, С. В. Кулаков // Информационно-управляющие системы, 2013. – № 1 (62), – С. 2-6.

12. Вашко Т.А. Дублирование информации как средство повышения устойчивости нейросетевых решений: дис. канд. техн. наук. Красн. техн. гос. университет, Красноярск, 2001.
13. Вероятность и математическая статистика : Энциклопедия / Под. ред. Ю. В. Прохорова. – М.: Большая Российская энциклопедия, 2003. – Репр. изд. – 912 с.
14. Воронов, А.А. Основы теории автоматического регулирования и управления / А.А. Воронов, Новогранов Б.Н., Титов В.К. . Учеб. пособие для вузов. – М., Высш. школа, 1977. – 519 с.
15. Глинков, Г.М. АСУ ТП в агломерационных и сталеплавильных цехах / Г.М. Глинков, В.А. Маковский. – М. : изд-во Металлургия, 1981. – 360 с.
16. ГОСТ 10178-85. Портландцемент и шлакопортландцемент. – Взамен ГОСТ 10178-76; Введ. с 09.11.1976. - Москва : Изд-во стандартов, 1985, 8 с.
17. Дорф, Р. Современные системы управления / Р. Дорф, Р. Бишоп. Пер. с англ. Б. И. Копылова. –М.: Лаборатория базовых знаний, 2002. – 832 с.
18. Журавлева, Л.Н. Изучение окисления растительных масел при высокотемпературном нагреве во фритюре и разработка способов повышения их стабильности /Л.Н. Журавлева// Автореферат. Гос. науч. учрежд. «Всероссийский научно-исследовательский институт жиров» Российская академия сельскохозяйственных наук, 2009.
19. Загоруйко, Н. Г. Прикладные методы анализа данных и знаний / Н. Г. Загоруйко. – Новосибирск: Издательство ИМ СО РАН, 1999. – 264 с.
20. Зарубин, В.С. Математическая статистика / под ред. В.С. Зарубина, А.П. Крищенко. М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2008. 424 с.
21. Иржи, О. Автоматизированные системы управления кислородно-конвертерными цехами / О. Иржи //Металлургия, 1982. – №3. – С. 12 – 15.
22. Квитко, М. П. Кислородно-конвертерный процесс / М. П. Квитко, С. Г. Афанасьев. – М. : Металлургия, 1974 . – 343 с.
23. Коплярова, Н.В. Непараметрические алгоритмы управления процессом производства электрорадиодеталей / Н.В. Коплярова, Е.А. Чжан // Системы

управления и информационные технологии. Воронеж, 2015. – Вып. 4.1(62). – С. 127-131.

24. Коплярова, Н.В. Об алгоритмах оптимизации технологического процесса производства электрорадиоизделий / Н.В. Коплярова, А.В. Медведев, Е.А. Чжан // Труды XVII Международной конференции «Проблемы управления и моделирования в сложных системах». Самара, 22 июня – 25 июня, 2015. С. 454–459.

25. Корнеева А.А, Чжан Е.А. Программный модуль для исключения выбросов из выборки наблюдений на основе непараметрического алгоритма. – М.: Роспатент, 08.07.2015, № гос. рег. 2015617385.

26. Корнеева, А.А. О компьютерной диагностике электрорадиоизделий / Корнеева А.А., Чжан Е.А. // Наукоедение. – 2015. Вып. 6 (7). – URL: <http://naukovedenie.ru/PDF/42TVN615.pdf>.

27. 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.

28. Корнеева, А.А. Непараметрическое моделирование сложных стохастических систем / А.А. Корнеева, Н.А. Сергеева, Е.А. Чжан // Компьютерное моделирование 2013. Санкт-Петербург, 3-5 июля 2013. – С. 131 – 136.

29. Корнеева, А.А. О непараметрической идентификации стохастических систем / А.А. Корнеева, Н.А. Сергеева, Е.А. Чжан // Доклады IX Всероссийской научно-технической конференции «Информационные системы и модели в научных исследованиях, промышленности, образовании и экологии». Тула, 2011. – С. 61 – 66.

30. 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.

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

32. 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.

33. Корнеева, А.А. Об адаптивном управлении последовательностью технологических объектов / А.А. Корнеева, М.Е. Корнет, Н.А. Сергеева, Е..А. Чжан // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М. Ф. Решетнева. – 2015. – Вып. 1 (16). – С. 72 - 78.

34. Корнеева, А.А. Об анализе данных в интеллектуальных системах моделирования / А.А. Корнеева, М.В. Цепкова, Е.А. Чжан // Труды десятого международного симпозиума «Интеллектуальные системы». Вологда, 2012. – С. 157 – 162.

35. 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.

36. Кошкин, Г.М. Непараметрическая идентификация стохастических объектов / Г.М. Кошкин, И.Г. Пивен. – Хабаровск: РАН Дальневосточное отделение, 2009. – 336с.

37. Красноштанов, А.П. Комбинированные многосвязные системы / А.П. Красноштанов. – Новосибирск : Наука, 2001г. – 175 с.

38. Кулбараков М.А., Чжан Е.А. Генерация рабочей выборки при идентификации многомерных безынерционных объектов. – М.: Роспатент, 29.05.2015, № гос. рег. 2015616043.

39. Лапко, А. В. Непараметрические модели распознавания образов в условиях малых выборок / А. В. Лапко, С. В. Ченцов, В. А. Лапко // Автометрия, 1999. – № 6. – С. 105–113.
40. Льюнг, Л. Идентификация систем / Л. Льюнг. – М.: Наука, 1991. – 423 с.
41. Лякишев, Н.П. Сравнительная характеристика состояния кислородно-конвертерного производства стали в России и за рубежом / Н.П. Лякишев, А.Г. Шалимов. М.: Элиз, 2000. – 64 с.
42. Математическая теория оптимальных процессов / А.С. Понтрягин, В.Г. Болтянский, Р.В. Гамкрелидзе, Е.Ф. Мищенко. – Москва : Наука, 1961г. – 391с.
43. Медведев, А.В. Анализ данных в задаче идентификации / А. В. Медведев // Компьютерный анализ данных и моделирование. Минск : БГУ, 1995. – Т. 2. – С. 201–206.
44. Медведев, А.В. Некоторые замечания к Н-моделям безынерционных процессов с запаздыванием / А.В. Медведев // Вестн. Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та им. акад. М.Ф. Решетнева. – 2014. – Вып. 2 (54). – С. 50-55.
45. Медведев, А.В. Непараметрические алгоритмы адаптации / А.В. Медведев, В.П. Живоглядов. Фрунзе : изд-во Илим, 1974. – 135с.
46. Медведев, А.В. Непараметрические системы адаптации / А.В. Медведев. – Новосибирск : Наука. Сиб. отд-ние, 1983.
47. Медведев, А.В. Н-модели для безынерционных систем с запаздыванием / А.В. Медведев // Вестн. Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та им. акад. М.Ф. Решетнева. – 2012. – Вып. 5 (45). – С. 84-89.
48. Медведев, А.В. О компьютерном исследовании К-моделей / А.В. Медведев, Т.В. Мальцева // Вестн. Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та им. акад. М.Ф. Решетнева. – 2013. – Вып. 2 (48). – С. 52-57.
49. Медведев, А.В. О непараметрических алгоритмах моделирования кислородно-конвертерной плавки / А.В. Медведев, М.Е. Корнет, Е.А. Чжан // Известия высших учебных заведений. Черная металлургия. - 2016. – Вып. 12 (59). – С. 910-915.

50. Медведев, А.В. Основы теории адаптивных систем. – Красноярск: изд-во Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та, 2015, 525 с.
51. Медведев, А.В. Теория непараметрических систем. К-модели / А.В. Медведев // Вестн. Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та им. акад. М.Ф. Решетнева. – 2011. – Вып. 3 (36). – С. 57-62.
52. Медведев, А.В. Теория непараметрических систем. Моделирование / А.В. Медведев // Вестн. Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та им. акад. М.Ф. Решетнева. – 2010. – Вып. 4 (30). – С. 4-9.
53. Медведев, А.В. Теория непараметрических систем. Общий подход / А.В. Медведев // Вестн. Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та им. акад. М.Ф. Решетнева. – 2008. – Т. 2, № 3.
54. Методы оптимизации автоматических систем : сб. ст. / под ред. Я. З. Цыпкина. – М. : Энергия, 1972.
55. Мирошник, И. В. Теория автоматического управления. Линейные системы / И. В. Мирошник. – СПб.: Питер, 2005. – 336 с.
56. Мухин, С. В. Перспективы развития информационно-измерительных и управляющих систем для испытания жидкостного ракетного двигателя на стенде химзавода – филиала ОАО «КРАСМАШ» / С. В. Мухин, А. В. Ребенков // Решетневские чтения : материалы XIV Междунар. науч. конф. Красноярск, 10–12 ноября 2010. – Ч. 1. – С. 261–266.
57. Мышляев, Л.П. Алгоритмы идентификации нестационарных объектов. / Л.П. Мышляев, С.М. Кулаков, Е.И. Львова, В.В. Зимин – Новокузнецк: СибГИУ, 2000. –129 с.
58. Мышляев, Л.П. Прогнозирование в системах управления./ Л.П. Мышляев, В.Ф. Евтушенко. – Новокузнецк: СибГИУ, 2003. – 348 с.
59. Надарая, Э.А. Непараметрические оценки плотности вероятности и кривой регрессии / Э.А. Надарая. – Тбилиси : изд-во Тбил. ун-т, 1983. – 194 с.
60. Орлов, А. И. Компьютерно-статистические методы: состояние и преспективы / В.И. Орлов // Научный журнал КубГАУ. – 2014. – №103 (09). – С. 1–33.

61. 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.

62. Орлов, В.И. О диагностике диодных матриц для космических аппаратов / В.И. Орлов, В.В. Федосов, Е.А. Чжан // Труды XVI Международной конференции «Проблемы управления и моделирования в сложных системах» (ПУМСС-2014). Самара, 30 июня по 3 июля, 2014 г. – С. 730 – 735.

63. Орлов, В.И. О компьютерной диагностике диодных матриц / В.И. Орлов, Н.А. Сергеева, В.В. Федосов, Е.А. Чжан // Труды IX всероссийской научно-практической конференции Системы автоматизации в образовании, науке и производстве AS'2013 (с участием стран СНГ). Новокузнецк, 28-30 ноября, 2013. – С. 380 – 384.

64. Орлов, В.И. Об идентификации в системах диагностики качества диодных матриц / В.И. Орлов, В.В. Федосов, Е.А. Чжан // Труды X Международной конференции «Идентификация систем и задачи управления» SICPRO '15. Москва, 26 – 29 января, 2015. – С. 7676 – 7682.

65. Орлов, В.И. Сергеева Н.А. О непараметрической диагностике и управлении процессом изготовления электрорадиоизделий / В.И. Орлов, Н.А. Сергеева // Вестник СибГАУ. – 2013. – № 2 (48). – С. 70–75.

66. Орлов, В.И. Техническая диагностика электрорадиоизделий / Орлов В.И., Н.А. Сергеева, Е.А. Чжан // Труды XII Всероссийского совещания по проблемам управления ВСПУ-2014. Москва, 16 – 19 июня, 2014. С. 7676 – 7682.

67. Перельман, И.И. Методология выбора структуры модели при идентификации объектов управления / И. И. Перельман // Атомат. и телемех. – 1983. – Вып. 11. – С. 5–29.

68. Петрунин, А.М. Алгоритмы управления кислородно-конвертерной плавкой стали с учетом межцикловых зависимостей: автореф. дис. на соиск. учен. степ. канд. техн. наук (05.13.06) / Петрунин Андрей Андрей Михайлович; – Новокузнецк, 2004. – 28 с.

69. Райбман Н.С. Построение моделей процессов производства / Н.С. Райбман, В.М. Чадеев М.: Энергия, 1975. – 368 с.

70. Рыков, А. С. Модель для управления температурным режимом металла в сталеразливочном ковше при его прохождении по технологическому маршруту / А. С. Рыков, М. Е. Протопопова // Системы управления и информационные технологии. – 2008. – №. 4. С. 90 – 95.

71. 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.

72. Сергеева Н.А., Чжан Е.А. Моделирование «трубчатых» процессов. Учебная. – М.: Роспатент, 20.03.2014, № гос. рег. 2014611895.

73. Сергеева Н.А., Чжан Е.А. Программный модуль нечеткой кластеризации. Алгоритм 1. – М.: Роспатент, 23.08.2015, № гос. рег. 2015617882.

74. Сергеева Н.А., Чжан Е.А. Программный модуль предварительной обработки данных. – М.: Роспатент, 23.08.2015, № гос. рег. 2015617885.

75. 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.

76. 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, 2013. – С. 166 – 172.

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

78. 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, 2013. – С. 440 – 445.

79. 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, 2012. – С. 74 – 84.

80. 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.

81. Сергеева, Н.А. Об исследовании параметрических моделей многомерных систем / Н.А. Сергеева, Е.А. Чжан // Труды пятой международной конференции «Системный анализ и информационные технологии САИТ-2013». Красноярск, 2013. – Т. 1. – С. 166 – 172.

82. Сергеева, Н.А. П-генератор случайных чисел по закону Лапласа / Н.А. Сергеева, М.В. Цепкова, Е.А. Чжан // Труды XV международной научной конференции «Решетнёвские чтения», посвященной памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнёва. Красноярск, 2011. – С. 502 – 503.

83. Соколов, Б. М. Адаптивное управление конвертерной плавкой стали / Б. М. Соколов, А. И. Шепелявый, А. В. Медведев // Вестник СПбГУ. Серия 1. Математика. Механика. Астрономия. – 2003. – №2, С. 58 – 65.

84. Тарасенко, Ф. П. Прикладной системный анализ. М. : изд-во Проспект, 2013.

85. Тарасенко, Ф.П. Системное мышление : рабочая тетрадь / Ф.П. Тарасенко. – Томск : изд-во ТГУ, 2008. – 35 с.

86. Туркенич, Д.И. Управление плавкой стали в конвертере / Д.И. Туркенич М.: Металлургия, 1971. – 360 с.

87. Фельдбаум А. А. Основы теории оптимальных автоматических систем. – М. : Физматгиз, 1963.

88. Фельдбаум, А.А. Теория дуального управления I // Автомат. и телемех. – 1960. – Вып. 9, Т. 21. – С. 1240–1249.
89. Фельдбаум, А.А. Теория дуального управления II // Автомат. и телемех. – 1960. – Вып. 11 Т. 21. – С. 1453–1464.
90. Фельдбаум, А.А. Теория дуального управления III // Автомат. и телемех. – 1960. – Вып. 1, Т. 22. – С. 3–16.
91. Фельдбаум, А.А. Теория дуального управления IV // Автомат. и телемех. – 1960. – Вып. 2, Т. 22. – С. 129–142.
92. Хардле, В. Прикладная непараметрическая регрессия / В. Хардле. – Москва : изд-во Мир, 1993. – 352 с.
93. Хартман, К. Планирование эксперимента в исследовании технических процессов / К. Хартман и др. М.: Мир, 1977. – 552 с.
94. Хьюбер, П. Робастность в статистике / П. Хьюбер. М.: Мир, 1984.
95. Цыпкин, Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Я.З. Цыпкин. – М. : Наука, 1968. – 400с.
96. Цыпкин, Я.З. Информационная теория идентификации / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука. Физматлит, 1995. – 336 с.
97. Цыпкин, Я.З. Основы информационной теории идентификации : учебник / Я.З. Цыпкин. – Москва : изд-во Наука, 1984. – 320 с.
98. Чжан Е.А., Шестернева О.В. Программный модуль для расчета многомерного управления (коэффициента избытка воздуха, расход топлива, влажности) процесса горения угля в котлоагрегате на основе теории непараметрического оценивания– М.: Роспатент, 05.04.2016 , № гос. рег. 2016613741.
99. Чжан, А.В. О внедрении информационных технологий на производстве / А.В. Чжан, Е.А. Чжан // Труды международной научно-практической конференции «Роль интеллектуального капитала в экономической, социальной и правовой культуре XXI века». Санкт-Петербург, 11-12 ноября, 2015. – С. 501-505.
100. Чжан, Е.А. Генерация рабочей выборки наблюдений при непараметрическом моделировании // Материалы XIX международной научной

конференции, посвященной памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева «Решетневские чтения 2015». Красноярск, 10-14 ноября, 2015. – Т. 2. – С. 110 – 111.

101. Чжан, Е.А. К задаче моделирования «трубчатых» процессов / Е.А. Чжан // Малые винеровские чтения 2014. Иркутск, 2014. – С. 89-95.

102. Чжан, Е.А. К задаче моделирования Н-процессов / Е.А. Чжан // 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.

103. 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.

104. Чжан, Е.А. Моделирование стохастических процессов с зависимыми входными переменными // Труды IX Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Молодежь и наука». Красноярск, 2013. URL: <http://conf.sfu-kras.ru/sites/mn2013/thesis/s044/s044-008.pdf>

105. Чжан, Е.А. О компьютерном исследовании Н-моделей для дискретно-непрерывных процессов // Наукоедение. – 2015. – Вып. 6 (7). URL: <http://naukovedenie.ru/PDF/41TVN615.pdf>.

106. Чжан, Е.А. О непараметрической идентификации стохастических систем // Труды VIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Молодежь и наука». Красноярск, 2012. URL: <http://conf.sfu-kras.ru/sites/mn2012/thesis/s012/s012-047.pdf>.

107. Чжан, Е.А. О непараметрическом алгоритме дуального управления многомерных безынерционных систем с запаздыванием / Е.А. Чжан // Электронный сборник международной конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, посвященной году образования в содружестве независимых государств «Перспектив Свободный – 2016», 2016. URL: <http://nocmu.sfu->

kras.ru/digest2016/src/техническое/Системный%20анализ,%20управление%20и%20Опрограммная%20инженерия.pdf.

108. Чжан, Е.А. О непараметрическом анализе данных в задаче идентификации // Малые винеровские чтения 2013. Иркутск, 2013. – С. 96 – 101.

109. 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.

110. Чжан, Е.А. Об идентификации стохастических процессов «трубчатого» типа / Е.А. Чжан // Материалы XVII международной научной конференции, посвященной памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева «Решетневские чтения». – Т. 2. Красноярск, 2013. – С. 86 – 88.

111. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления / П. Эйкхофф. – М. : Мир, 1975. – 681 с.

112. Энциклопедия Б. С. Изд. 3 // Том. – 2005. – Т. 8. – С. 445.

113. Allison B. Dual adaptive control of chip refiner motor load, Ph.D. dissertation, Dept. Chem. Eng., Univ. British Columbia, 1994.

114. Åström K., Wittenmark, B. Problems of identification and control. J. Math. Anal. Appl., 1971, 34, 90 – 113.

115. Bauwens L., Laurent S., Rombouts J. V. K. Multivariate GARCH models: a survey // Journal of applied econometrics. – 2006. – Т. 21. – №. 1. – С. 79-109.

116. Bhattacharjee A., Sutradhar A. Data driven nonparametric identification and model based control of glucose-insulin process in type 1 diabetics. Journal of Process Control, 2016. 41, 14-25.

117. Block G., Hartman A. M., Dresser C. M., Carroll M. D., Gannon J., Gardner, L. A. Data-based approach to diet questionnaire design and testing. American journal of epidemiology, 1984, 124(3), 453-469.

118. Bretthorst G. L. Bayesian spectrum analysis and parameter estimation. Springer Science & Business Media, 2013.
119. Burnham K. P., Anderson D. R. Model selection and multimodel inference: a practical information-theoretic approach. Springer Science & Business Media, 2003.
120. Cao S., Xu W., Hu X., Dual adaptive control of nonlinear stochastic systems based on echo state network. Control and Decision Conference (CCDC), 2015, 4579-4584.
121. Efron B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. Annals of Statistics, 1979, 263 p.
122. Eykhoff P. (ed.). Trends and progress in system identification: IFAC Series for Graduates, Research Workers & Practising Engineers. Elsevier, 2014.
123. Fabri S. G., Bugeja M. K. Functional adaptive dual control of a class of nonlinear MIMO systems. Transactions of the Institute of Measurements and Control, 2015, 37, 1009-1025.
124. Fabrit S., Kadiramanathant V. Dual Adaptive Control of Nonlinear Stochastic Systems using Neural Networks. Automatica, 1998, 34, 245-253.
125. Farrar D. E., Glauber R. R. Multicollinearity in regression analysis: the problem revisited. The Review of Economic and Statistics, 1967, 92-107.
126. Filatov N. M., Unbehauen H. Survey of adaptive dual control methods. Proc. IEE Control Theory Appl, 2000, 1, 119-128.
127. Fisher C. W., Kingma B. R. Criticality of data quality as exemplified in two disasters. Information & Management, 2001, 39 (2), 109-116.
128. Garcia-Soidan P., Menezes R., Rubinos O. Bootstrap approaches for spatial data. Stoch Environ Res Risk Assess, 2014, 28, 1207-1219.
129. Gelman A. et al. Bayesian data analysis. CRC press, 2013.
130. Gillies D., Thornley D., Bisdikian C. Probabilistic approaches to estimating the quality of information in military sensor networks. The Computer Journal, 2010, 53 (5), 493-502.
131. Huaiwei Z., Xin H. An overview for the utilization of wastes from stainless steel industries. Resources, Conservation and Recycling, 2011, 55 (8), 745-754.

132. Ismail A., Dumont G. A., Backstrom J. Dual adaptive control of paper coating. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2003, 11, 289-309.
133. Kantardzic M. *Data mining: concepts, models, methods, and algorithms*. John Wiley & Sons, 2011.
134. Keesman, Karel J. *System identification. An introduction* / Karel J. Keesman. – London: Springer, 2011. –351 p.
135. Korneeva, A.A. About data analysis in non-parametric identification problem / A.A. Korneeva, N.A. Sergeeva, E.A. Chzhan // *Proceedings of the international workshop “Applied methods of statistical analysis. Applications in survival analysis, reliability and quality control”*. Novosibirsk, 25-27 September, 2013. – P. 116 – 123.
136. 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.
137. 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.
138. Kraha A., Turner H., Nimon K., Zientek L. R., Henson R. K. Tools to support interpreting multiple regression in the face of multicollinearity. *Frontiers in psychology*, 2012, 3.
139. Kumar P. R., Varaiya P. *Stochastic systems: Estimation, identification, and adaptive control*. – Society for industrial and applied mathematics, 2015.
140. Li J., Stoica P. *Robust adaptive beamforming*. Vol. 88. John Wiley & Sons, 2005.
141. Loh Ji Meng, Stein Michael L. Spatial bootstrap with increasing observations in a fixed domain. *Statistica Sinica*, 2008, 18, 667-688.

142. Marafioti G. Enhanced Model Predictive Control: Dual Control Approach and State Estimation Issues, PhD thesis, Norwegian University of Science and Technology, 2010.
143. Medvedev, A. About computer experiment of non-parametric dual control algorithm / A. Medvedev, M. Arana-Jimenez, 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.
144. Medvedev, A. V. About identification problems in economic objective / A. V. Medvedev, M. Arana-Jimenez, E.A. Chzhan // Актуальные вопросы управления и экономики // Материалы международной научно-практической конференции, г. Санкт-Петербург, 21 - 25 сентября, 2016
145. 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.
146. Medvedev, A.V. Nonparametric modeling of oxygen-converter processes / A.V. Medvedev, M.E. Kornet, E.A. Chzhan // Steel in Translation, 2016, Vol. 46, No. 12, pp. 855–859.
147. Metropolis. N. The Monte Carlo method / N. Metropolis, S. Ulam // J. Amer. statistical assoc., 1949, 247. – P. 335-141.
148. Nelsen R. B. An Introduction to Copulas . NY: Springer Science+ Business Media. – 2006.
149. Pintelon R., Schoukens J. System identification: a frequency domain approach. John Wiley & Sons, 2012.
150. Papoulis A., Pillai S. U. Probability, random variables, and stochastic processes. – Tata McGraw-Hill Education, 2002.
151. Scott D. W., Multivariate density estimation: theory, practice, and visualization. John Wiley & Sons, 2015.
152. Segeeva, 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.

153. Silvey, S. D. Multicollinearity and Imprecise Estimation. *Journal of the Statistical Society. Series B (Methodological)*, 1969, 31 (3), 539-552.
154. *Steel Statistical YearBook // Worldsteel Committee on Economic Studies.* – Brussels, 2015. – p. 122.
155. Tor Aksel N. Heirung, Bjarne Foss, B. Erik Ydstie, MPC-based dual control with online experiment design, *Journal of Process Control*. 32 (2015) 64-76.
156. Walter E., Pronzato L. Identification of parametric models. *Communications and Control Engineering*, 1997, 8.
157. Wenk C.J., Bar-Shalom Y. A multiple model adaptive dual control algorithm for stochastic systems with unknown parameters. *Automatic Control*, 1980, 25, 703-710.
158. Wittenmark B. Adaptive dual control methods: An overview. *Proc. 5th IFAC Symp. Adaptive Syst. Control Signal Processing*, 1995, pp. 67–73.
159. Wittenmark B. Stochastic adaptive control methods: a survey // *International Journal of Control.* – 1975. – T. 21. – №. 5. – C. 705-730.

Приложение А (Обязательное)



Справка

о применении в производстве результатов выполненной

Чжан Екатериной Анатольевной

диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук на тему: «Н-модели и алгоритмы управления для многомерных безынерционных систем с запаздыванием»

В диссертационной работе соискателя кафедры «Информационные системы» ФГАОУ ВПО «Сибирский Федеральный Университет» Чжан Е. А. «Н-модели и алгоритмы управления для многомерных безынерционных систем с запаздыванием» разработаны модели и алгоритмы управления многомерными безынерционными процессами со стохастической зависимостью между входными переменными в условиях неполноты априорных данных, а также некоторые алгоритмы повышения качества исходных данных. Предложенные алгоритмы позволяют получать и использовать адекватные модели многомерных процессов «трубчатой» структуры, которые названы Н-моделями.

Результаты диссертационной работы Чжан Е.А., а именно, алгоритмы генерации рабочей выборки на основе реальных наблюдений входных-выходных переменных, алгоритмы моделирования и управления многомерными безынерционными Н-процессами используются в кислородно-конвертерном цехе №2 в подсистеме оперативного планирования выплавки, внепечной обработки и непрерывной разливки на слябовой машине непрерывной разливки низкоуглеродистой стали (в соответствии с ГОСТ 9045-80).

Разработанные Н-модели и алгоритмы используются при расчетах для оптимизации шихтовки плавки, раскисления и легирования стали на выпуске из конвертера и расчете дополнительных присадок в сталеразливочный ковш на установках внепечной обработки, что позволяет получать экономический эффект за счет сокращения продолжительности операции внепечной обработки стали, снижения затрат на шихтовые материалы, раскислители, легирующие и шлакообразующие материалы.

Полученные результаты диссертации использованы при разработке дополнений к технологическим инструкциям по выплавке и подготовке стали к непрерывной разливке в ККЦ №2.

Начальник сталеплавильного
производства

Ал.В. Амелин

Начальник конвертерного
цеха № 2

М.С. Приходько

Начальник управления АСУ ТП
сталеплавильного производства

А.Е. Горшков