

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

На правах рукописи

Ярещенко Дарья Игоревна

**НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ
И УПРАВЛЕНИЯ МНОГОМЕРНЫМИ БЕЗЫНЕРЦИОННЫМИ
СИСТЕМАМИ 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 – 2020

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1. Идентификация и управление многомерными безынерционными системами с запаздыванием в условиях неполной информации	12
1.1 Общая характеристика задач идентификации многомерных статических систем с запаздыванием	12
1.2 Алгоритмы оценки параметров моделей многомерных статических систем.....	26
1.3 Непараметрические алгоритмы идентификации многомерных безынерционных систем на основе непараметрических оценок функции регрессии.....	29
1.4 Идентификация многомерных объектов для случая, когда компоненты вектора выходов стохастически зависимы.....	34
1.5 Управление многомерными безынерционными объектами в условиях непараметрической неопределенности.....	45
Выводы по первой главе.....	48
2. Непараметрические алгоритмы идентификации многомерных безынерционных систем.....	50
2.1 Идентификация при частичной непараметрической неопределенности для дискретно-непрерывного процесса	50
2.2 Алгоритмы идентификации Т-процессов	53
2.3 Непараметрические алгоритмы идентификации для многомерных систем при различной априорной информации по разным каналам.....	60
2.4 Исследование непараметрических алгоритмов идентификации методом статистического моделирования	64
Выводы по второй главе.....	82

3. Управление многомерными безынерционными объектами в условиях непараметрической неопределенности	83
3.1 Общая постановка задачи управления многомерными безынерционными системами.....	83
3.2 Непараметрические алгоритмы управления многомерными объектами	86
3.3 Непараметрические алгоритмы управления многомерными объектами с запаздыванием	92
3.4 Алгоритмы управления многомерными системами с отличающимися запаздываниями по различным каналам.....	95
3.5 Исследование непараметрических алгоритмов управления методом статистического моделирования	98
Выводы по третьей главе.....	106
4. Моделирование и управление процессом каталитической гидродепарафинизации дизельного топлива.....	108
4.1 Общие сведения о процессе гидроочистки и гидродепарафинизации	108
4.2 Технологические сведения процесса гидроочистки и гидродепарафинизации	109
4.3 Задача моделирования процесса каталитической гидродепарафинизации .	112
4.4 Процедура построения модели процесса гидроочистки и гидродепарафинизации.....	115
4.5 Задача управления процессом каталитической гидродепарафинизации	121
Выводы по четвертой главе	126
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	128
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	129

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования

В настоящее время роль проблемы идентификации и управления многомерными безынерционными системами с запаздыванием остается весьма актуальной. Объясняется это тем, что измерение некоторых важных выходных переменных динамического объекта осуществляется через большие промежутки времени, значительно превосходящие постоянную времени этого объекта. Например, при измельчении каких либо материалов (например, клинкер или уголь) постоянная времени составляет 5-10 минут, а контроль выходной переменной (например, тонкость измельчения), измеряется раз в два часа. В этом случае исследуемый процесс можно представить как безынерционный с запаздыванием. Если выходные переменные многомерного дискретно-непрерывного процесса каким-то образом стохастически зависимы, то подобные процессы были названы Т-процессами, а их модели, соответственно, Т-моделями [1]. Такие процессы характерны для добывающих или перерабатывающих отраслей промышленности, например в металлургии – это плавка стали, в стройиндустрии – производство цемента, в нефтепереработке – производство топлива или определение октанового числа. А также в социальных науках, включая образовательный процесс [2], например процесс приобретения знаний студентами университетов [3, 4]. В медицинской области ярким примером является процесс выздоровления (заболевания) человека, где входными характеристиками можно считать пищу, окружающую среду и т.д., а выходными – температуру, давление, а также различные показатели здоровья человека.

Такие процессы требуют специального взгляда на проблему идентификации несколько отличающуюся от общепринятых [5, 6]. Главное здесь состоит в том, что идентификация подобных объектов должна осуществляться не традиционным для существующей теории идентификации путем [7]. Необходимо обратить специальное внимание на то, что термин «процессы», ниже рассматривается не как процессы, вероятностной природы, например,

изложенные в [8], такие как стационарные, Гауссовские, Винеровские, Марковские, мартингалы и другие. Речь пойдет о многомерных Т-процессах реально протекающих или развивающихся во времени [9].

Последнее подчеркивает важность задач идентификации и управления для многих реально действующих процессов дискретно-непрерывного характера [10]. Особенностью таких процессов является то, что вектор выходных переменных $\bar{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$, $j = \overline{1, n}$, состоящий из n компонент таков, что компоненты этого вектора стохастически зависимы неизвестным заранее образом. Обозначим вектор входных компонент – $\bar{u}(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t))$, $k = \overline{1, m}$. Такая постановка вопроса приводит к тому, что математическое описание объекта представляется в виде некоторого аналога системы неявных функций вида $F_j(u(t), x(t)) = 0$, $j = \overline{1, n}$. Основная особенность настоящей задачи моделирования состоит в том, что класс зависимостей $F(\cdot)$ неизвестен. Параметрический класс вектор-функций $F_j(u(t), x(t), \alpha)$, $j = \overline{1, n}$, где α – вектор параметров, не позволяет использовать методы параметрической идентификации [5, 6], потому что класс функций с точностью до параметров не может быть заранее определен и известные методы идентификации в данном случае не пригодны [11]. Таким образом, задача идентификации многомерного объекта сводится к задаче решения системы нелинейных уравнений: $F_j(u(t), x(t)) = 0$, $j = \overline{1, n}$, относительно компонент вектора выходных переменных $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$, при известных входных переменных $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t))$. В этом случае целесообразно использовать методы непараметрической статистики [12, 13].

Интересным фактом является то, что при исследовании различных процессов, встречаются частично-параметризованные дискретно-непрерывные процессы [14]. Возникают такие процессы, когда по некоторым каналам многомерной системы могут быть определены параметрические соотношения, которые следуют из фундаментальных законов физики, механики и т.д., а по

другим каналам такие зависимости неизвестны. Подобные процессы были названы КТ-процессам, а соответствующие модели – КТ-моделями [1].

Управление дискретно-непрерывными процессами рассматривается в условиях непараметрической неопределенности, т.е. в условиях, когда модель процесса с точностью до вектора параметров отсутствует полностью. В этом случае известные приемы не применимы [5] и следует использовать другие подходы для решения задачи [15]. Поэтому для моделирования и управления многомерными дискретно-непрерывными процессами необходимо разрабатывать методы, которые будут отличаться от классической теории автоматического управления [16–20]. Одним из возможных направлений в таких условиях и является теория непараметрических систем управления.

Объект исследования: многомерные безынерционные процессы с запаздыванием, процессы гидроочистки дизельного топлива и гидродепарафинизации, повышения хладотекучести дизельного топлива.

Предмет исследования: закономерности процессов дискретно-непрерывного характера, в том числе включая процессы гидроочистки и гидродепарафинизации.

Степень разработанности темы исследования

Исследования непараметрических оценок плотности вероятности и функции регрессии рассматривались в работах М. Розенблата, Э. Парзена, Э.А. Надарая, Ф.П. Тарасенко, В. Хардле, В.А. Васильева, Л. Деврой, Л. Дьерфи и др. Непараметрические алгоритмы идентификации, управления и распознавания образов рассматривались в работах В.П. Живоглядова, А.В. Медведева, А.В. Лапко, А.П. Красноштанова, В.А. Лапко, Г.М. Кошкина, В.Я. Катковника, Е.Д. Агафонова.

Научное и практическое значение настоящей работы представляет исследование многомерных дискретно-непрерывных процессов, имеющих стохастическую зависимость выходных переменных. Учитывая, что характер связи выходных переменных априори предполагается неизвестным, то это сразу порождает проблему моделирования многомерных объектов в условиях неполной

информации. В существующей теории идентификации в условиях непараметрической неопределенности подобных моделей нет. Решение этой проблемы открывает широкие возможности для моделирования довольно сложных технологических производственных процессов, которые типичны для предприятий цветной металлургии, стройиндустрии, нефтяной энергетики и других.

Проведенные исследования показали, что предлагаемые модели существенно отличны от существующих общепринятых и нуждаются в основательном исследовании, хотя их преимущества уже очевидны. В сущности это открывает новый раздел в теории идентификации ориентированный на условия малой априорной информации об исследуемом процессе.

Теория непараметрических систем находит свое применение для моделирования и управления процессом гидроочистки и гидродепарафинизации, исследование которого ведется научными коллективами Института нефти и газа СФУ, г. Красноярск (д-р техн. наук, профессор Орловская Н.Ф., канд. техн. наук Синюта В.Р. и др.).

Важной задачей является исследование и установление зависимостей входных $u(t)$ и выходных $x(t)$ переменных процесса с целью разработки более эффективного управления, а также исследования влияния технологических условий и конструкций аппаратов на выход и состав продукта в промышленных и лабораторных условиях. Такая задача представляет собой интерес и требует решения на предприятиях нефтепереработки.

Цель работы состоит в повышении эффективности решения задач моделирования и управления безынерционными системами с запаздыванием при наличии стохастической зависимости между выходными переменными в условиях неполной информации.

Для достижения поставленной цели необходимо решение следующих **задач:**

1. выполнить анализ существующих методов решения задач идентификации и управления многомерными объектами в условиях неполной информации;

2. разработать и исследовать непараметрический алгоритм моделирования многомерных дискретно-непрерывных процессов с неизвестными зависимостями выходных переменных;

3. разработать и исследовать многошаговый непараметрический алгоритм управления многомерными дискретно-непрерывными процессами в условиях неполной информации;

4. показать эффективность разработанных непараметрических алгоритмов идентификации и управления многомерными дискретно-непрерывными процессами на основе результатов численного исследования;

5. подтвердить практическую значимость предложенных непараметрических алгоритмов идентификации и управления для процессов гидроочистки и гидродепарафинизации на нефтеперерабатывающем заводе.

Научная новизна диссертационной работы состоит в следующем:

1. Предложена новая постановка задачи идентификации многомерных объектов с неизвестными зависимостями между компонентами вектора выходных переменных, отличающаяся от типичных предположением о наличии информации о структуре покомпонентного влияния входных переменных на выходные переменные процесса.

2. Предложен новый двухшаговый алгоритм идентификации многомерных безынерционных систем с запаздыванием, отличающийся от известных алгоритмов тем, что учитывает стохастические связи между выходными переменными процесса и позволяет строить модель в условиях непараметрической неопределенности.

3. Впервые разработан и исследован многошаговый непараметрический алгоритм управления многомерными дискретно-непрерывными процессами с

неизвестными зависимостями выходных переменных, позволяющий находить управляющие воздействия, работающий в условиях недостатка априорной информации.

Теоретическая значимость диссертационной работы заключается в разработке и исследовании новых непараметрических алгоритмов идентификации и управления многомерными системами с запаздыванием с неизвестной стохастической зависимостью между выходными переменными. Предложенные алгоритмы позволяют расширить представления о способах модельного описания нового класса дискретно-непрерывных процессов.

Практическая значимость результатов диссертационной работы состоит в том, что предложенные непараметрические алгоритмы идентификации и управления могут быть использованы при разработке компьютерных систем моделирования, диагностики, прогнозирования и принятия решений в условиях неполной информации.

Непараметрические алгоритмы идентификации и управления используются для технологического процесса гидроочистки и гидродепарафинизации, которые происходят на нефтеперерабатывающем заводе. Также предлагаемые алгоритмы опробованы на ряде предприятий нефтегазовой отрасли и внедрены в учебный процесс кафедры «Топливообеспечение и горюче-смазочные материалы» Института нефти и газа СФУ.

Методология и методы исследования. При выполнении работы использовались методы системного анализа, теории систем для изучения безынерционных процессов с запаздыванием в условиях неполной информации. В работе применялся метод математического моделирования, как основной метод системного анализа, теория идентификации, алгоритмы непараметрического моделирования, теория оптимизации, методы математической статистики и обработки данных.

Основной идеей непараметрической идентификации является решение задачи идентификации объекта в широком смысле слова, т.е. когда параметрический вид закона, описывающего поведение объекта не известен.

Использование непараметрической оценки функции регрессии для этой цели, а также непараметрических алгоритмов T-модели и управления, позволяют построить модель объекта исключительно по выборке наблюдений входных и выходных переменных, и далее управлять им.

Положения, выносимые на защиту:

1. Предложенная постановка задачи идентификации многомерных объектов с неизвестными зависимостями между компонентами вектора выходных переменных, отличается от типичных наличием информации о структуре покомпонентного влияния входных переменных на выходные и позволяет конкретизировать требования для разработки новых методов и алгоритмов идентификации и управления в указанных условиях.

2. Разработанный двухшаговый алгоритм идентификации многомерных безынерционных систем с запаздыванием, отличается от известных тем, что учитывает стохастические связи между выходными переменными процесса и позволяет строить прогнозную модель многомерного процесса в условиях непараметрической неопределенности.

3. Многошаговый непараметрический алгоритм управления многомерными безынерционными дискретно-непрерывными системами с неизвестными зависимостями выходных переменных позволяет найти статистическую оценку управляющего воздействия в условиях недостатка априорной информации.

Степень достоверности. Достоверность результатов, полученных в ходе диссертационного исследования, обусловлена корректным использованием аппарата теории идентификации и управления, а также подтверждена результатами численных исследований с использованием предложенных непараметрических алгоритмов.

Апробация результатов. Результаты исследований, проведенных в рамках написания диссертационной работы, докладывались и обсуждались на следующих конференциях: Международная конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Перспектив-2016» (г. Красноярск, 2016 г.); XVIII

Всероссийская конференция молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (г. Иркутск, 2017 г.); Всероссийская конференция «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве AS'2017» (г. Новокузнецк, 2017); XIX Всероссийская конференция молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (г. Кемерово, 2018); Международная научно-практическая конференция, посвященная памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева (г. Красноярск, 2018 г.); XX Всероссийская конференция молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (г. Новосибирск, 2019 г.); XII Всероссийская научная конференция AS'2019 «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве» (г. Новокузнецк, 2019 г.); XXIII Международная научно-практическая конференция, посвященная памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М. Ф. Решетнева (г. Красноярск, 2019 г.); Международная конференция «Computer Data Analysis and Modeling: Stochastics and Data Science» (г. Минск, 2019); Международная конференция «Applied Methods of Statistical Analysis. Statistical Computation and Simulation – AMSA'2019» (г. Новосибирск, 2019 г.); XVI Международная конференция молодых ученых «Перспектив Свободный – 2020», посвященная Году памяти и славы (г. Красноярск, 2020).

Основные научные результаты были получены в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования РФ (научная тема FSRZ-2020-0011).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 20 печатных работ, в том числе 8 статей в научных изданиях, рекомендуемых ВАК, 2 – в изданиях, индексируемых в международной базе Scopus, и 10 публикаций тезисов докладов в трудах всероссийских и международных конференций.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы, включающего 116 наименований. Работа содержит 138 страниц, 69 рисунков, 6 таблиц.

1. Идентификация и управление многомерными безынерционными системами с запаздыванием в условиях неполной информации

1.1 Общая характеристика задач идентификации многомерных статических систем с запаздыванием

В настоящее время возникает проблема решения разных задач кибернетики в условиях, когда объем априорной информации об исследуемом процессе или объекте оказывается довольно малым, а сведения о функции, цели, ограничениях, действующих на него, не являются исчерпывающими. Это можно объяснить тем, что быстрая замена одних технологических процессов другими, обновление оборудования и т.д. приводит к развитию математических методов моделирования разнообразных адаптивных систем. Поэтому идентификация и управление многомерными безынерционными процессами (объектами) с запаздыванием продолжают оставаться довольно актуальными проблемами в настоящее время [1]. Это обстоятельство объясняется тем, что в многочисленных многомерных реальных процессах контроль выходных переменных осуществляется не только в различные моменты времени, но и через большие промежутки времени. В реальных многомерных процессах очень часто выходная переменная по тому или иному каналу объекта контролируется через достаточно большие интервалы времени в отличие от контроля переменных осуществляемых датчиками контроля. В случае если технологические переменные контролируются через 4-5 минут, а некоторая компонента выхода контролируется через несколько часов, смену, сутки, то это приводит к тому, что такие процессы естественно представить как безынерционные с запаздыванием [21].

В качестве примера можно привести самые различные технические, технологические, производственные, а также активные процессы [22, 23, 24], в частности, в стройиндустрии при сухом измельчении клинкера (клинкер – это продукт обжига), который в последующем подлежит измельчению, а измельчение приводит к получению цемента. Основным параметром, определяющим качество

цемента, является его активность, т.е. его прочность при сжатии. Но важными технологическими показателями являются также тонкость помола, удельная поверхность, расплыв конуса и другие. Их измерение осуществляется через несколько часов, два, три и более, в то время как постоянная времени по различным каналам многомерного объекта составляет 3-5 минут, следовательно, переходный процесс длится в течение 20-25 минут. Это обстоятельство приводит к тому, что исследователь вынужден рассматривать те или иные каналы как статические с запаздыванием.

Рассмотрим общую схему идентификации объекта, представленную на рисунке 1.1.

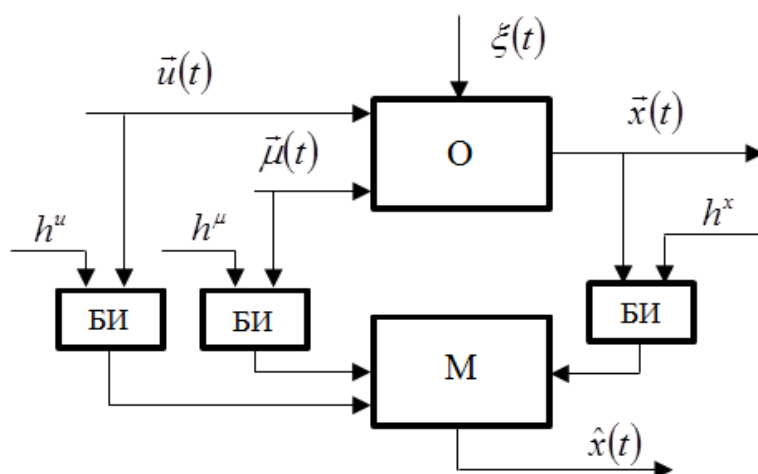


Рисунок 1.1 – Классическая схема при идентификации объекта

На рисунке 1.1 приняты следующие обозначения: $\bar{u}(t)$ – m -мерный вектор входных управляемых переменных процесса; $\bar{\mu}(t)$ – r -мерный вектор входных неуправляемых, но контролируемых переменных процесса; $\bar{x}(t)$ – n -мерный вектор выходных переменных; БИ – блоки измерения; h^u, h^u, h^x – случайные помехи при измерении соответствующих входных и выходных переменных; $\xi(t)$ – случайные помехи, действующие на процесс; $\hat{x}(t)$ – выход модели. На основании априорной и текущей информации $\{u_i, \mu_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ об исследуемом процессе в блоке «Модель» определен принятый класс моделей.

Задача идентификации объектов или процессов состоит в определении их структуры и параметров по наблюдениям входных-выходных переменных и является одной из главных задач современной теории автоматического управления. При изучении и идентификации того или иного объекта или процесса и последующего управления ими необходимо учитывать все их свойства, особенности, взаимосвязи с окружающей средой, внутренние взаимодействия, входные и выходные переменные, а также случайные помехи действующие на объект или процесс. Всестороннее рассмотрение и изучение объектов или процессов рассматривается в такой дисциплине как системный анализ [25, 26, 27].

Системы и системный анализ

Во второй половине XX века, в связи с быстрым развитием автоматизации, начало формироваться новое понимание процессов происходящих в реальном мире [28]. Оно базировалось на понятиях системы, цели, проблемы и т.д., а результатом его появления стали такие дисциплины как кибернетика и системный анализ [29, 30, 31].

Для начала рассмотрим базовые понятия, однако не смотря на полувековую историю кибернетики, многие понятия так и не получили однозначного определения. Например, понятие система несет в себе довольно широкий смысл. Под системой мы можем понять: Солнечную систему, систему уравнений, нервную систему, биосистему, автоматизированную систему, неустойчивую систему и многое другое [26]. Так же существуют системы, которые связаны с природой, есть искусственные системы созданные человеком.

Так как термин системы употребляется во многих различных словосочетаний, в различных сферах деятельности, отсюда и пошла некая классификация систем:

- Технические системы – это такие системы, к которым можно отнести автомобиль, различную электронику.
- Физические системы – это такие системы, к которым относят бассейны рек.

- Биологические системы – это такие системы, к которым можно отнести живые организмы.
- Социальные системы, семья.
- Экологические системы, сочетание физических, биологических, социальных систем.

Что же такое система в системном анализе. Как сказал профессор Ф.П. Тарасенко «В силу его направленности на решение любых проблем понятие системы в этом случае должно быть очень общим, применимым к любым ситуациям» [26].

Что бы понять само понятие системы, необходимо описать свойства, особенности системы. Описание должно быть такое, что бы оно было присуще всем системам, независимо от того какие они искусственные или естественные или материальные.

Существует очень много определений системы. Эта множественность понятна – определение есть не что иное, как модель (языковая) и, следовательно, различие целей и требований к модели приводит к разным определениям [27]. Человеческая деятельность целенаправленна. Однако цель, которую ставит перед собой человек, не всегда достигается только собственными возможностями. Такое несоответствие желаемого и действительного можно охарактеризовать как проблемную ситуацию. Проблемная ситуация – это некоторое реальное стечение обстоятельств, положение вещей, которым кто-то недоволен, не удовлетворен и хотел бы изменить [26]. Проблемная ситуация развивается постепенно: от неосознанного чувства неудовлетворенности к осознанию потребности, к выявлению проблемы и далее – к формулировке цели. Последующая деятельность направлена на достижение этой цели. Отсюда вытекает первое определение системы – это средство достижения цели.

Необходимо различать составные части системы, некоторые из которых при еще более детальном рассмотрении могут быть разбиты на составные части и т.д. неделимые части называются элементами. Части, состоящие более чем из одного элемента, называются подсистемами. В результате получается модель состава

системы, описывающая из каких подсистем и элементов она состоит. Необходимо еще соединить правильно элементы и подсистемы, то есть установить между составными частями системы определенные связи. Совокупность необходимых и достаточных для достижения цели отношений между элементами называется структурой системы. Теперь учитывая вышеописанные понятия можно сформулировать второе определение системы: это совокупность взаимосвязанных элементов, обособленная от среды и взаимодействующая с ней как целое.

Профессор Ф.П. Тарасенко говорит, что системой является все то, что мы хотим рассматривать как систему [26].

Рассмотрим свойства систем:

- Статические свойства, это свойства конкретного состояния системы. То есть это, то чем обладает система в любой фиксированный момент времени.
- Динамические свойства, можно назвать такие свойства, при которых произошли особенные изменения в самой системе со временем и в ее окружении. Данные изменения могут быть очень важными при работе с самой системой, тем самым эти изменения должны быть отображены в описание системы.
- Синтетические свойства системы обозначают собирательные, интегральные, обобщающие свойства, но данные свойства делают упор на взаимодействие системы с окружающей средой.

С понятием системы появляется такая наука как системный анализ. Системный анализ возник в эпоху, когда начала развиваться компьютерная техника [25, 32, 33]. Свои истоки системный анализ берет еще от греческих философов Пифагора и Платона. В настоящее время в различных источниках литературы для обозначения этой дисциплины фигурирует несколько терминов: системный анализ, общая теория систем, системный подход. Так, например в 1960-1970 годах системный подход становится универсальной идеологией менеджмента, а сам системный анализ – общепризнанным инструментарием. Что же представляет собой системный анализ. Системный анализ представляет собой совокупность методов и средств, используемых при исследовании и моделировании сложных объектов, прежде всего методов выработки, принятия и

обоснования решений при моделировании и управлении сложными социальными и экономическими системами. Также существует и другое определение системного анализа, с точки зрения решения разных ситуаций: системный анализ – это наука о всестороннем вхождении в проблему, проблемную ситуацию, с целью ее решения, частичного устранения, ликвидации и т.д. Результатом системных исследований является, как правило, выбор вполне определенной альтернативы: плана развития региона, параметров конструкции и т. д. Поэтому истоки системного анализа, его методические концепции лежат в тех дисциплинах, которые занимаются проблемами принятия решений: исследование операций и общая теория управления [34]. Главной задачей в системном анализе является – извлечение проблемы из действительности.

Модели и моделирование

Наблюдая за тем или иным объектом, в процессе своей деятельности, человек создает некоторые представления о нем, которое впоследствии проверяет на практике, в результате чего принимает или отвергает его. Аналогично поступает ученый для создания описания поведения того или иного объекта, проводя наблюдение за объектом и измерение его свойств, строя модель объекта и проверяя ее посредством эксперимента [35].

Разные виды деятельности человека можно разбить на два типа: познание мира и преобразование его. Важно понять, что любая деятельность субъекта становится возможной только благодаря моделям – системам, специфика которых направлена на обеспечение взаимодействия между субъектом и реальностью. Модели играют роль своеобразного посредника между ними [25, 36].

Рассмотрим определения модели. Первое, модель есть средство осуществления любой деятельности субъекта. И второе, модель есть форма существования знаний. Конечно, можно дополнить каждое из этих определений указанием на то, что модель – тоже система, со всеми описанными общесистемными свойствами [37].

Также существуют и другие определения модели. Модель – это объект-заместитель объекта-оригинала, предназначенный для изучения некоторых свойств оригинала [35].

Как все средства и методы, модели могут привести к ошибкам. Эффективность модели может быть снижена действием ряда факторов. Наиболее часто встречающиеся – недостоверные исходные допущения, ограниченные возможности получения нужной информации, слабое использование на практике, чрезмерно высокая стоимость.

Также построение модели наиболее затруднительно в условиях неопределенности. Когда необходимая информация настолько неопределенна, что ее трудно получить, исходя из критерия объективности. Поэтому здесь можно положиться на свой опыт, способность к суждению, интуицию, помощь консультантов.

Моделирование – построение модели, является творческим процессом. Как и всякое творчество, оно требует таланта. Одним из важных критериев качества любой модели, помимо адекватности является ее изящество. Человек может закончить консерваторию, но не стать ни композитором, ни исполнителем. Но будет грамотным музыковедом. Поэтому на этапе моделирования нужно учитывать все факты, так как неправильно построенная модель может привести к дальнейшим ошибкам [36].

Все многочисленные разновидности моделей делятся на две группы: вещественные и абстрактные. Вещественные модели – это предметы, которые можно увидеть, ощутить. Абстрактные модели, в свою очередь, разделяются на две группы: содержательные – описательные, в том числе лингвистические, и формальные, в том числе математические. К содержательным моделям следует отнести не только словесные и текстовые описания, но и музыку. К формальным моделям относятся математические описания объектов и происходящих с ними процессов, химические формулы и др.

Также есть статические и динамические модели. Статические модели описывают те или иные разовые параметры объекта оригинала, а динамические –

изменения этих параметров во времени. Можно привести следующий пример: температура тела при однократном измерении и график ее изменения в течение суток.

Также различают два вида динамических моделей. Если характер измеряемого параметра представлен набором его значений в некоторые моменты временного интервала, то такую модель называют дискретной. Также можно привести следующий пример: набор точек на температурном листе, соответствующий значениям температуры тела при измерении утром и вечером на протяжении нескольких дней.

Статическое моделирование является исторически наиболее распространенным и разработанным, а в настоящий момент и популярным для использования при аргументации выводов в научных работах самого разного назначения.

Методы статистического моделирования используются для описания массовых процессов, прогнозирования, проверки гипотез, оценки достоверности результатов наблюдений и экспериментов для принятия лучших решений [38].

Под математической моделью системы или объекта понимают его количественную формализацию. Математическая модель – это формальное описание процесса с помощью математических средств: дифференциальных, интегральных, интегро-дифференциальных, разностных, алгебраических уравнений, а также неравенств, множеств и т.д. [1]. Но иногда при описании объекта можно столкнуться с трудностями, которые связаны с неполнотой информации об интересующем нас объекте. Поэтому в этой связи уже нужны несколько другие способы для идентификации и управления объектом или процессом.

Задачи идентификации

Задаче идентификации посвящено очень большое количество работ [5, 6, 39, 40], которые отличаются не только типами объектов, которые необходимо исследовать, но и самими методами и алгоритмами идентификации.

Постановка задачи идентификации зависит от класса исследуемого процесса, это могут быть такие типы процессов как: статические, динамические, линейные, нелинейные и другие.

Главную роль при решении задач идентификации и управления различного рода процессами играет первичная обработка исходных данных, так как от качества их обработки во многом зависит качество решения задачи идентификации [41]. Исходные данные, могут содержать в себе недостатки. Например, это могут быть пропуски, выбросы и многое другое [42, 43]. Выбросы или промахи это результаты измерений, выделяющиеся из общей выборки. Источником выбросов или промахов могут быть и внутренние свойства процесса [44]. Статистический метод, способный работать в условиях выбросов называется робастным.

Задача теории идентификации состоит в построении модели объекта или процесса по результатам наблюдений входных и выходных переменных. Большой вклад в развитие этой теории внесли как советские, так и зарубежные ученые, такие как Н.С. Райбман, П. Эйкхофф, Я.З. Цыпкин и многие другие [5, 6, 40, 45, 46].

Без решения проблемы идентификации невозможно качественно разработать технический процесс, спроектировать технологическое оборудование и построить систему управления.

Задача идентификации формируется по результатам наблюдений за входными $u(t)$ и выходными $x(t)$ переменными объекта и заключается в построении его модели, при этом объект находится в нормальном режиме функционирования, то есть в обстановке случайных возмущений $\xi(t)$ и помех α .

Задача идентификации систем, определение структуры, класса моделей и параметров систем по входным-выходным наблюдениям, является одной из главных задач современной теории и техники автоматического управления. Данные задачи возникают при изучении свойств и особенностей исследуемого объекта или процесса, с целью последующего управления ими [47, 48].

К задачам идентификации можно привести статические модели обработки биологической, экономической, социологической, медицинской и другой информации [49, 50].

Идентификация в узком и широком смыслах

В зависимости от характера априорной информации об объекте различают задачи идентификации в узком и широком смысле. Параметрический метод относят к задачам идентификации в узком смысле, а непараметрический метод относят к задачам идентификации в широком смысле. Метод параметрической идентификации несет в себе достаточно высокий уровень априорной информации, так как в данном методе необходимо определить параметрическую структуру исследуемого объекта [5, 6]. Но так же, как и везде, на практике исследователь сталкивается с проблемами, когда недостаточно априорной информации о процессе или объекте. В этом случае и используют методы непараметрической идентификации [12, 13, 51, 52, 53].

Если управляемые процессы хорошо изучены, математически описаны (это такие системы как технические, электрические и другие системы в основном встречающиеся в машиностроении, кораблестроении, авиастроении и других областях), то следует применять существующую теорию управления.

Параметрический подход, который на сегодняшний день является общепринятым, можно представить следующим образом. Модель (1.1.1) представлена с точностью до вектора параметров α :

$$\hat{x}(t) = f(u(t), \alpha), \quad (1.1.1)$$

где $\vec{u}(t)$ – вектор входных переменных,

α – вектор параметров.

Если в качестве квадратичного критерия выбрать математическое ожидание квадратического отклонения:

$$R(\alpha) = M(x(t) - \hat{x}(u(t), \alpha))^2, \quad (1.1.2)$$

то тогда модель (1.1.1) могла бы быть представлена в следующем виде:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi_i(u(t)). \quad (1.1.3)$$

где $\varphi_i(\cdot)$, $i = \overline{1, N}$ – система линейно-независимых функций.

Слабое место здесь, безусловно, есть, как и в теории идентификации, оно заключается в том, что с определением уравнения возникает проблема, как правильно параметризовать. Очень часто в публикациях это постулируется под таким девизом: «Пусть объект описывается уравнением следующего вида...». Далее представлен рекуррентный алгоритм по оцениванию параметров α по результатам измерений входных и выходных переменных u_s, x_s , и в данном виде следует, например, методу стохастических аппроксимаций [54]:

$$\alpha_s^k = \alpha_{s-1}^k + \gamma_s \left(x_s - \sum_{i=1}^N \alpha_{s-1}^i \varphi_i(u_s) \right) \varphi^k(u_s). \quad (1.1.4)$$

Для оценивания параметров α можно использовать любой другой метод, например метод наименьших квадратов [55].

И, в конечном итоге, полученная модель процесса будет выглядеть следующим образом:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_s^i \varphi_i(u(t)). \quad (1.1.5)$$

Отличие записей (1.1.3) и (1.1.5) состоит в том, что в (1.1.3) параметры α еще не найдены, а только написана параметрическая структура, а в (1.1.5) нет, это уже модель, с которой будет работать исследователь в будущем.

В последнее время исследователь все чаще сталкивается с многомерными процессами дискретно-непрерывного характера. Дискретно-непрерывный процесс – это процесс, протекающий во времени непрерывно, но измерения его переменных осуществляется через дискретные интервалы времени. Такие процессы вынуждены рассматриваться как безынерционные с запаздыванием. Например, при измельчении каких-либо материалов, например клинкера или угля, постоянная времени или время установления переходного процесса составляет 5-10 минут, а контроль выходной переменной, например тонкость помола, измеряется раз в два часа. Поэтому естественно представить такие процессы как безынерционные с запаздыванием. Такие процессы часто встречаются в добывающих или перерабатывающих отраслях промышленности (металлургии, нефтепереработке, стройиндустрии и т.д.). В этих процессах очень заметно влияние случайных факторов, неопределенностей, недостатка априорных сведений и многого другого. Для моделирования и управления такими процессами необходимы методы, отличные от классической теории автоматического управления. Одним из возможных направлений в таких условиях и является теория непараметрических систем [1, 12, 13].

Непараметрическая идентификация или идентификация в широком смысле не предполагает этапа, связанного с выбором параметрического уравнения объекта, если для этого недостаточно априорной информации. При идентификации в широком смысле априорная информация отсутствует или очень мала, поэтому предварительно приходится решать большое число дополнительных задач. К таким задачам можно отнести выбор структуры системы и задание класса моделей, оценивание степени стационарности и линейности объекта и действующих переменных, оценивание степени влияния входных переменных на выходные, выбор информативных переменных и др. [5]. Например, для динамического процесса линейность или нелинейность, для статических объектов однозначность или неоднозначность [56]. Поэтому непараметрический подход использует лишь некоторые качественные или

количественные свойства объекта или процесса и, конечно же, выборки наблюдений.

Построение хорошей модели – это, как правило, многоэтапный процесс, заключающийся в последовательной постановке и проверке гипотез о структуре и параметрах объекта.

Проблема моделирования и идентификации надолго останется одной из центральных проблем кибернетики [1]. Интересным на данном этапе является рассмотрение некоторых особенностей различных задач идентификации, которые отличаются различными уровнями априорной информации об исследуемом объекте (процессе), так и стремлением максимально приблизиться к реальности.

Одним из первых на уровне априорной информации обратил внимание А.А. Фельдбаум [57, 58]. Я.З. Цыпкин говорил об априорной информации: «Априорная информация – это основа для формулировки проблемы оптимальности. Текущая информация – средство решения этой проблемы» [59].

В настоящее время наиболее полное развитие получила теория идентификации в узком смысле, где априорной информации достаточно для решения задачи идентификации и моделирования. Идентификация в широком смысле отличается уровнем априорной информации, которая либо отсутствует, либо ее очень мало для решения задач. Потому для таких многомерных процессов дискретно-непрерывного характера необходимо разрабатывать методы математического моделирования и управления, потому как модели таких процессов в классической теории идентификации и управления неизвестны.

Необходимо отметить, что при изучении того или иного объекта или процесса, для формулировки той или иной задачи необходима информация об объекте (операторе) (позже он должен превратиться в математическую модель исследуемого процесса), цели исследования, случайных помехах, действующих на объект и в каналах связи. От объема этой информации и будет зависеть уровень априорной информации [1].

Разноинтервальное оценивание переменных

В многочисленных многомерных реальных дискретно-непрерывных процессах измерения переменных процесса осуществляются через различные интервалы времени и в различных шкалах измерения. Это обстоятельство, наряду с пропусками в измерениях и наличием случайных факторов, помех, выбросов, приводит к необходимости более тщательно проводить анализ информации, которой располагает исследователь при рассмотрении и изучении того или иного процесса [10]. Также это приводит к тому, что динамические, по своему характеру процессы, вынуждены рассматриваться как безынерционные с запаздыванием. Например, при измельчении каких-либо материалов (клинкер, уголь и др.) постоянная времени составляет 5-10 минут, а контроль выходной переменной (например, тонкость измельчения), измеряется раз в два часа. Отсюда следует, что выпадает динамика процесса, которая требует частого контроля. В этом случае исследуемый процесс естественно представить как безынерционный с запаздыванием.

При изучении любого процесса важным обстоятельством является то, что переменные, определяющие свойства и состояния изучаемого явления, измеряются по-разному, т.е. в разных шкалах [60, 61]. Рассмотрим основные типы шкал более подробно.

Абсолютная шкала

Это интервальная шкала, в которой присутствует дополнительное свойство – естественное и однозначное присутствие нулевой точки. Пример: число людей в аудитории. Основной особенностью этой шкалы является возможность производить с ее элементами обычные вычислительные операции: сложение, умножение и др. Данная шкала допускает преобразование подобия (умножение на константу). Эта шкала используется как измерительная шкала в явной форме при счете элементов, измерении многих величин, например, температуры, влажности и др.

Шкала отношений

При использовании шкалы отношений измерение какой-либо величины сводится к экспериментальному определению отношения этой величины к другой подобной, принятой за единицу. Измеряя длину объекта можно узнать во сколько раз эта длина больше длины другого тела, принятого за единицу длины (метровой линейки в данном случае) и т.п.

Шкала интервалов

Это метрическая шкала, определяющая размер и количество отличий между объектами в выражении их особенностей, качеств.

Для данной шкалы допустимым является линейное преобразование типа $y = ax + b$, где a – положительное число, а b может быть как положительным, так и отрицательным. Это позволяет приводить результаты тестирования к общим шкалам и осуществлять, таким образом, сравнение показателей. Пример: шкала Цельсия.

Шкала порядка

Включает отношения тождества и порядка. Объекты в данной шкале ранжированы. Но не все объекты можно подчинить отношению порядка. Например, нельзя сказать, что больше круг или треугольник, но можно выделить в этих объектах общее свойство-площадь, и таким образом становится легче установить порядковые отношения.

1.2 Алгоритмы оценки параметров моделей многомерных статических систем

Часто исследователю приходится решать задачи, когда многомерный процесс представляет собой сложную систему, структура и взаимосвязи, между элементами которой, исследователю неизвестны. Исследователю необходимо найти такое управляющее воздействие на систему, чтобы на выходе из нее было достигнуто нужное значение.

Одним из методов для решения такой задачи является метод стохастических аппроксимаций, суть которого впервые отразили в 1951 г. Г. Роббинс и С. Монро [62]. Также основоположниками метода являются Кифер и Вольфовиц (1952 г.). Этот метод и стал формальным основанием для целого ряда задач адаптации в технической кибернетике. Области применения и разновидности решения различных задач технической кибернетики с помощью метода стохастических аппроксимаций разнообразны. В отечественной науке наиболее полно методы решения таких задач адаптации и управления представлены в работах Я.З. Цыпкина [6].

Для оценивания параметров по мере поступления текущей информации естественно использовать алгоритм стохастических аппроксимаций [6, 62]. В этой связи рассмотрим один из каналов $x_5(t)$ многосвязной исследуемой системы (рис. 1.2).

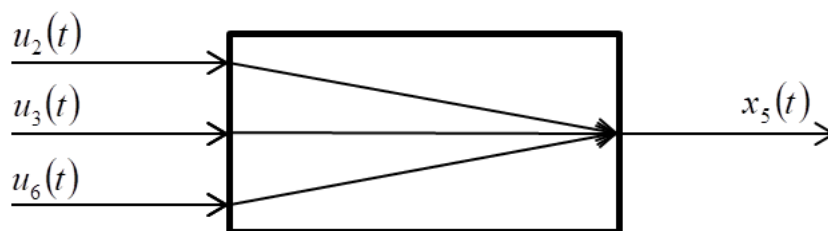


Рисунок 1.2 – Произвольный канал многомерного объекта

На рисунке 1.2 представлен один из выходных каналов $x^{<5>} = (u_2, u_3, u_6)$ многомерной безынерционной системы. Под каналом подразумевается некоторый набор входных переменных $u(t)$, которые влияют на ту или иную компоненту вектора выхода $x(t)$. Конечно, в некоторых случаях, этот набор может включать все компоненты входных переменных $u(t)$ объекта.

Многомерная система представляет собой несколько входных переменных $u(t)$ процесса и несколько выходных переменных $x(t)$, каждый компонент выхода $x(t)$ такой системы зависит не только от входных переменных $u(t)$, но и от некоторых других компонент вектора выхода $x(t)$. Рассмотрим конкретный

случай для 5-й компоненты вектора выходной переменной. Выходной канал $x_5(t)$ представляет собой составной вектор, например, составленный из следующих компонент вектора входов $x^{<5>} = (u_2, u_3, u_6)$. Также это может быть и любой другой набор, в том числе включающий зависимость и выходных переменных друг от друга.

Выпишем уравнение для 5-го выходного канала многомерной системы:

$$x_t^5 = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi_i(u^{<5>}), \quad (1.2.1)$$

Используя метод стохастических аппроксимаций, для определения коэффициентов α из уравнения (1.2.1), можно выписать следующие рекуррентные соотношения:

$$\alpha_s^j = \alpha_{s-1}^j + \gamma_s^j \left(x_s^j - \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi_i(u_s^{<i>}) \right) \varphi^j(u_s^{<i>}), \quad j = \overline{1, n}, \quad (1.2.2)$$

где α_0 – параметр, который может быть выбран произвольно,

γ_s – переменные коэффициенты, удовлетворяющие условиям Роббинса и Монро [6, 62]. Запишем условия Роббинса и Монро:

$$\gamma_i > 0, \quad \lim_{i \rightarrow \infty} \gamma_i \rightarrow 0, \quad \lim_{s \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^s \gamma_i > \infty, \quad \lim_{s \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^s \gamma_i^2 < \infty. \quad (1.2.3)$$

Таким образом, находятся значения коэффициентов для уравнения (1.2.1). Но стоит отметить, что метод стохастической аппроксимации не учитывает имеющуюся априорную информацию, как о помехах, так и о самом решении, т.е. о параметрах объекта. В случае стохастической зависимости входных и выходных переменных необходимо уже использовать теорию непараметрических систем.

1.3 Непараметрические алгоритмы идентификации многомерных безынерционных систем на основе непараметрических оценок функции регрессии

Теорию непараметрических систем необходимо использовать в случаях, когда априорная информация об исследуемом процессе мала, в частности, когда отсутствуют априорные сведения для математической постановки задачи. Это означает, что априорная информация об исследуемом процессе не позволяет провести предварительную параметризацию его модели [63, 64].

Но во многих случаях исследователь сталкивается с многомерными процессами дискретно-непрерывного характера [1]. Многомерный дискретно-непрерывный процесс – это процесс, протекающий во времени непрерывно, но контроль его переменных осуществляется в дискретные интервалы времени. Это приводит к тому, что динамические по своему характеру процессы вынуждены рассматриваться как безынерционные с запаздыванием. Для таких процессов характерным является отсутствие достаточной априорной информации. Для моделирования и управления подобными процессами необходимы методы, несколько отличные от методов классической теории автоматического управления. Одним из возможных направлений в таких условиях и является использование теории непараметрических систем.

Идентификация в широком смысле или непараметрическая идентификация базируется на непараметрической оценке функции регрессии Надарая-Ватсона [12, 65].

Рассмотрим, что же такое непараметрическая оценка – это эмпирическая функция распределения, состоятельная непараметрическая оценка функции распределения числовой случайной величины.

Пусть дана двумерная случайная величина (u, x) с неизвестными плотностями распределения $p(u, x)$, $p(u) > 0$ для $\forall u \in R^1$, и выборка статистически независимых наблюдений $(u_i, x_i, i = \overline{1, s})$, входных и выходных переменных системы объемом s [63]. Здесь u_i – значение вектора наблюдений

входных воздействий размерности m в i -й точке выборки, а x_i – значение вектора выходных воздействий в этой точке [12, 65].

При аппроксимации неизвестных стохастических зависимостей x от u часто используют регрессию x по u :

$$x(u) = f(u) = \left(\int_{\Omega(x)} P(u, x) dx \right)^{-1} \int_{\Omega(x)} x P(u, x) dx, \quad (1.3.1)$$

непараметрическая оценка которой, в самом простом одномерном варианте, имеет следующий вид [12]:

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right)}, \quad (1.3.2)$$

где колоколообразные функции $\Phi(z)$ удовлетворяют свойствам положительности, симметричности и нормированности [12, 66]:

$$\Phi(z) < \infty, \quad \forall z \in \Omega(z), \quad (1.3.3)$$

$$\int_{\Omega(z)} \Phi(z) dz = 1, \quad (1.3.4)$$

$$\int_{\Omega(z)} \Phi^2(z) dz < \infty, \quad (1.3.5)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} \frac{1}{c_s} \Phi\left(\frac{z - t}{c_s}\right) = \delta(z - t), \quad (1.3.6)$$

где $\delta(z - t)$ – дельта-функция Дирака,

z – аргументы колоколообразной функции.

Параметр размытости c_s удовлетворяет следующим условиям [12, 66].

$$c_s > 0, \quad (1.3.7)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} c_s = 0, \quad (1.3.8)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} s c_s = \infty, \quad (1.3.9)$$

Для многомерной системы непараметрическая оценка функции регрессии Надарая-Ватсона имеет вид:

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{k=1}^m \Phi\left(\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^m \Phi\left(\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right)}, \quad (1.3.10)$$

где выборка $x_i, u_{ki}, i = \overline{1, s}, k = \overline{1, m}$ содержит измерения входных u и выходных x переменных, а $u_k, k = \overline{1, m}$ – текущая переменная. Здесь условие для параметра размытости c_s принимает следующий вид:

$$\lim_{s \rightarrow \infty} s c_s^m = \infty. \quad (1.3.11)$$

Колоколообразные функции $\Phi\left(\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right)$, например, можно принять в виде

треугольного ядра (рис. 1.3):

$$\Phi\left(\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right) = \begin{cases} 1 - \frac{|u_k - u_{ki}|}{c_s}, & \frac{|u_k - u_{ki}|}{c_s} < 1, \\ 0, & \frac{|u_k - u_{ki}|}{c_s} \geq 1. \end{cases} \quad (1.3.12)$$

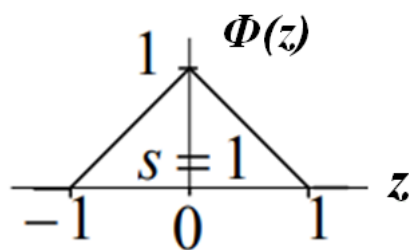


Рисунок 1.3 – Треугольное ядро

Также можно использовать и другие виды колоколообразных функций [67], например, параболическое или кубическое. Параболическое ядро имеет следующий вид (рис. 1.4):

$$K\left(\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right) = \begin{cases} 0,75 \left(1 - \left(\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right)^2\right), & \left|\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right| \leq 1, \\ 0, & \left|\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right| > 1. \end{cases} \quad (1.3.13)$$

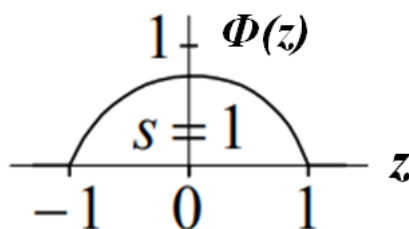


Рисунок 1.4 – Параболическое ядро

Кубическое ядро имеет следующий вид (рис. 1.5):

$$K\left(\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right) = \begin{cases} \left(1 + 2 \left|\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right|\right) \left(1 - \left|\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right|\right)^2, & \left|\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right| \leq 1, \\ 0, & \left|\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right| > 1. \end{cases} \quad (1.3.14)$$

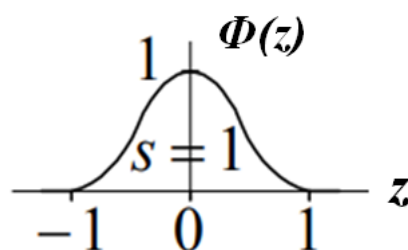


Рисунок 1.5 – Кубическое ядро

Ядерные функции обладают следующими свойствами:

- симметричность относительно оси Oy ;
- площадь под кривой $\Phi(z)$ равна единице $S = 1$;
- нормированность на 1.

Можно сказать, что выбор вида функции $\Phi\left(\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right)$ не существенно влияет на качество построения модели, наиболее важным является то, как подобрать соответствующий параметр размытости. В частности, если $\Phi\left(\frac{u_k - u_{ki}}{c_s}\right)$ выбирается в виде треугольного ядра, то при малом значении параметра размытости c_s треугольный вид функции превращается в дельта-функцию, а если значение параметра размытости c_s велико, то наоборот, треугольная функция становится шире.

Если в многомерной системе каждой компоненте вектора u соответствует компонента вектора c_s , то во многих практических задачах c_s можно принять скалярной величиной, если вначале привести компоненты вектора u по выборке наблюдений к одному и тому же интервалу, например, с помощью таких операций, как центрирование и нормирование.

Непараметрическая оценка функции регрессии является сходящейся в среднеквадратическом и асимптотически несмещенной [1], т.е.

$$\begin{aligned} \lim_{s \rightarrow \infty} M \left\{ (f(u) - f_s(u))^2 \right\} &= 0, \quad \forall u \in \Omega(u), \\ \lim_{s \rightarrow \infty} M \left\{ f_s(u) \right\} &= f(u), \quad \forall u \in \Omega(u). \end{aligned} \quad (1.3.15)$$

Асимптотические свойства непараметрических оценок класса (1.3.10) достаточно подробно исследованы в [12]. В дальнейшем будет широко использоваться непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям.

Непараметрическая оценка функции регрессии обладает рядом преимуществ, это простота в использовании, быстрота вычислений, а также работа в условиях недостатка априорной информации. Данный метод относится к методам локальной аппроксимации, т.е. качество получаемых оценок будет зависеть от выборки наблюдений входных и выходных переменных. Конечно, исходные данные могут иметь недостатки, например пропуски, выбросы или «сгущения», что в итоге может негативно отразиться на качестве прогноза.

1.4 Идентификация многомерных объектов для случая, когда компоненты вектора выходов стохастически зависимы

В существующей теории идентификации решение задачи моделирования и управления многомерными безынерционными системами со стохастически зависимыми выходными переменными отсутствует. Однако близкие к этой задаче рассматривались в диссертации А.П. Красноштанова, где рассматривались комбинированные многосвязные системы, и был получен алгоритм прогноза выхода комбинированных параметризованных систем при одновременной оценке параметров системы [68]. Также можно использовать непараметрические оценки Надарая-Ватсона, но в них не учитывается зависимости выходных переменных. Задачи с зависимыми входными переменными рассматривались в диссертациях Е.А. Чжан, А.А. Корнеевой и Е.Д. Михова. На основании вышеизложенного можно сделать вывод о том, что подобные задачи не рассматривались и не решались в известной литературе.

Идентификация многомерных стохастических процессов является довольно актуальной проблемой для многих технологических производственных процессов дискретно-непрерывного характера [69, 70]. Если выходные переменные объекта каким-то образом стохастически зависимы, а зависимость

эта неизвестна, то подобные процессы были названы T-процессами, а их модели соответственно T-моделями [1]. Подобные объекты или процессы требуют специального взгляда на проблему идентификации, которая будет отличаться от общепринятых методов [5, 6]. Главное здесь состоит в том, что идентификация подобных объектов или процессов должна осуществляться не традиционным для существующей теории идентификации путем [71]. Нужно обратить внимание на то, что термин «процессы», рассматривается не как процессы, вероятностной природы, например, о которых говорится в [8], такие как стационарные, гауссовские, марковские, мартингалы и другие, а это процессы, реально протекающие в технических, технологических, производственных и других системах.

Еще раз заметим, что контроль некоторых, наиболее важных выходных переменных динамического объекта осуществляется через большие промежутки времени, значительно превосходящие постоянную времени объекта. В частности, для широко распространенных на практике процессов измельчения постоянная времени объекта составляет 4-5 минут, что соответствует примерно 20 минутам окончанию переходного процесса, а контроль тонкости измельчения (например, по одному из каналов многомерной системы) осуществляется раз в два часа, раз в смену и более. Собственно это и приводит к необходимости рассматривать динамический объект как безынерционный с запаздыванием [72, 73].

Характерным для таких процессов является то, что вектор выходных переменных $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $j = \overline{1, n}$, состоящий из n компонент таков, что компоненты этого вектора стохастически зависимы заранее неизвестным образом. Вектор входных компонент обозначим – $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$, $k = \overline{1, m}$.

Особенностью моделирования многомерного объекта является то, что исследуемый процесс описывается системой неявных стохастических уравнений:

$$F_j(\bar{u}(t - \tau), \bar{x}(t), \xi(t)) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (1.4.1)$$

где $F_j(\cdot)$ – не известны;

$\xi(t)$ – случайное возмущение, действующее на объект;

τ – величина запаздывания по различным каналам многомерной системы.

Поскольку по различным каналам вектор запаздывания τ хотя и различен, но известен. Поэтому в последующих формулах τ может быть опущен, т.к. можно сделать сдвиг в выборке наблюдений на величину τ . Например, если есть наблюдения входных-выходных переменных при наличии запаздывания τ , то на вход объекта поступает u_1 , а на выходе получаем $x_{1+\tau}$, далее u_2 , а на выходе $x_{2+\tau}$ и т.д. Если сделать сдвиг в выборке входных-выходных наблюдений, то далее можно привести в соответствие величину входного воздействия и величину выхода объекта, т.е. в каждой строке обучающей выборки будет находиться значение входной переменной и соответствующее ему значение выходной переменной $u_1 - x_{1+\tau}$, $u_2 - x_{2+\tau}$, и т.д. Теперь поменяем индексы для всех значений выходной переменной x , т.е. $x_{1+\tau} - x_1$, $x_{2+\tau} - x_2$, и в конечном итоге получим приведенную матрицу наблюдений входных-выходных переменных $u_1 - x_1$, $u_2 - x_2$ и т.д. с которой будем работать в дальнейшем.

В общем виде исследуемая многомерная система, реализующая Т-процесс может быть представлена на рисунке 1.6.

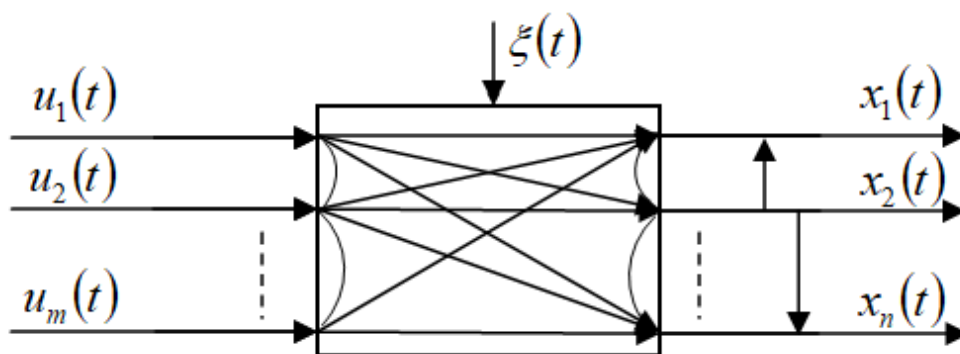


Рисунок 1.6 – Многомерный объект

На рисунке 1.6 приняты следующие обозначения: $\bar{u}(t) = (u_1(t), \dots, u_m(t))$ – m-мерный вектор входных переменных, $\bar{x}(t) = (x_1(t), \dots, x_n(t))$ – n-мерный вектор

выходных переменных, $\xi(t)$ – случайные стационарные помехи, действующие на объект. Вертикальные стрелки показывают стохастическую зависимость выходных переменных $x(t)$. Внутри объекта представлены различные каналы многомерной системы.

По различным каналам исследуемого процесса зависимость j -ой компоненты вектора \bar{x} может быть представлена в виде некоторой зависимости от тех или иных компонент вектора \bar{u} : $x^{<j>} = f_j(\bar{u}^{<j>})$, $j = \overline{1, n}$, где $\bar{x}^{<j>}, \bar{u}^{<j>}$ – составные векторы. При построении моделей реальных технологических и производственных процессов (комплексов) чаще всего векторы \bar{x} и \bar{u} используются в виде тех или иных составных векторов. Составной вектор это вектор, составленный из некоторых компонент входных или выходных переменных, в частности $\bar{x}^{<j>}(t) = (u_2(t), u_5(t), x_2(t), x_7(t), x_8(t))$, либо любой другой набор. Одним словом, составные вектора выписываются исследователем на основании имеющейся априорной информации. В этом случае система уравнений (1.4.1) примет вид:

$$F_j(\bar{u}^{<j>}(t), \bar{x}^{<j>}(t)) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (1.4.2)$$

где $\bar{u}^{<j>}(t), \bar{x}^{<j>}(t)$ – составные векторы.

Заметим, однако, что вид уравнений $F_j(\cdot)$, $j = \overline{1, n}$ продолжает оставаться неизвестным и не может интерпретироваться как модель исследуемого процесса. Основная задача состоит именно в моделировании подобных процессов, т.е. Т-процессов.

В результате измерения входных и выходных переменных может быть получена выборка $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, $u_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{im})$, $i = \overline{1, s}$, которая используется для построения адаптивной модели этого объекта. В этом случае при заданных значениях входных воздействий необходимо решить систему типа

(1.4.2). В результате можно получить оценки компонент вектора выходных переменных x при соответствующих значениях входных воздействий u .

Примерами Т-процесса могут быть различные процессы, типичные для добывающих или перерабатывающих отраслей промышленности. Например, процесс измельчения клинкера, полученный в результате обжига сырьевой смеси, измельчение которого приводит к получению цемента. Основными показателями качества цемента являются такие показатели, как активность цемента (т.е. прочность при сжатии), тонкость помола, удельная поверхность и др. Их измерения осуществляются через несколько часов, а постоянная времени динамического канала составляет от 3 до 5 минут, переходный процесс длится в течении 20-25 минут. Это приводит к тому, что приходится рассматривать те или иные каналы многомерной системы как статические с запаздыванием, а также это приводит к зависимости выходных переменных. Например, активность цемента зависит от тонкости помола и других показателей. Важно учитывать данные зависимости, т.к. не учет тех или иных зависимостей выходных переменных друг от друга может привести к неточностям в построении модели процесса и в дальнейшем приведет к многочисленным ошибкам.

Рассмотрим схему шаровой трехкамерной мельницы (рис. 1.7).

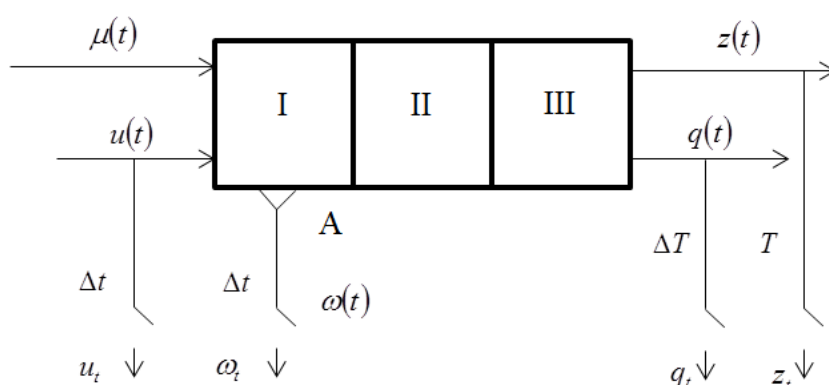


Рисунок 1.7 – Схема шаровой трехкамерной мельницы

Мельница для измельчения клинкера представляет собой цилиндрический вращающийся барабан, который разделен сеточными перегородками на три

камеры, загруженные мелющими телами: в камере I – крупные металлические шары, в камере II – шары меньшего размера, в камере III – цилиберс (металлические цилиндры небольшого размера). Сырье, поступающее в мельницу, измельчается в камерах I, II, III и превращается в цемент. Таким образом, с технологической точки зрения входом мельницы является клинкер, а выходом – цемент [1].

На рисунке 1.7 приведены следующие обозначения: $\mu(t)$ – неконтролируемая входная переменная, например размалываемость клинкера; $u(t)$ – контролируемая со случайной ошибкой входная переменная (например, загрузка или количество клинкера, которое может изменяться); $\omega(t)$ – шум в первой камере, контролируемый датчиком А через интервал времени Δt ; $q(t)$ – выход мельницы – тонкость измельчения, измеряемый через интервал времени $\Delta T \gg \Delta t$; $z(t)$ – основной показатель качества цемента – активность цемента (т.е. прочность при сжатии), контролируемый через интервал времени $T \gg \Delta T \gg \Delta t$. Постоянная времени объекта составляет примерно 5-7 минут, $u(t)$ и $\omega(t)$ в локальных аналоговых системах регулирования контролируются непрерывно, а в цифровых системах регулирования – дискретно через интервал времени Δt , который может измеряться через несколько секунд. Контроль выходных переменных $q(t)$, $z(t)$ осуществляется на производстве по технологии, регламентируемой стандартом, причем ΔT равен 2 часам, а T – 28 суткам. Стоит отметить, что $q(t)$ – технологический показатель процесса измельчения, а $z(t)$ – основной показатель качества цемента (активность цемента), который зависит не только от тонкости измельчения $q(t)$, но и от показателей работы предыдущих технологических переделов: приготовления сырьевой смеси, помола, обжига. Переменная $\mu(t)$ является важным показателем, но ее нельзя измерить и управлять ей, а можно только контролировать. Возможно, конечно, измерить ее экспертно, но на это уйдет очень много времени, и это даст грубый результат.

Таким образом, технология контроля переменных, влияющих на процесс получения цемента, весьма трудоемка, осуществляется через различные

интервалы времени по разным каналам многомерной системы, а сам процесс подвержен воздействию различных случайных факторов, что приводит к серьезным трудностям при моделировании подобных процессов. И не смотря на то, что это простой процесс типичный для многих отраслей промышленности, но он не укладывается в классическую схему решения задач идентификации [1].

Примером Т-процесса может являться процесс каталитической гидродепарафинизации, повышения хладотекучести дизельного топлива и процесс гидроочистки дизельного топлива от сернистых соединений [74].

На рисунке 1.8 приведена совмещенная схема процессов гидроочистки и гидродепарафинизации дизельного топлива. В реакторном блоке Р-301 совмещены процессы гидроочистки и гидродепарафинизации. Входом установки является «Сырье на установку», а выходом бензин и СДФ (сероочищенная дизельная фракция).

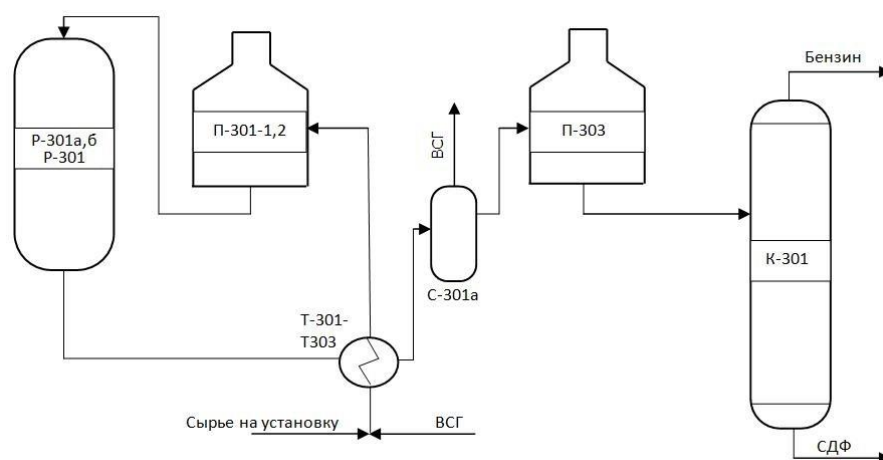


Рисунок 1.8 – Схема гидроочистки и гидродепарафинизации дизельного топлива

На вход процесса гидроочистки и гидродепарафинизации поступают следующие переменные: $u_1(t)$ – плотность, $u_2(t)$ – температура начала кипения, $u_3(t)$ – температура выкипания 50%, $u_4(t)$ – температура выкипания 96% и $u_5(t)$ – температура конца кипения, $u_6(t)$ – давление на входе в реактор, $u_7(t)$ – температура входа в реактор. Выходом являются такие переменные как: $x_1(t)$ –

плотность, $x_2(t)$ – температура начала кипения, $x_3(t)$ – температура выкипания 50%, $x_4(t)$ – температура выкипания 96%, $x_5(t)$ – температура конца кипения и $x_6(t)$ – температура помутнения.

В процессе работы данной установки происходит сбор и накопление данных о протекании технологического процесса $\{u(t), x(t)\}$. Накопленная информация $\{u(t), x(t)\}$ нуждается в обработке с целью анализа и последующего принятия решений об управлении технологическим процессом, который очень важен на предприятиях нефтепереработки [75].

Таким образом, процесс гидроочистки и гидродепарафинизации представляет собой многомерную систему дискретно-непрерывного характера, для которой необходимо разрабатывать методы математического моделирования и управления.

При рассмотрении и изучении реальных процессов помимо стохастической зависимости выходных переменных также есть зависимости входных переменных [76]. Такие процессы были названы Н-процессами [77]. Объединение процессов Т и Н приводит к более детальному их изучению, т.к. необходимо учитывать все зависимости, для более точного построения модели. Так, например, такой сложный процесс, как процесс гидродепарафинизации включает в себя зависимости и входных и выходных переменных, а также зависимости выходных от входных. Дальнейшее исследование такого процесса приведет к более точному построению его модели и соответственно к довольно качественному управлению таким процессом.

КТ-процессы

К-процессы возникают при идентификации в условиях непараметрической неопределенности, а также в случаях, когда априорная информация соответствует одновременно как непараметрическому, так и непараметрическому типу исходных данных об исследуемом процессе [14].

К-модели учитывают все имеющиеся переменные и взаимосвязи между ними в ситуации, когда дискретности их контроля существенно различаются, как

и уровни априорной информации о каналах исследуемого процесса. Таким образом, К-модели представляют собой органический синтез, описывающий анализируемый процесс или систему взаимосвязанных объектов во всем их многообразии [78].

Интересным фактом является то, что на пути исследования различных процессов можно выделить такой класс процессов, которые отнесены к частично-параметризованным дискретно-непрерывным процессам. Такие процессы называются КТ-процессами, а их модели соответственно КТ-моделями. Это процессы, когда по некоторым каналам исследуемой системы известны уравнения зависимостей входных и выходных переменных, описываемые с точностью до параметров, а по некоторым каналам уравнения зависимости продолжают оставаться неизвестными.

Особенностью идентификации многомерного объекта является то, что исследуемый процесс описывается системой с неявными стохастическими уравнениями (1.4.3):

$$\left\{ \begin{array}{l} F_1(u^{<j>}, x^{<j>}, \alpha) = 0, \\ F_2(u^{<j>}, x^{<j>}, \alpha) = 0, \\ \dots \\ F_{n-1}(u^{<j>}, x^{<j>}) = 0, \\ F_n(u^{<j>}, x^{<j>}) = 0. \end{array} \right. \quad j = \overline{1, n}, \quad (1.4.3)$$

где $\hat{F}_j(\cdot)$ частично параметризованы, либо неизвестны;

α – вектор параметров.

КТ-модель объединяет элементы Т-модели с элементами К-модели и представляет собой модель, в которой есть совокупность взаимосвязей входных и выходных переменных, причем по одним каналам они известны, например, ориентируясь на законы физики, а по другим каналам зависимости неизвестны.

Лавинообразные процессы

В настоящее время представляют собой интерес процессы, изменяющиеся скачкообразно при плавном воздействии извне. Лавинообразные процессы представляют собой отдельный раздел математики, который называется «Теория катастроф» [79, 80].

В качестве примера рассмотрим процесс, в котором будут плавно изменяться входные и выходные переменные $u(t), \mu(t), x(t)$. При этом выходная переменная $x(t)$ плавно меняется, но с течением времени начинается формирование лавинообразного процесса и выходная переменная $x(t)$ резко возрастает или наоборот убывает (рис. 1.9).

На рисунке 1.9 на оси ординат расположены значения выходной переменной $x(t)$, а на оси абсцисс такты t .

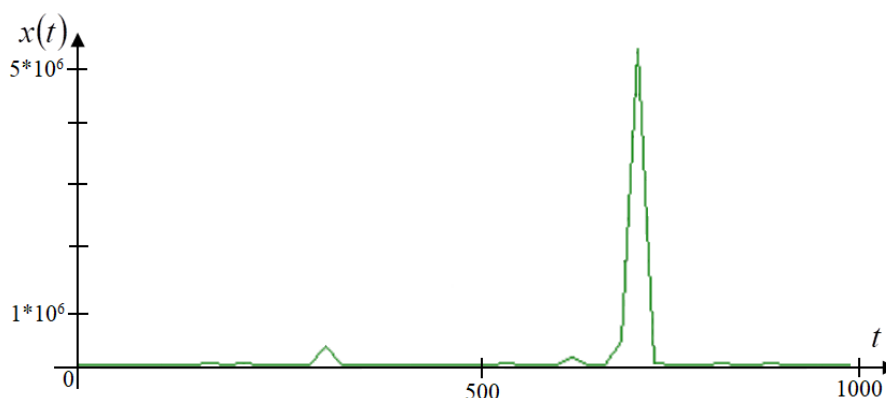


Рисунок 1.9 – График выходной переменной $x(t)$

Из рисунка 1.9 видно, что при небольшом изменении выходной переменной $x(t)$ вдруг ее величина существенно возрастает. На практике могут встречаться различные лавинообразные процессы, и природа их происхождения может зависеть от самых разных факторов [70]. Во-первых, возникновение лавины может зависеть от человеческого фактора, например при неправильном измерении той или иной переменной, во-вторых это может зависеть от самого процесса, от его природы, т.е. данная «лавина» будет формироваться внутри

самого процесса при взаимодействии определенных значений входных переменных $u(t), \mu(t)$.

На данном этапе встает вопрос, как же правильно работать с лавинообразным процессом и управлять им. Для начала необходимо обнаружить приближающуюся «лаvinу». Для этого значения вновь поступающих выходных переменных процесса, обозначим их x_i , нужно сравнивать со значениями, которые ранее предшествовали лавине, обозначим их y_i , из имеющихся у исследователя данных (рис.1.10).

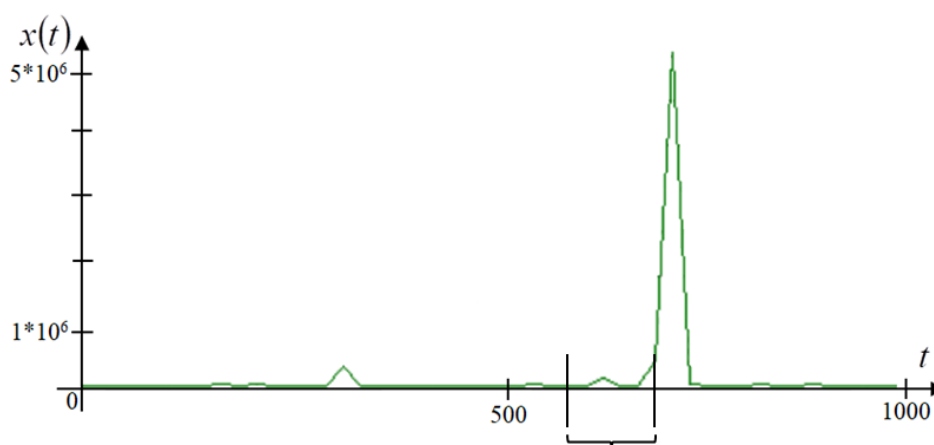


Рисунок 1.10 – График выходной переменной y_i

На рисунке 1.10 отмечен отрезок, который предшествует резкому скачку выходной переменной. Данный отрезок можно взять произвольно, например 10 значений выходной переменной, которые предшествовали «лаvinе». Сравнение значений ранее предшествующих «лаvinе» и вновь полученных значений осуществляется по следующей формуле:

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=t}^{t+N} (x_i - y_i)^2, \quad i = \overline{1, N}. \quad (1.4.4)$$

Из формулы (1.4.4) видно, что как только величина ε начнет приобретать очень маленькие значения, близкие к нулю, значит должна произойти «лаvinа».

Для того чтобы предотвратить лавину, в момент уменьшения ε , необходимо изменить входные воздействия.

Управление лавинообразным процессом должно обеспечивать такие входные характеристики процесса, при которых лавина не будет происходить. Т.е. как только было замечено, что приближается «лавина» $\varepsilon \rightarrow 0$, значит нужно изменить входные воздействия $u(t)$, чтобы уйти от приближающейся «лавины».

1.5 Управление многомерными безынерционными объектами в условиях непараметрической неопределенности

Рассмотрим классическую схему системы управления, принятую в теории идентификации (рис. 1.11) [81, 82]. На рисунке 1.11 приняты следующие обозначения: $u(t)$ – управляющие воздействия, $x(t)$ – выходная переменная, $x^*(t)$ – задающие воздействия, УУ – управляющее устройство. Главная задача устройства управления заключается в том, чтобы выходная переменная $x(t)$ как можно меньше отклонялась от задающего воздействия $x^*(t)$ [83, 84, 85, 86].

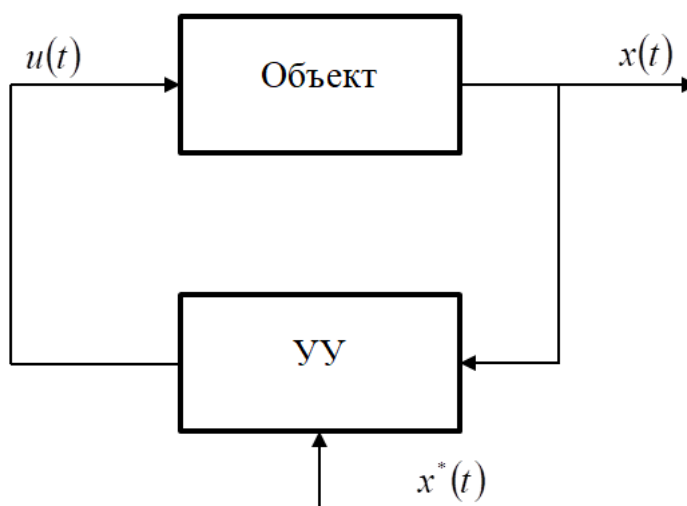


Рисунок 1.11 – Классическая схема системы управления

Как было сказано ранее, данные задачи обусловлены тем, что в них рассматриваются различные объекты, такие как: статические, динамические, с

запаздыванием, линейные, нелинейные и так далее при наличии объема априорной информации.

Изначально задача управления понималась как задача регулирования, и объект был задан в виде дифференциальных уравнений. Данные исследования послужили развитию другой теории, теории автоматического регулирования.

Конечно, в последующем задача управления стала сложнее, в связи с этим появилось неуправляемое, но контролируемое входное воздействие $\mu(t)$, как показано на рисунке 1.12.

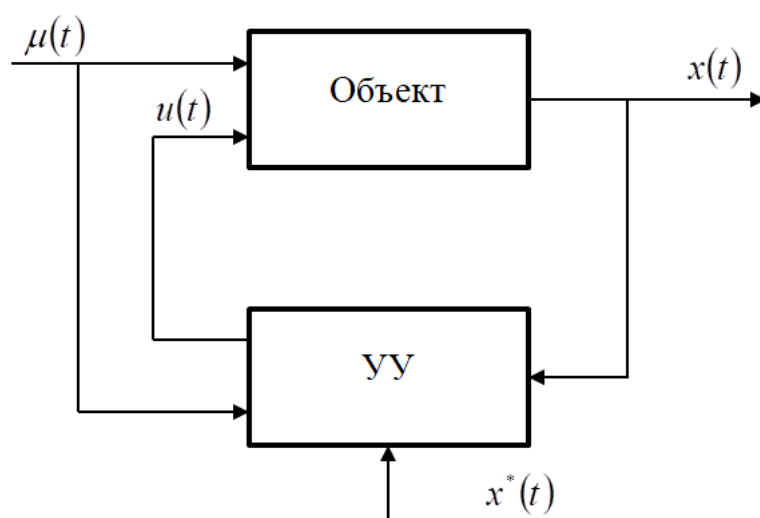


Рисунок 1.12 – Схема комбинированной системы управления

На рисунке 1.12 переменная $\mu(t)$ является входной контролируемой, но неуправляемой переменной, например это могут быть технологические параметры, для измерения которых используется физико-химическая технология. Например, клинкер, который является продуктом обжига при получении цемента, может быть недообожженным или переобожженным. Такая переменная существенно влияет на объект и на значения выходных переменных $x(t)$. Поэтому задача управления таким объектом усложняется, т.к. необходимо поддерживать на выходе объекта заданное значение $x^*(t)$ при известном значении $\mu(t)$. Появление входной неуправляемой переменной $\mu(t)$ послужило появлению такой дисциплины как исследование операций.

Вышеприведенные задачи изначально решались в рамках детерминированной теории управления. Далее задача управления стала рассматриваться в условиях, когда на объекты или процессы действовали случайные помехи, возникающие в каналах измерения входных-выходных переменных, как представлено на рисунке 1.13.

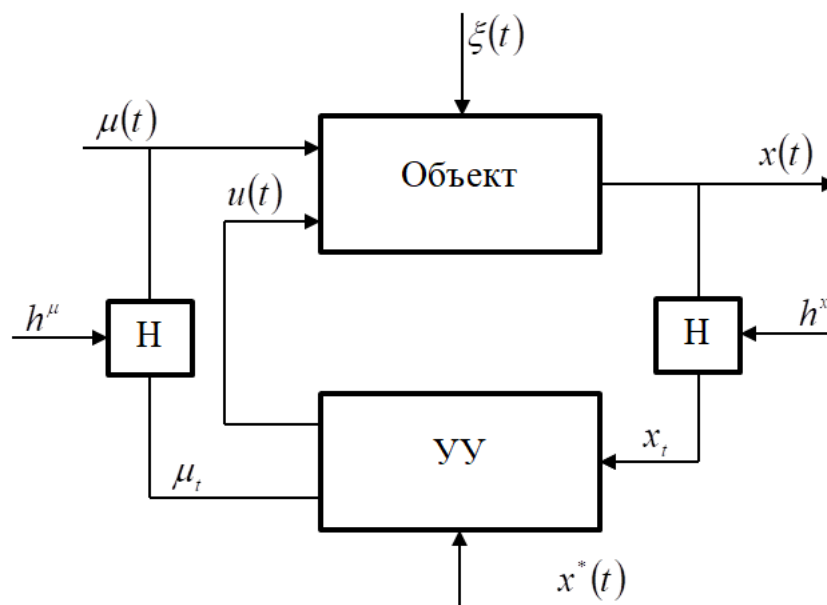


Рисунок 1.13 – Стохастическая схема системы управления

На рисунке 1.13 представлены следующие обозначения: Н – каналы измерения, h – случайные помехи, действующие в каналах измерения, $\xi(t)$ – случайное возмущение, действующее на объект. Задача управления и алгоритма управления УУ остаются прежними, то есть поддержка на выходе объекта заданного значения со случайными факторами. С этого момента и начало свое развитие теория стохастического управления [87, 88, 89, 90].

Управление многомерными дискретно-непрерывными процессами рассматривается в условиях непараметрической неопределенности, т.е. в условиях, когда модель процесса с точностью до вектора параметров отсутствует полностью. В этом случае известные приемы не применимы и следует использовать и разрабатывать другие подходы для решения задач.

В реальных задачах часто число компонент вектора входных переменных \bar{i} больше числа компонент вектора выходных переменных \bar{x} . Если же

размерность вектора \bar{u} превышает размерность вектора \bar{x} , т.е. $m > n$, то обычно поступают следующим образом. В число компонент вектора \bar{u} могут быть введены некоторые компоненты вектора \bar{u} , с тем, чтобы размерность вектора \bar{u} и \bar{x} была одинаковой. Эта процедура необходима для того, чтобы в дальнейшем, при управлении процессом, не получались нужные значения выходных переменных при разных входных воздействиях. Также могут быть и обратные ситуации, когда число компонент вектора входных переменных \bar{u} меньше числа компонент вектора входных переменных \bar{x} . В этом случае для того чтобы размерность вектора \bar{u} и \bar{x} сделать одинаковой необходимо из числа компонент выходных переменных выбрать самые существенные \bar{u} , иначе будет невозможно найти по меньшему количеству входных переменных большее число выходных.

Выводы по первой главе

В настоящее время вышеописанные многомерные процессы дискретно-непрерывного характера представляют собой большой интерес. Это процессы динамические по своей природе, но контролируемые в дискретные моменты времени. Они возникают в реально протекающих технологических, производственных многомерных процессах. Для таких процессов естественно необходимо разрабатывать математические методы моделирования и управления, т.к. модели таких процессов в теории идентификации и управления неизвестны. Параметрическая идентификация, которая доминирует на сегодняшний момент, не всегда может решить задачи в подобных условиях из-за недостатка априорной информации об исследуемом процессе. Поэтому необходимо создание и исследование непараметрических методов идентификации и управления многомерными процессами со стохастической зависимостью выходных переменных. Отличительной особенностью таких методов является то, что задачи ставятся в условиях непараметрической неопределенности из-за недостатка априорной информации. Модели таких процессов могут быть успешно применены в различных компьютерных системах прогнозирования,

моделирования, диагностики, управления и принятия решений. Управление дискретно-непрерывным процессом рассматривается в условиях непараметрической неопределенности. В этом случае известные приемы не применимы и следует использовать другие подходы для решения задачи.

2. Непараметрические алгоритмы идентификации многомерных безынерционных систем

2.1 Идентификация при частичной непараметрической неопределенности для дискретно-непрерывного процесса

При формулировке тех или иных задач идентификации очень сильно влияет имеющийся объем априорной информации об объекте или процессе. При многомерном дискретно-непрерывном процессе иногда создаются ситуации, когда априорная информация соответствует частично как параметрической, так и непараметрической неопределенности. Например, по одним каналам многомерной системы известны уравнения с точностью до вектора параметров, а по другим каналам они не известны.

Рассмотрим схему многомерного объекта на рисунке 2.1.

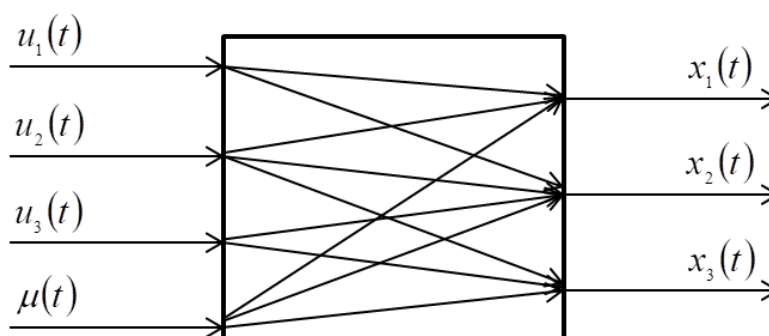


Рисунок 2.1 – Многомерный объект

На рисунке 2.1 приняты следующие обозначения: $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t))$ – входные управляемые переменные процесса; $\mu(t)$ – входная неуправляемая, но контролируемая переменная процесса; $x(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t))$ – выходные переменные процесса; $\xi(t)$ – случайная помеха, действующая на процесс. Чаще всего по различным каналам многомерного объекта исследователь располагает различными объемами априорной информации по соответствующим каналам.

Выделим основные: по некоторым каналам многомерной системы известны уравнения, которые определяются фундаментальными законами, например:

$$x_1(t) = f_1(u_1(t), u_2(t), u_3(t), \mu(t), \alpha), \quad (2.1.1)$$

где α – вектор параметров, подлежащий определению по поступающей текущей информации.

По другому каналу процесс также может быть описан параметрическими соотношениями, полученными в результате инженерных исследований:

$$x_2(t) = f_2(u_1(t), u_2(t), \mu(t), \beta). \quad (2.1.2)$$

где β – вектор параметров, подлежащий определению по поступающей текущей информации.

Эти уравнения позже могут быть несколько уточнены. По другим каналам исследователь не располагает априорной информацией необходимой для описания другого канала объекта с точностью до параметров. Тем не менее, целесообразно не объединять уравнения (2.1.1) и (2.1.2), хотя они оба имеют параметрическую основу. И по третьему каналу подобной априорной информации нет, а известны лишь качественные свойства процесса. Для описания этого канала используется следующая аппроксимация:

$$x_3(t) = f_3(u_2(t), u_3(t), \mu(t), \vec{u}_{2s}, \vec{u}_{3s}, \vec{\mu}_s). \quad (2.1.3)$$

где $\vec{u}_{2s}, \vec{u}_{3s}$ – временные векторы (набор данных, поступивший к s -му моменту времени),

s – объем выборки.

Таким образом, модель многомерной системы может быть представлена в следующем виде:

$$\begin{cases} \hat{f}_j(u(t), \alpha, \bar{u}_s) = x_j(t), & j = \overline{1, n}; \\ \hat{f}_j(u(t), \beta, \bar{u}_s) = x_j(t), & j = \overline{n+1, g}; \\ \hat{S}_j(u(t), \mu(t), \bar{u}_s, \bar{\mu}_s) = x_j(t), & j = \overline{g+1, q}; \end{cases} \quad (2.1.4)$$

где f – функционалы, известные с точностью до параметров,

S – непараметрическая статистика.

Отметим, что (2.1.4) представляют собой взаимосвязанную систему уравнений. Ее главное назначение состоит в том, что при известных значениях $u(t), \mu(t)$ необходимо вычислить соответствующее значение $x(t)$.

В диссертационной работе подобные модели многомерных систем названы К-моделями [1, 91]. Вообще говоря, решение вышеназванных систем требует развитие соответствующих специальных методов. В общем виде К-модель может быть представлена в следующем виде:

$$\begin{cases} \hat{f}_j(u^{<j>(t), \mu^{<j>(t), x^{<j>(t), \alpha) = 0, & j = \overline{1, n}; \\ \hat{f}_j(u^{<j>(t), \mu^{<j>(t), x^{<j>(t), \beta) = 0, & j = \overline{n+1, g}; \\ \hat{S}_j(u^{<j>(t), \mu^{<j>(t), x^{<j>(t)}) = 0, & j = \overline{g+1, q}; \end{cases} \quad (2.1.5)$$

где $u^{<j>(t), \mu^{<j>(t), x^{<j>(t)}$ – составные вектора, составленные не из всех компонент соответствующих векторов $u(t), \mu(t), x(t)$, а из той их части, которая обусловлена характером исследуемого процесса.

Здесь нужно обратить внимание на то, что различные составные векторы формируются из практических соображений при анализе тех или иных реальных процессов.

Рассмотрим уравнения, входящие в систему (2.1.5). Первая группа уравнений составлена на основе известных фундаментальных законов с точностью до параметров α , вторая группа уравнений составлена на основе имеющейся априорной информации с точностью до параметров β , и третья

группа не известна с точностью до параметров, но класс функций определен на основе имеющейся априорной информации. Таким образом, К-модели учитывают все имеющиеся переменные и их взаимосвязи в случае, когда дискретности их контроля существенно различаются, а также различаются и уровни имеющейся априорной информации.

2.2 Алгоритмы идентификации Т-процессов

Поскольку в настоящее время повышается роль идентификации безынерционных систем с запаздыванием, то для понимания дальнейшего, необходимо учесть следующие замечания. Еще раз заметим, что контроль некоторых, наиболее важных выходных переменных динамического объекта осуществляется через большие промежутки времени, значительно превосходящие постоянную времени объекта. В частности, для широко распространенных на практике процессов измельчения постоянная времени объекта составляет 4-5 минут, что соответствует примерно 20 минутам окончанию переходного процесса, а контроль тонкости измельчения осуществляется раз в два часа, раз в смену и более. Собственно это и приводит к необходимости рассматривать динамический объект как безынерционный с запаздыванием.

Особенностью моделирования многомерного объекта является то, что исследуемый процесс описывается системой неявных стохастических уравнений: $F_j(u(t), x(t + \tau), \xi(t)) = 0$, $j = \overline{1, n}$, где $F_j(\cdot)$ – не известны, τ – запаздывание по различным каналам многомерной системы. Поскольку по различным каналам вектор запаздывания τ хотя и различен, но известен. В дальнейшем из-за соображений простоты, τ будет опущено.

Многомерные дискретно-непрерывные процессы, выходные переменные которых имеют неизвестные стохастические связи, получили название Т-процессов, а их модели, соответственно, Т-моделей [1]. Рассмотрим многомерную систему, реализующую Т-процесс на следующем рисунке 2.2.

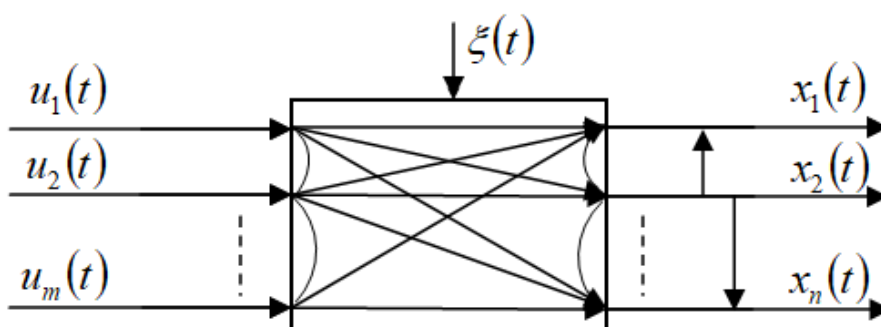


Рисунок 2.2 – Многомерная система, реализующая T-процесс

На рисунке 2.2 приняты следующие обозначения: $\bar{u}(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t))$ – m -мерный вектор входных переменных; $\bar{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$ – n -мерный вектор выходных переменных (который может напоминать мультиколлинеарный вектор, с той лишь разницей, что компоненты вектора $x(t)$ могут зависеть и нелинейно); $\xi(t)$ – случайные помехи, действующие на объект; вертикальные стрелки, представленные на выходных переменных $x(t)$, показывают стохастическую зависимость выходных переменных.

Описание процесса, показанного на рисунке 2.2, может быть принято в виде системы неявных функций:

$$F_j(u^{<j>}, x^{<j>}) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (2.2.1)$$

где $u^{<j>}, x^{<j>}$ – составные векторы.

Составной вектор – это вектор, составленный из некоторых компонент векторов входных и выходных переменных [6]. Составные вектора выписываются исследователем на основании имеющейся априорной информации. Впервые упоминание о составном векторе сделал Я.З. Цыпкин [6]. В частности составной вектор может быть представлен в виде $\bar{x}^{<j>}(t) = (u_2(t), u_5(t), x_2(t), x_7(t), x_8(t))$, либо любой другой набор. При построении моделей реальных технологических и производственных процессов (комплексов) чаще всего векторы \bar{x} и \bar{u} используются в виде тех или иных составных векторов. Составные вектора выписываются исследователем на основании имеющейся априорной информации.

Основной особенностью моделирования подобного процесса в условиях непараметрической неопределенности является тот факт, что вид функций (2.2.1) неизвестен и не может интерпретироваться как модель исследуемого процесса. Задача состоит в моделировании подобных процессов, т.е. T-процессов.

Система моделей исследуемого процесса может быть представлена в следующем виде:

$$\hat{F}_j(u^{<j>}, x^{<j>}, \bar{x}_s, \bar{u}_s) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (2.2.2)$$

где $u^{<j>}, x^{<j>}$ – составные векторы,

\bar{x}_s, \bar{u}_s – временные векторы (набор данных, поступивший к s-му моменту времени), в частности $\bar{x}_s = (x_1, \dots, x_s) = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1s}, \dots, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2s}, \dots, x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{ms})$.

Но и в этом случае $\hat{F}_j(\cdot), j = \overline{1, n}$ неизвестны. В теории идентификации подобные задачи не только не рассматриваются, но и не ставятся [1]. Обычно идут по пути выбора параметрической структуры (2.2.1), но, к сожалению, преодоление этого этапа затруднено из-за недостатка априорной информации. И требуется длительное время для определения параметрической структуры, т.е. представления модели в виде:

$$F_j(u^{<j>}, x^{<j>}, \alpha) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (2.2.3)$$

где α – вектор параметров.

Далее следует процедура оценки параметров по элементам обучающей выборки $u_i, x_i, i = \overline{1, s}$, и последующим решением системы нелинейных взаимосвязанных соотношений (2.2.3). Успех построения модели в данном случае будет зависеть от качественной параметризации системы (2.2.1) [92].

Рассмотрим задачу построения T-моделей в условиях непараметрической неопределенности, т.е. в условиях, когда система (2.2.3) не известна с точностью

до параметров. Таким образом, задача моделирования Т-процессов сводится к прогнозу значений выходных переменных x при известных входных u .

Пусть на вход объекта поступают входные переменные $u(t)$, значения которых измерены. Наличие обучающей выборки $\hat{F}_j(\bar{x}_s, \bar{u}_s) = 0, j = \overline{1, n}$ необходимо. В этом случае оценка компонент вектора выходных переменных x при известных значениях u , как уже было отмечено выше, приводит к необходимости решать систему уравнений (2.2.2). В случае если зависимость выходной компоненты от компонент вектора входных переменных не известна, то естественно воспользоваться методами непараметрического оценивания [93, 94, 95].

Задача сводится к тому, что при заданном значении вектора входных переменных $u = u'$, необходимо решить систему (2.2.2) относительно вектора выходных переменных x . Общая схема решения такой системы сводится к следующему двухшаговому алгоритму.

Сначала вычисляются невязки ε_{ij} по формуле:

$$\varepsilon_{ij} = f_j(u^{<j>}, x^{<j>}(i), \bar{x}_s, \bar{u}_s), j = \overline{1, n}, \quad (2.2.4)$$

где функции $f_j(u^{<j>}, x^{<j>}(i), \bar{x}_s, \bar{u}_s)$ принимаются в следующем виде:

$$\varepsilon_j(i) = F_{sj}(u^{<j>}, x_j(i)) = x_j(i) - \frac{\sum_{i=1}^s x_j[i] \prod_{k=1}^{<m>} \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^{<m>} \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}, \quad (2.2.5)$$

где $j = \overline{1, n}$, $< m >$ – размерность составного вектора u_k , $< m > \leq m$.

В дальнейшем это обозначение – $\langle \rangle$ используется и для других переменных. Невязки показывают разность между истинными значениями компонент вектора выходных переменных и их оценками [12, 96].

Колоколообразные функции $\Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)$ и параметр размытости c_{su_k}

удовлетворяют следующим условиям [12]:

$$\Phi(\cdot) < \infty, \quad (2.2.6)$$

$$\int_{\Omega(u)} \Phi(c_s^{-1}(u_k - u_{ki})) du = 1, \quad (2.2.7)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} \Phi(c_s^{-1}(u_k - u_{ki})) = \delta(u_k - u_{ki}), \quad (2.2.8)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} c_s = 0, \quad (2.2.9)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} s c_s^m = \infty. \quad (2.2.10)$$

Следующий шаг состоит в оценивании условного математического ожидания:

$$x_j = M\{x | u^{\langle j \rangle}, \varepsilon = 0\}, \quad j = \overline{1, n} \quad (2.2.11)$$

Основу оценки (2.2.11) составляет непараметрическая оценка функции регрессии Надарая-Ватсона [97], и в конечном итоге прогноз для каждой компоненты вектора выходной переменной имеет вид:

$$\hat{x}_j = \frac{\sum_{i=1}^s x_j[i] \cdot \prod_{k_1=1}^{\langle m \rangle} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) \prod_{k_2=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k_1=1}^{\langle m \rangle} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) \prod_{k_2=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right)}, \quad j = \overline{1, n} \quad (2.2.12)$$

где колоколообразные функции $\Phi(\cdot)$ примем в виде треугольного ядра, для компонент вектора входа $u(t)$:

$$\Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) = \begin{cases} 1 - \frac{|u_{k_1} - u_{k_1}[i]|}{c_{su}}, & \frac{|u_{k_1} - u_{k_1}[i]|}{c_{su}} < 1, \\ 0, & \frac{|u_{k_1} - u_{k_1}[i]|}{c_{su}} \geq 1. \end{cases} \quad (2.2.13)$$

и для невязок ε_{k_2} :

$$\Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right) = \begin{cases} 1 - \frac{|0 - \varepsilon_{k_2}[i]|}{c_{s\varepsilon}}, & \frac{|0 - \varepsilon_{k_2}[i]|}{c_{s\varepsilon}} < 1, \\ 0, & \frac{|0 - \varepsilon_{k_2}[i]|}{c_{s\varepsilon}} \geq 1. \end{cases} \quad (2.2.14)$$

Осуществляя эту процедуру, получают значения выходных переменных x при входных воздействиях на объект или процесс $u = u'$, а в этом и состоит основное назначение искомой модели, которые в дальнейшем могут быть широко использованы в различных компьютерных системах управления, диагностики, прогнозирования и принятия решений.

Поясним механизм работы предложенной цепочки (2.2.5), (2.2.12). Учитывая локальные свойства непараметрических оценок регрессии, можно увидеть и проанализировать технологию функционирования цепочки (2.2.5) и (2.2.12), которая и дает прогноз каждой компоненты вектора выхода \vec{x} при известных значениях вектора входа \vec{u} . Действительно, если значения вектора входных переменных \vec{u} известны, то они тем самым локализуют некоторую подобласть в пространстве входных-выходных переменных (\vec{x}, \vec{u}) . Далее, при оценивании (прогнозе) каждой компоненты вектора \vec{x} , в соответствии с (2.2.12), в силу локальности непараметрических оценок, выделяется та подобласть, для

которых соответствующие ε_{ij} близки к нулю. При других значениях входных переменных \bar{u} , входящих в область $\Omega(u)$, подобная ситуация повторяется.

Точность моделирования оценивается по следующей формуле:

$$\delta_j = \frac{\sum_{i=1}^s |x_i - x_s(u_i)|}{\sum_{i=1}^s |x_i - \hat{x}|}, \quad j = \overline{1, n}, \quad (2.2.15)$$

где x_i – наблюдения на объекте,

$x_s(u_i)$ – прогноз выхода объекта, полученный при помощи Т-модели,

\hat{x} – среднее значение по каждой компоненте вектора \bar{x} .

Также за функцию ошибки можно принять и другие формулы, например относительное среднеквадратическое отклонение:

$$\delta_j = \frac{1}{s} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^s (x_i - x_i(u_i))^2}{\sum_{i=1}^s (x_i - M_{x_i})^2}}, \quad j = \overline{1, n}, \quad (2.2.16)$$

где M_{x_i} – математическое ожидание данного компонента вектора выхода (на практике используется среднее арифметическое).

Отличительной особенностью Т-моделей от общеизвестных является то, что они функционируют в условиях непараметрической неопределенности, т.е. когда структура объекта не известна с точностью до вектора параметров. Т-модели учитывают реальные обстоятельства, которые могут наблюдаться у многомерных дискретно-непрерывных процессов. Другие модели не учитывают стохастические зависимости выходных переменных процесса, поэтому будут иметь больший размер погрешностей.

При использовании непараметрической оценки функции регрессии, подобной (2.2.12), значение оценки формируется на основании значений

известных точек обучающей выборки, при этом наибольшее участие принимают те точки, значения входов которых наиболее близки к входам оцениваемой точки. Нулевое значение невязки $\varepsilon_j(i)$ может быть получено в том случае, если вновь поступившие компоненты вектора входных переменных u_i абсолютно совпадают с компонентами вектора выходных переменных из обучающей выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$ [1].

2.3 Непараметрические алгоритмы идентификации для многомерных систем при различной априорной информации по разным каналам

Как было сказано ранее (параграфы 1.4 и 2.2) многомерные дискретно-непрерывные процессы, выходные переменные которых имеют неизвестные стохастические связи, были названы Т-процессами, а их модели, соответственно, Т-моделями [1]. К-модели базируются на использовании разнотипной информации по различным каналам многомерной системы [91]. КТ-модель объединяет элементы Т-модели с элементами К-модели и представляет собой модель, в которой есть совокупность взаимосвязей входных и выходных переменных, причем по одним каналам они известны, например, ориентируясь на законы физики, а по другим каналам зависимости неизвестны [92].

Рассмотрим многомерную систему на рисунке 2.3.

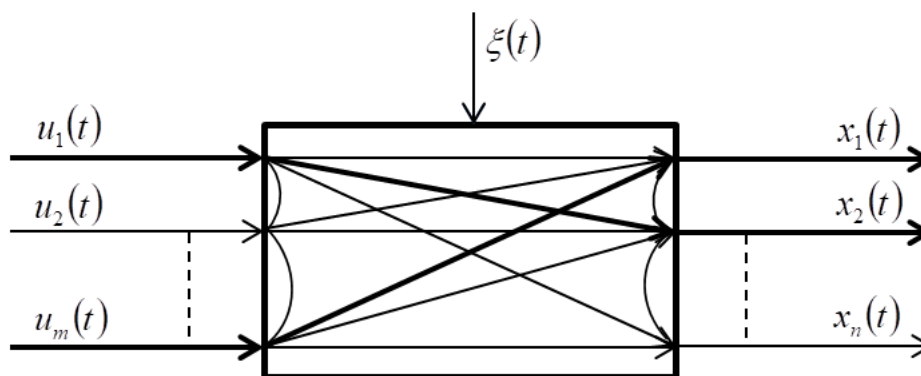


Рисунок 2.3 – Многомерная система

На рисунке 2.3 по одним каналам известны уравнения с точностью до вектора параметров (отмечены жирными линиями), а по другим – неизвестны.

На рисунке приняты следующие обозначения: $u = (u_1, \dots, u_m)$ – m -мерный вектор входных переменных, $x = (x_1, \dots, x_n)$ – n -мерный вектор выходных переменных, $\xi(t)$ – случайные помехи, действующие на процесс, вертикальные стрелки обозначают стохастическую зависимость выходных переменных, стрелки-дуги означают внутреннюю связь между переменными, свойственные конкретному исследуемому процессу. Естественно, характер некоторых связей многомерной системы остается неизвестным исследователю.

Основной особенностью моделирования подобного процесса в условиях непараметрической неопределенности является тот факт, что вид функций $F_j(u^{<j>, x^{<j>}) = 0$, $j = \overline{1, n}$ известен, по одним некоторым каналам и неизвестен по другим. Система моделей, исследуемого многомерного процесса, может быть представлена в следующем виде:

$$\begin{cases} \hat{F}_1(u^{<j>, x^{<j>, \hat{\alpha}}) = 0; \\ \hat{F}_2(u^{<j>, x^{<j>, \hat{\alpha}}) = 0; \\ \dots \\ \hat{F}_{n-1}(u^{<j>, x^{<j>, \vec{x}_s, \vec{u}_s) = 0; \\ \hat{F}_n(u^{<j>, x^{<j>, \vec{x}_s, \vec{u}_s) = 0. \end{cases} \quad j = \overline{1, n}, \quad (2.3.1)$$

где \vec{x}_s, \vec{u}_s – временные векторы (набор данных, поступивший к s -му моменту времени), в частности $\vec{x}_s = (x_1, \dots, x_s) = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1s}, \dots, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2s}, \dots, x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{ns})$, но и в этом случае некоторые $\hat{F}_j(\cdot)$, $j = \overline{1, n}$ остаются неизвестными. Поэтому рассмотрим задачу построения КТ-моделей в условиях непараметрической неопределенности, т.е. в условиях, когда система (2.3.1) известна по некоторым каналам и не известна с точностью до параметров по другим.

На вход объекта поступают входные переменные $u(t)$, на выходе $x(t)$. Имеем обучающую выборку $x_i, u_i, i = \overline{1, s}$. В этом случае оценка компонент вектора выходных переменных x при известных значениях u , как уже было отмечено выше, приводит к необходимости решать систему уравнений (2.3.1). В случае если зависимость выходной компоненты от компонент вектора входных переменных не известна, то естественно воспользоваться методами непараметрического оценивания [12, 13].

Задача сводится к тому, что при заданном значении вектора входных переменных $u = u'$, необходимо решить систему (2.3.1) относительно вектора выходных переменных x . По некоторым каналам многомерной системы, по которым известны уравнения с точностью до параметров, коэффициенты находятся, например, методом стохастических аппроксимаций или методом наименьших квадратов [62]. По остальным каналам, где неизвестны уравнения, необходимо применить двушаговую алгоритмическую цепочку [1], описанную в параграфе 2.2. для Т-модели, т.к. она учитывает стохастические зависимости выходных переменных. На первом шаге вычисляются невязки по формуле:

$$\varepsilon_{ij} = f_j(u^{<j>}, x^{<j>}(i), \bar{x}_s, \bar{u}_s), \quad j = \overline{1, n}, \quad (2.3.2)$$

где функции $f_j(u^{<j>}, x^{<j>}(i), \bar{x}_s, \bar{u}_s)$ принимаются в следующем виде:

$$\varepsilon_j(i) = f_{sj}(u^{<j>}, x_j(i)) = x_j(i) - \frac{\sum_{i=1}^s x_j[i] \prod_{k=1}^{<m>} \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^{<m>} \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}, \quad (2.3.3)$$

где $j = \overline{1, n}$, $\langle m \rangle$ – размерность составного вектора u_k . Колоколообразные функции $\Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)$ и параметр размытости c_{su_k} удовлетворяют некоторым условиям сходимости и обладают следующими свойствами:

$$\Phi(\cdot) < \infty, \quad (2.3.4)$$

$$\int_{\Omega(u)} \Phi(c_s^{-1}(u_k - u_{ki})) du = 1, \quad (2.3.5)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} \Phi(c_s^{-1}(u_k - u_{ki})) = \delta(u_k - u_{ki}), \quad (2.3.6)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} c_s = 0, \quad (2.3.7)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} s c_s^m = \infty. \quad (2.3.8)$$

На следующем шаге происходит оценка условного математического ожидания:

$$x_j = M\{x | u^{<j>}, \varepsilon = 0\}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (2.3.9)$$

За основу оценки (2.3.9) принимается непараметрическая оценка функции регрессии Надарая-Ватсона [12]:

$$\hat{x}_j = \frac{\sum_{i=1}^s x_j[i] \cdot \prod_{k=1}^{\langle m \rangle} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) \prod_{j=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^{\langle m \rangle} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) \prod_{j=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right)}, \quad j = \overline{1, n} \quad (2.3.10)$$

где колоколообразные функции $\Phi(\cdot)$ принимаются, например, в виде треугольного ядра. Осуществляя эту процедуру, для некоторых каналов многомерной системы получаем значения выходных переменных x при входных воздействиях на объект $u = u'$, а в этом и состоит основное назначение искомой

модели, которые в дальнейшем могут быть использованы в различных системах управления [98, 99], в том числе и в организационных системах [100, 101, 102, 103].

2.4 Исследование непараметрических алгоритмов идентификации методом статистического моделирования

Для вычислительного эксперимента по идентификации многомерной системы был выбран объект, с пятью входными переменными $\bar{u}(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t), u_4(t), u_5(t))$, принимающими случайные значения в интервале $u(t) \in [0, 3]$, и тремя выходными переменными $\bar{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t))$, принимающими значения в интервалах: $x_1(t) \in [-2; 11]$, $x_2(t) \in [-1; 8]$, $x_3(t) \in [-1; 9]$. Многомерный исследуемый объект представлен на следующем рисунке 2.4.

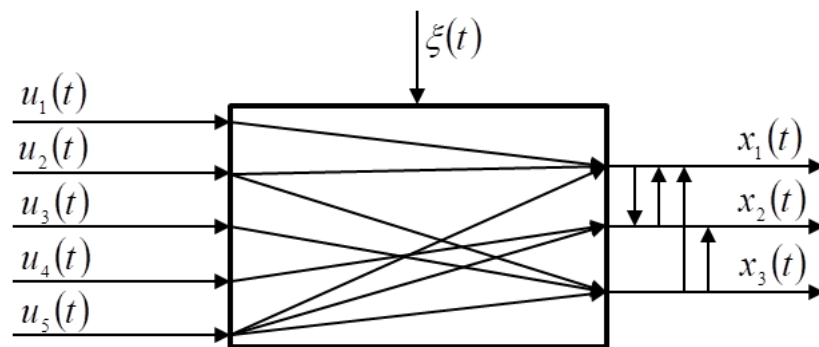


Рисунок 2.4 – Исследуемый многомерный объект

Для данного объекта была сформирована выборка входных и выходных переменных исходя из системы уравнений:

$$\begin{cases} x_1(t) - 2u_1(t) + 1.4\sqrt{u_2(t)} - u_5^2(t) - 0.3x_3(t) = 0; \\ x_2(t) - 1.6u_4(t) - 0.3\sqrt{u_5(t)} - 0.4 - 0.3x_1(t) = 0; \\ x_3(t) - 3u_2(t) + 0.9\sqrt{u_3(t)} - 4u_5(t) - 6.8 + 0.5x_1(t) - 0.6x_2(t) = 0. \end{cases} \quad (2.4.1)$$

В результате получилась выборка измерений \vec{u}_s, \vec{x}_s , где \vec{u}_s, \vec{x}_s – временные векторы.

Система (2.4.1) имитирует реальный объект. Необходимо обратить внимание на то, что система уравнений (2.4.1) имитирует некоторый объект, который исследователю неизвестен. Процесс, описываемый системой (2.4.1), необходим только для получения обучающих выборок, другой информации об исследуемом процессе нет. Имея дело с реальным объектом, обучающая выборка была бы сформирована в результате измерений, осуществляющихся имеющимися средствами контроля.

Система уравнений (2.4.1) является нелинейной и для получения выборочных элементов необходимо решить ее относительно вектора $\vec{x} = (x_1, x_2, x_3)$.

В случае стохастической зависимости между выходными переменными $x(t)$ рассматриваемый процесс естественно описать, например, следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} \hat{F}_{x_1}(x_1(t), x_2(t), u_1(t), u_2(t), u_5(t)) = 0, \\ \hat{F}_{x_2}(x_1(t), x_2(t), u_4(t), u_5(t)) = 0, \\ \hat{F}_{x_3}(x_1(t), x_2(t), x_3(t), u_2(t), u_3(t), u_5(t)) = 0, \end{cases} \quad (2.4.2)$$

которая включает в себя качественные зависимости.

Система уравнений (2.4.2) являет собой соотношения которые, в отличие от системы (2.4.1), не известны из-за недостатка априорных данных.

После того, как была получена выборка наблюдений \vec{u}_s, \vec{x}_s , можно приступать к исследуемой задаче – нахождению прогноза значений выходных переменных $x(t)$ при известных входных $u(t)$. Для этого необходимо применить двушаговую алгоритмическую цепочку (2.2.5) и (2.2.12), описанную в параграфе 2.2. Для начала вычисляются невязки $\varepsilon_j(i)$ по алгоритму, описанному в параграфе 2.2. Представим невязки в виде системы:

$$\begin{cases} \varepsilon_1(i) = \hat{F}_1(x_1^i(t), x_2^i(t), u_1^i(t), u_2^i(t), u_5^i(t)); \\ \varepsilon_2(i) = \hat{F}_2(x_1^i(t), x_2^i(t), u_4^i(t), u_5^i(t)); \\ \varepsilon_3(i) = \hat{F}_3(x_1^i(t), x_2^i(t), x_3^i(t), u_2^i(t), u_3^i(t), u_5^i(t)). \end{cases} \quad (2.4.3)$$

где $\varepsilon_j, j = \overline{1,3}$ – невязки, соответствующие компоненты вектора выхода которых, не могут быть определены из соответствующих параметрических уравнений.

Прогноз выходных переменных x_j вычисляется в результате решения системы (2.4.2), согласно формулам (2.2.5) и (2.2.12) для каждой компоненты выхода объекта $\hat{x}_1(t), \hat{x}_2(t)$ и $\hat{x}_3(t)$. Еще раз обратим внимание на то, что система (2.2.1) не была известной, и необходима лишь для формирования обучающей выборки.

Сначала приводятся результаты вычислительного эксперимента без помех. В этом случае используются в алгоритмах (2.2.5) и (2.2.12) элементы обучающей выборки \vec{u}_s, \vec{x}_s , а для экзамена на вход объекта подаются значения входных переменных u_k' из обучающей выборки. Можно было бы отдельно сгенерировать выборки $u(t), x(t)$ специально предназначенных для проведения экзамена, т.е. не входящих в обучающую выборку, но лежащих в заданных областях $u(t) \in \Omega(u)$ и $x(t) \in \Omega(x)$. Или провести экзамен в скользящем режиме. Обучающую выборку $\{u_i, x_i, i = \overline{1,s}\}$ в реальных задачах предварительно целесообразно нормировать и центрировать, чтобы в дальнейшем использовать скалярные параметры размытости. При известной выборке наблюдений u_i, x_i единственными настраиваемыми параметрами остаются параметры размытости c_s . Настройка будет производиться по двум параметрам размытости c_{su} и $c_{s\varepsilon}$ для входных переменных $u(t)$ и невязок $\varepsilon_j(i)$ соответственно (вместо пяти отдельных параметров размытости для каждого компонента вектора входных переменных $c_{su_k}, k = \overline{1,5}$, и трех параметров размытости для каждого компонента вектора

выхода $c_{s\epsilon_j}$, $j = \overline{1, 3}$). Данная процедура допустима при условии, что каждый из пяти входов и невязки будут нормированы и центрированы.

Результаты работы алгоритмической цепочки при некоторых комбинациях параметров размытости c_{su} и $c_{s\epsilon}$ представлены на следующем рисунке.

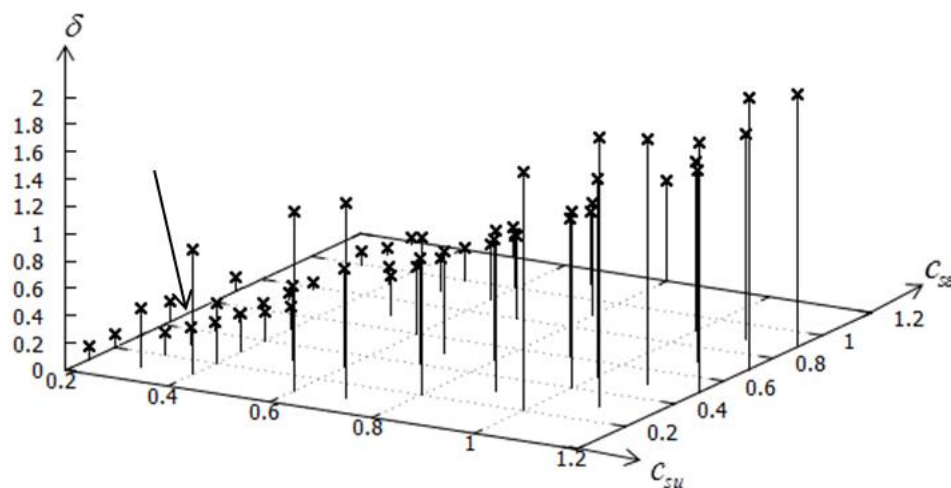


Рисунок 2.5 – Зависимость ошибки прогноза δ_j от параметров размытости c_{su} и $c_{s\epsilon}$

На рисунке 2.5 на оси ординат представлены значения ошибки прогноза δ , а на других осях значения параметров размытости c_{su} и $c_{s\epsilon}$. На рисунке стрелкой показано наименьшее значение суммарной ошибки прогноза $\delta = 0.061$, которое было получено при параметрах размытости $c_{su} = 0.3$ и $c_{s\epsilon} = 0.4$ (значения были определены в результате многочисленных экспериментов с целью уменьшения квадратичной ошибки между выходом модели и объекта) [104, 105].

Для начала приводятся рисунки, иллюстрирующие поведение Т-процесса при линейной стохастической зависимости компонент вектора выходных переменных (рис. 2.6 – 2.18).

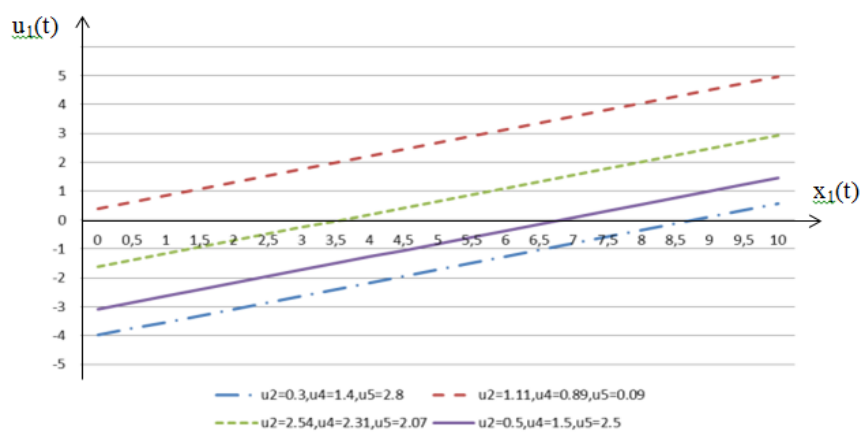


Рисунок 2.6 – Зависимость выхода объекта x_1 от входной переменной u_1 при фиксированных значениях остальных переменных

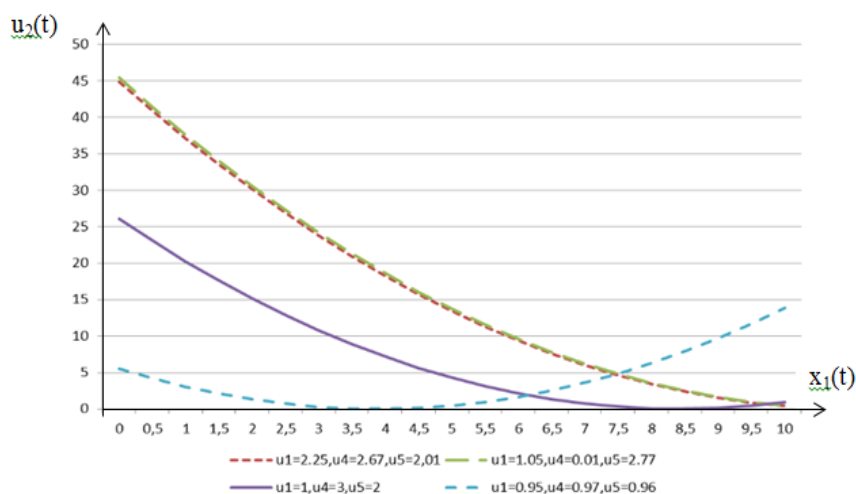


Рисунок 2.7 – Зависимость выхода объекта x_1 от входной переменной u_2 при фиксированных значениях остальных переменных

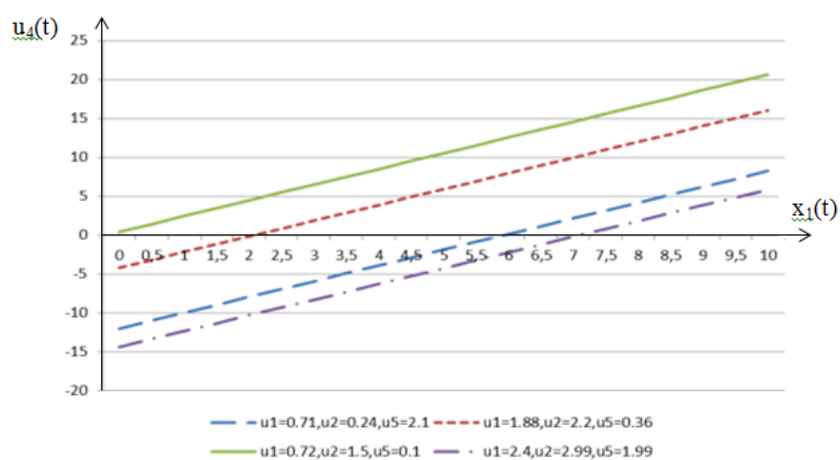


Рисунок 2.8 – Зависимость выхода объекта x_1 от входной переменной u_4 при фиксированных значениях остальных переменных

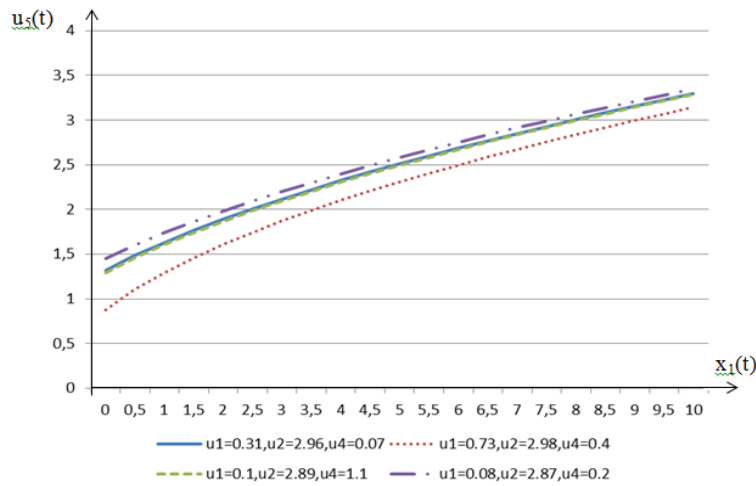


Рисунок 2.9 – Зависимость выхода объекта x_1 от входной переменной u_5 при фиксированных значениях остальных переменных

На рисунках 2.6 – 2.9 представлены зависимости первой компоненты вектора выхода $x_1(t)$ от входных переменных, которые влияют на данный выход. Так имеем следующий составной вектор $x^{<1>} = (u_1, u_2, u_4, u_5)$.

Далее приведем следующие зависимости выходных переменных от ВХОДНЫХ.

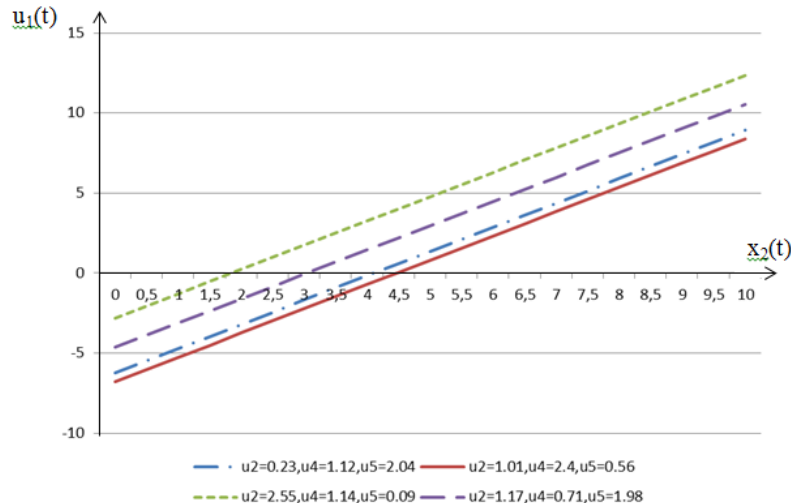


Рисунок 2.10 – Зависимость выхода объекта x_2 от входной переменной u_1 при фиксированных значениях остальных переменных

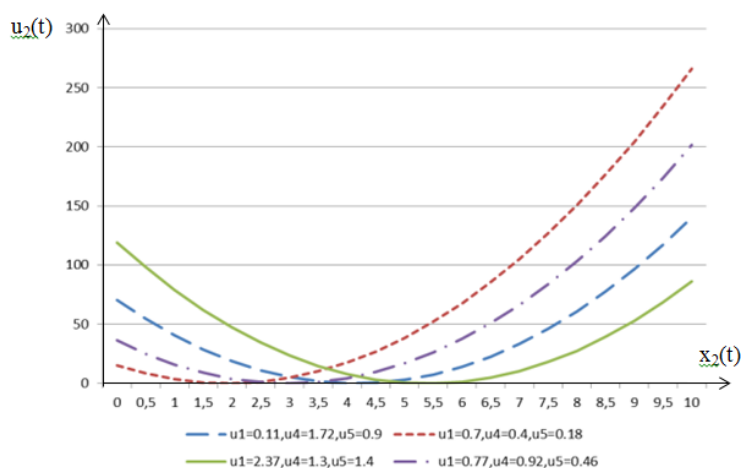


Рисунок 2.11 – Зависимость выхода объекта x_2 от входной переменной u_2 при фиксированных значениях остальных переменных

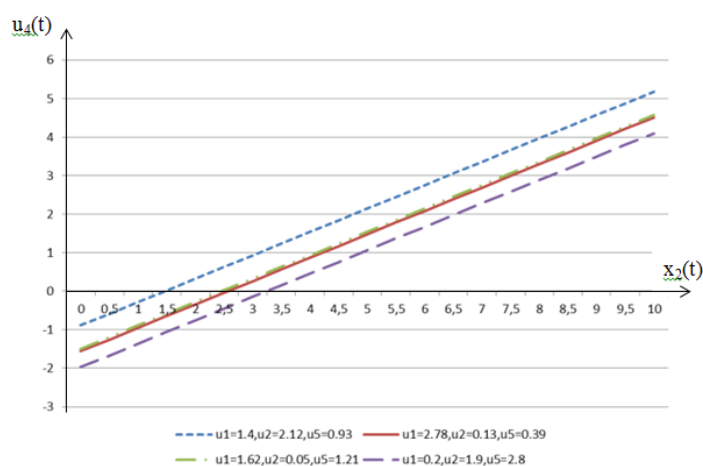


Рисунок 2.12 – Зависимость выхода объекта x_2 от входной переменной u_4 при фиксированных значениях остальных переменных

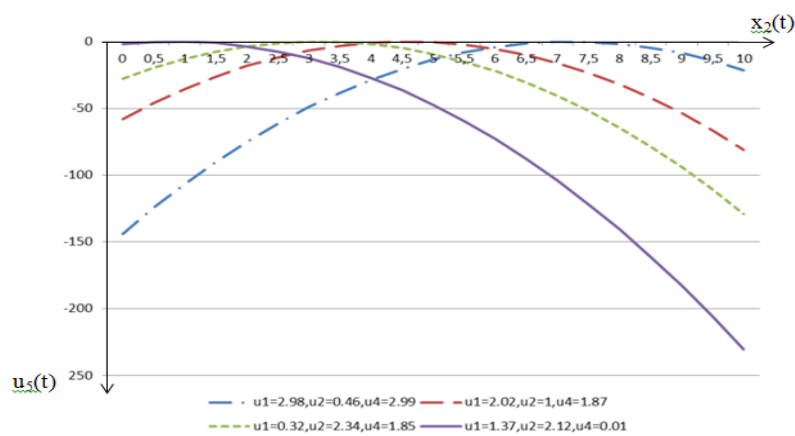


Рисунок 2.13 – Зависимость выхода объекта x_2 от входной переменной u_5 при фиксированных значениях остальных переменных

На рисунках 2.10 – 2.13 представлены зависимости второй компоненты вектора выхода $x_2(t)$ от входных переменных, которые влияют на данный выход.

Так имеем следующий составной вектор $x^{<2>} = (u_1, u_2, u_4, u_5)$.

Далее приведем следующие зависимости.

На рисунках 2.14 – 2.18 представлены зависимости третьей компоненты вектора выхода $x_3(t)$ от входных переменных, которые влияют на данный выход.

Так имеем следующий составной вектор $x^{<3>} = (u_1, u_2, u_3, u_4, u_5)$.

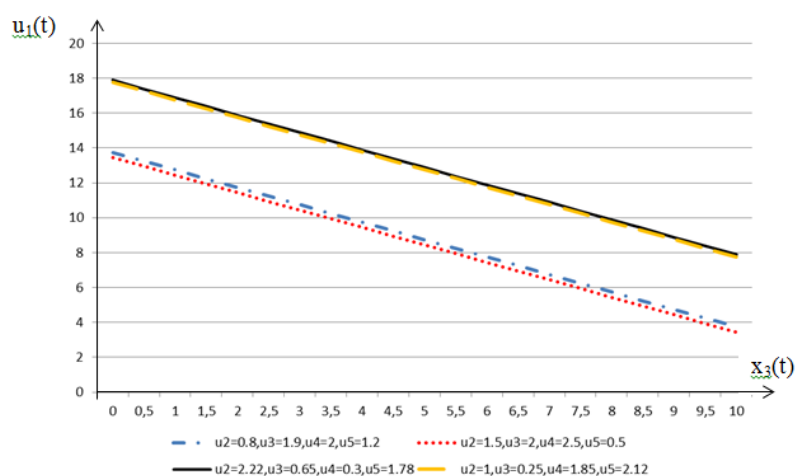


Рисунок 2.14 – Зависимость выхода объекта x_3 от входной переменной u_1 при фиксированных значениях остальных переменных

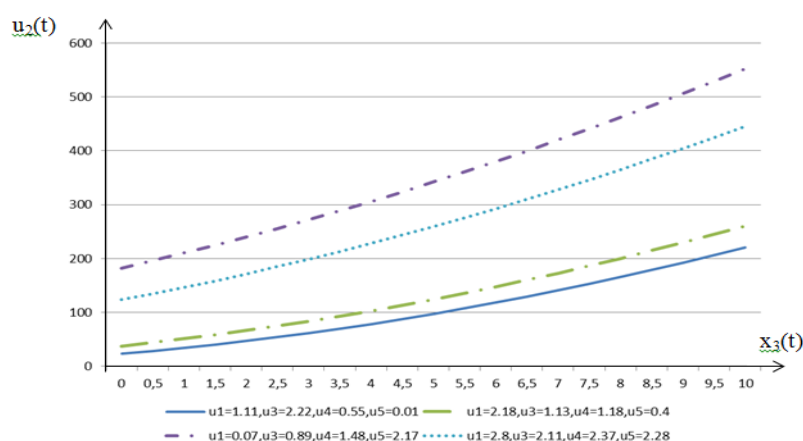


Рисунок 2.15 – Зависимость выхода объекта x_3 от входной переменной u_2 при фиксированных значениях остальных переменных

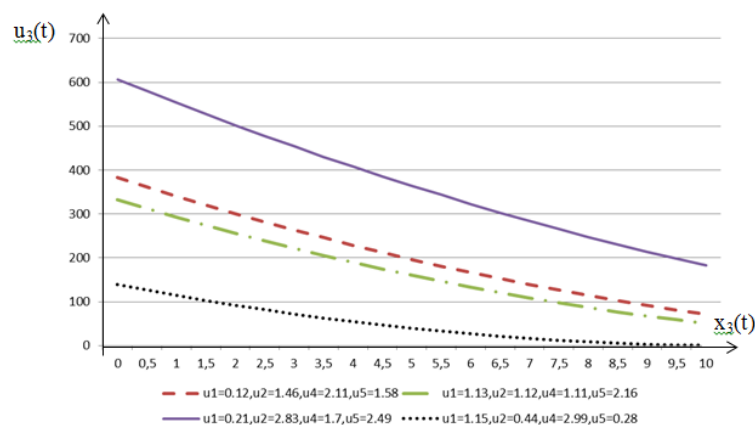


Рисунок 2.16 – Зависимость выхода объекта x_3 от входной переменной u_3 при фиксированных значениях остальных переменных

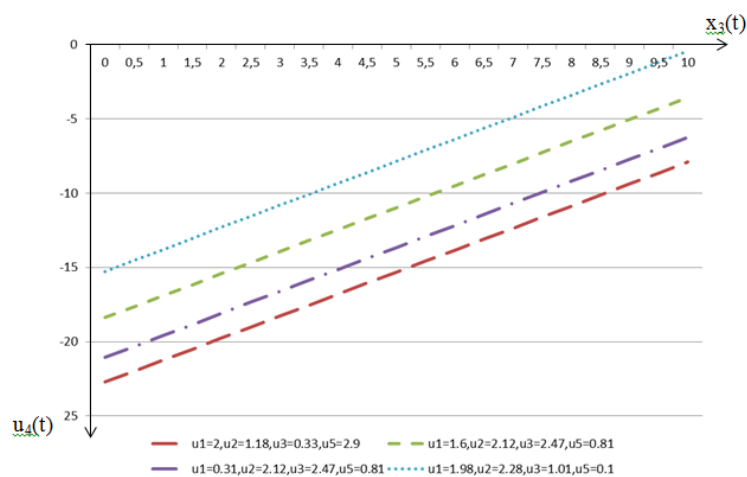


Рисунок 2.17 – Зависимость выхода объекта x_3 от входной переменной u_4 при фиксированных значениях остальных переменных

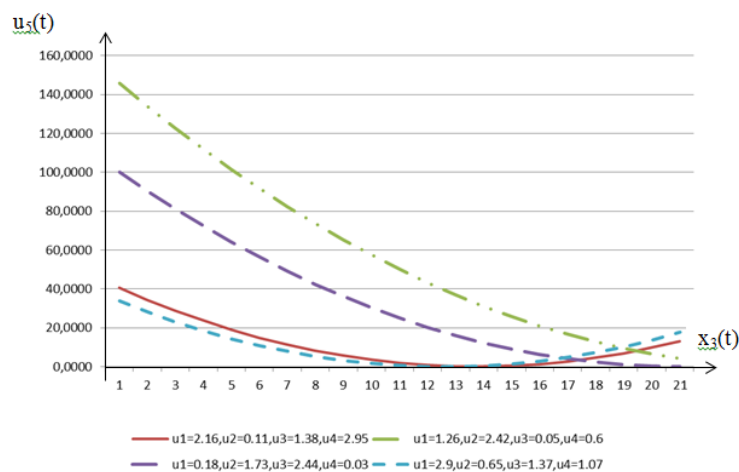


Рисунок 2.18 – Зависимость выхода объекта x_3 от входной переменной u_5 при фиксированных значениях остальных переменных

На рисунках 2.6 – 2.18 представлены линейные и нелинейные зависимости входных и выходных переменных. Причем следует обратить внимание на то, что на каждый компонент вектора выхода влияют те или иные компоненты вектора входа. Обычно, в реальных задачах, эта зависимость всегда известна исследователю или технологу из априорной информации, но, если эта зависимость остается для исследователя неизвестной, то на каждый компонент вектора выхода будет влиять каждый компонент вектора входа.

Далее приводятся рисунки, которые иллюстрируют результаты применения непараметрического алгоритма T-модели (2.2.5) и (2.2.12), т.е. прогнозные значения для выходов объекта $x_1(t)$, $x_2(t)$ и $x_3(t)$ при известных входных $u(t)$. Для вычисления использовался объем выборки $s = 1000$.

На рисунках 2.19 – 2.21 по оси абсцисс представлены такты управления t , а по оси ординат значения выхода объекта – $x(t)$ и значения выхода модели – $\hat{x}(t)$. Из соображений простоты и наглядности на рисунках представлены 20 точек выборки, т.е. каждая 50-я точка выборки объемом 1000. На рисунках «точкой» обозначены значения выхода объекта $x(t)$, а «крестиком» значения выхода модели $\hat{x}(t)$.

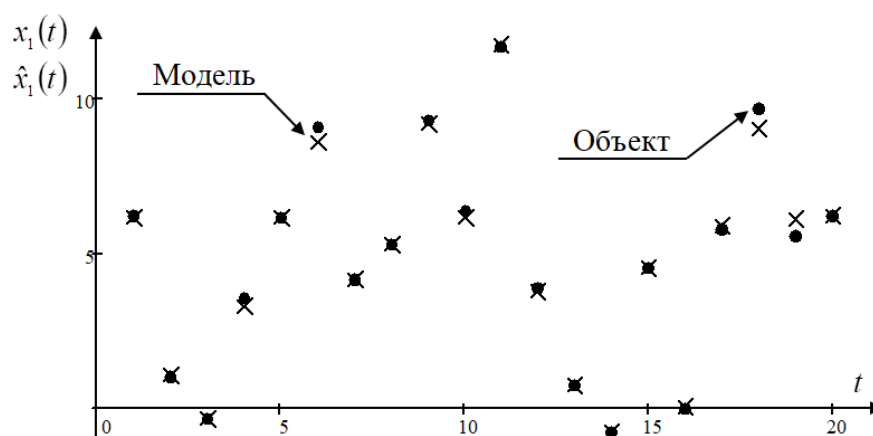


Рисунок 2.19 – Прогноз выходной переменной $x_1(t)$ объекта, при отсутствии помех, ошибка прогноза $\delta_1 = 0.02$

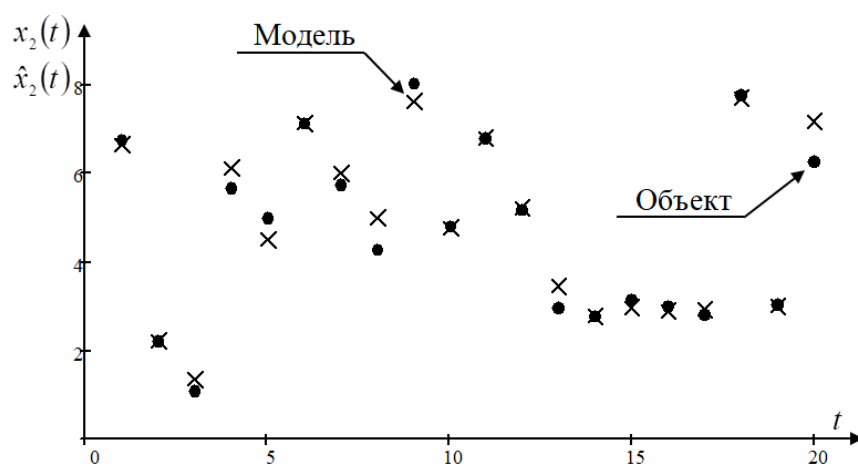


Рисунок 2.20 – Прогноз выходной переменной $x_2(t)$ объекта, при отсутствии помех, ошибка прогноза $\delta_2 = 0.04$

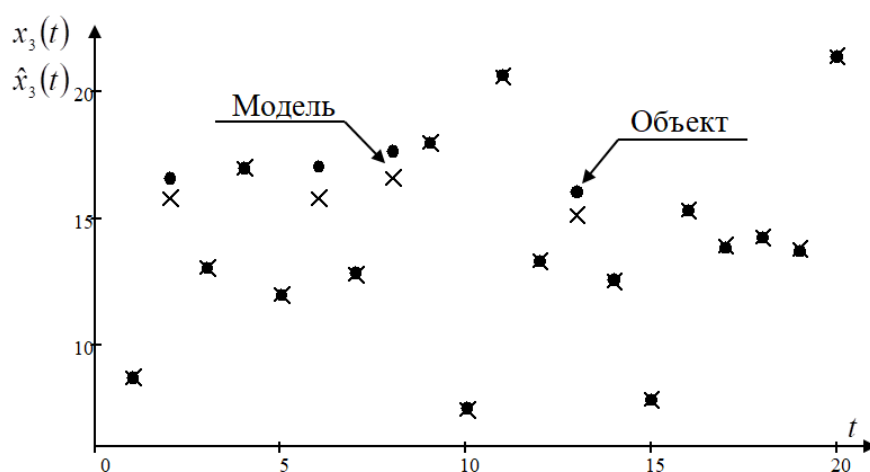


Рисунок 2.21 – Прогноз выходной переменной $x_3(t)$ объекта, при отсутствии помех, ошибка прогноза $\delta_3 = 0.02$

Из рисунков 2.19 – 2.21 видно, что модель достаточно хорошо описывает объект при отсутствии помех.

Представим результаты работы алгоритма (2.3.5) и (2.3.12) при некоторых значениях параметров размытости в таблице 2.1.

Таблица 2.1 – Зависимость ошибки прогноза от параметров размытости при отсутствии помех

№ вычисления	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
c_{su}	0,01	0,1	0,2	0,3	0,4	0,4	0,5	0,5	0,6	0,6
$c_{s\varepsilon}$	0,01	0,1	0,3	0,4	0,3	0,5	0,4	0,6	0,5	0,6
δ	0,28	0,23	0,089	0,061	0,072	0,077	0,083	0,15	0,22	0,27

В таблице 2.1 в строке « δ » представлена суммарная ошибка прогноза, т.е. среднее арифметическое из пятнадцати однотипных экспериментов. Также можно проанализировать, что с уменьшением и с ростом параметров размытости c_{su} и c_{se} – увеличивается ошибка прогноза δ_j .

Приведем результаты моделирования с введением равномерной помехи, действующей на компоненты вектора выходных переменных $x(t)$:

$$\hat{x}_j = x_j[i] + x_j[i]\xi_j[i]\alpha_j, \quad (2.4.4)$$

где $x_j[i]$ – истинное значение выхода объекта при отсутствии помех, $\xi_j[i]$ – случайная помеха, лежащая в интервале $[-1; 1]$, α_j – величина помехи. Далее приводятся полученные прогнозные значения для выходов объекта $x_1(t)$, $x_2(t)$ и $x_3(t)$. Для вычислительных экспериментов использовался объем выборки $s = 1000$ и $\alpha = 0.05$.

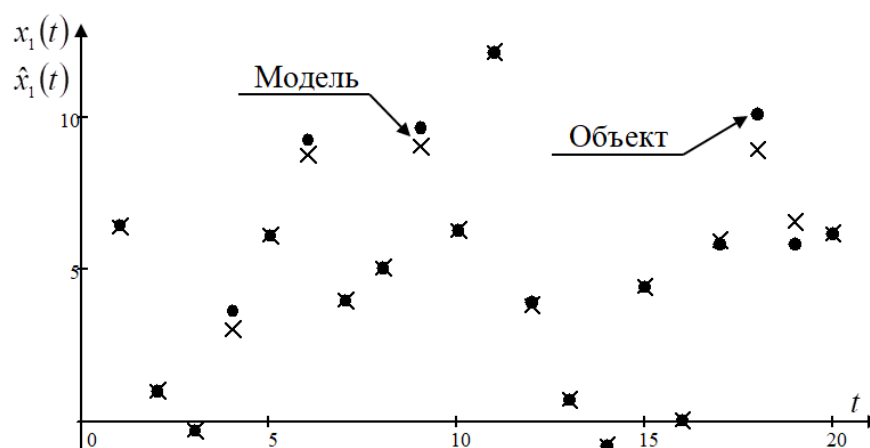


Рисунок 2.22 – Прогноз выходной переменной $x_1(t)$ объекта, измеренный с равномерной помехой 5%, ошибка прогноза $\delta_1 = 0.04$

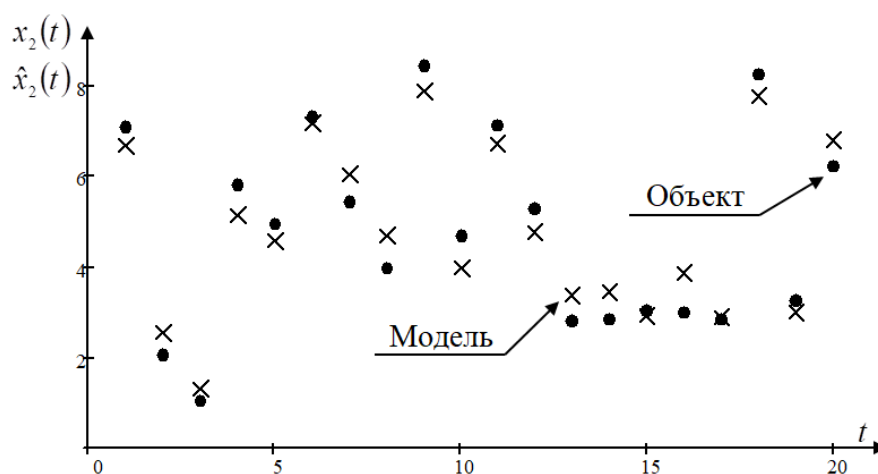


Рисунок 2.23 – Прогноз выходной переменной $x_2(t)$ объекта, измеренный с равномерной помехой 5%, ошибка прогноза $\delta_2 = 0.07$

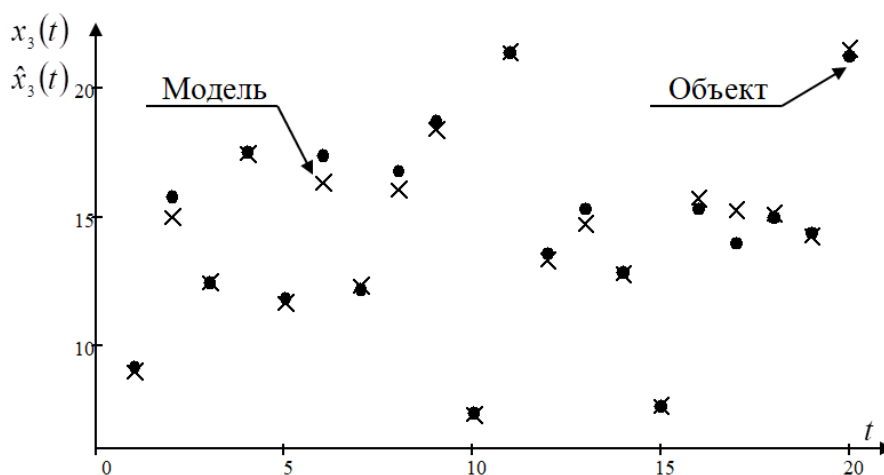


Рисунок 2.24 – Прогноз выходной переменной $x_3(t)$ объекта, измеренный с равномерной помехой 5%, ошибка прогноза $\delta_3 = 0.05$

Из рисунков 2.22 – 2.24 видно, что после введения помехи 5% точность прогноза незначительно уменьшилась.

Приведем результат работы алгоритма при некоторых комбинациях параметров размытости. В 4 столбце таблицы 2.2 указана суммарная ошибка δ , которая в свою очередь является средним арифметическим по всей обучающей выборке для всех выходов объекта. Как видно из таблицы, при параметре размытости $c_{su} = 0,1$ и при параметре размытости $c_{se} = 0,2$, ошибка будет наименьшей.

Таблица 2.2 – Зависимость параметров размытости от суммарной ошибки при помехе 5%

№	c_{su}	c_{se}	Суммарная ошибка δ
1	0,1	0,1	0,01
2	0,1	0,2	0,007
3	0,1	0,3	0,008
4	0,2	0,1	0,191
5	0,2	0,2	0,118
6	0,2	0,3	0,087
7	0,2	0,4	0,064
8	0,2	0,5	0,052
9	0,2	0,6	0,045
10	0,3	0,1	0,645
11	0,3	0,2	0,437
12	0,3	0,3	0,351
13	0,3	0,4	0,267
14	0,3	0,5	0,236
15	0,3	0,6	0,209
16	0,4	0,1	1,2
17	0,4	0,2	0,826
18	0,4	0,3	0,697
19	0,5	0,1	1,593
20	0,5	0,3	1,027
21	0,5	0,5	0,841
22	0,6	0,5	1,051
23	0,6	0,9	0,922
24	0,7	0,1	1,912
25	0,7	0,5	1,246

Увеличим помеху, действующую на компоненты вектора выходных переменных, до 10% , т.е. $\alpha = 0.1$.

Далее приводятся полученные прогнозные значения для выходов объекта $x_1(t)$, $x_2(t)$ и $x_3(t)$. Для вычислительных экспериментов использовался объем выборки $s = 1000$ и $\alpha = 0.1$.

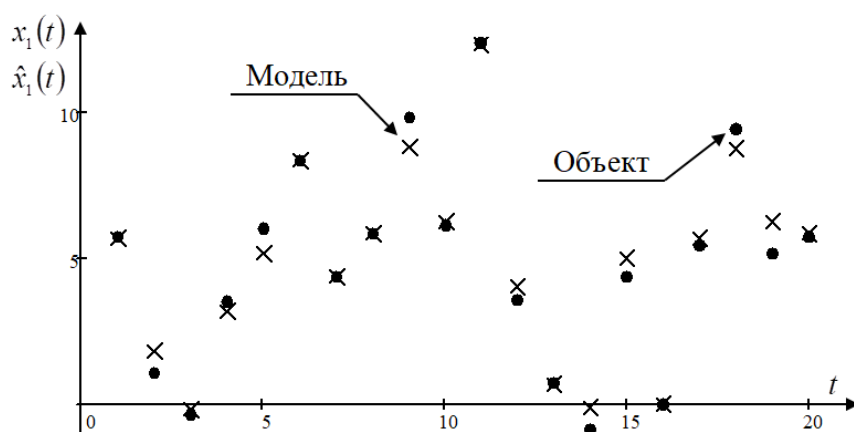


Рисунок 2.25 – Прогноз выходной переменной $x_1(t)$ объекта, измеренный с равномерной помехой 10%, ошибка прогноза $\delta_1 = 0.06$

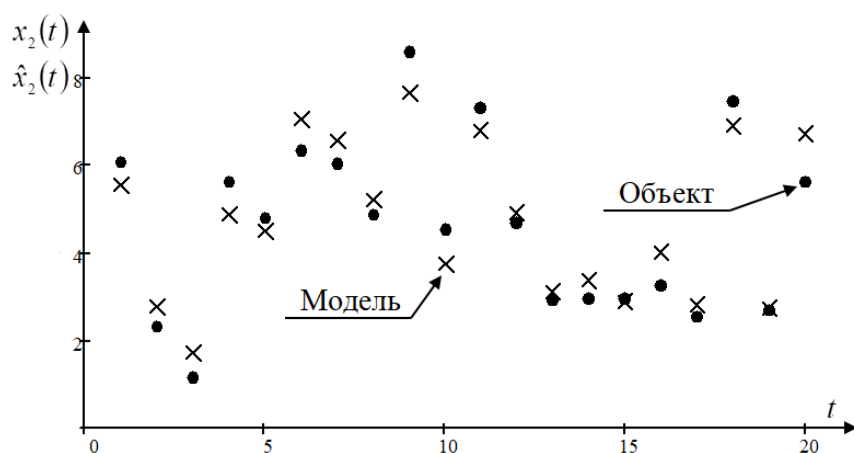


Рисунок 2.26 – Прогноз выходной переменной $x_2(t)$ объекта, измеренный с равномерной помехой 10%, ошибка прогноза $\delta_2 = 0.08$

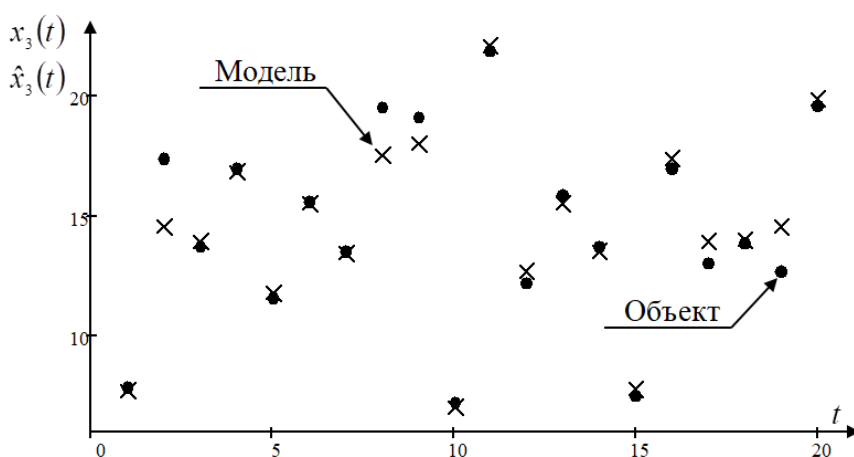


Рисунок 2.27 – Прогноз выходной переменной $x_3(t)$ объекта, измеренный с равномерной помехой 10%, ошибка прогноза $\delta_3 = 0.07$

Из рисунков 2.25 – 2.27 также видно, что после введения помехи 10% точность прогноза незначительно уменьшилась по сравнению с помехой 5%.

Представим результаты работы алгоритма (2.3.5) и (2.3.12) при некоторых значениях параметров размытости в таблице 2.3.

Таблица 2.3 – Зависимость ошибки прогноза от параметров размытости при введении помех

Уровень помех, %	0	5	10	15	20
δ	0,061	0,072	0,081	0,087	0,091

В таблице 2.3 в строке « δ » представлена суммарная ошибка прогноза, т.е. среднее арифметическое из пятнадцати однотипных экспериментов. Также можно проанализировать, что с увеличением уровня помехи, точность прогноза уменьшается.

Например, на рисунке 2.27 рассмотрим точку выборки при $t = 2$, где происходит наибольшее отклонение значений модели от объекта. Выход x_3 зависит от следующих входов: $x^{<3>} = (u_1, u_2, u_3, u_5)$. На вход поступили следующие значения $u_1 = 0,209, u_2 = 2,001, u_3 = 0,379, u_5 = 0,301$. Что бы понять, почему данная точка отклонилась сильнее остальных, можно рассмотреть гистограммы входов.

На приведенных гистограммах по оси ординат отложим количество точек, попавших в каждый интервал, а по оси абсцисс значения входов, которые лежат в интервале $u \in [0;3]$.

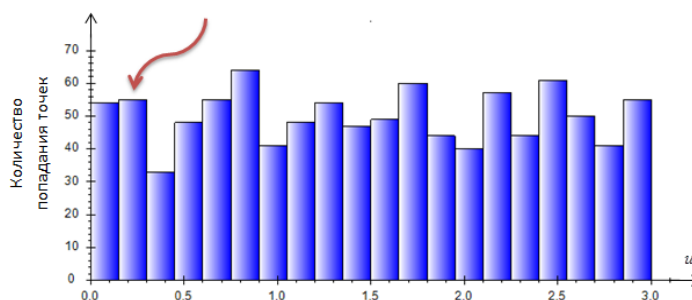
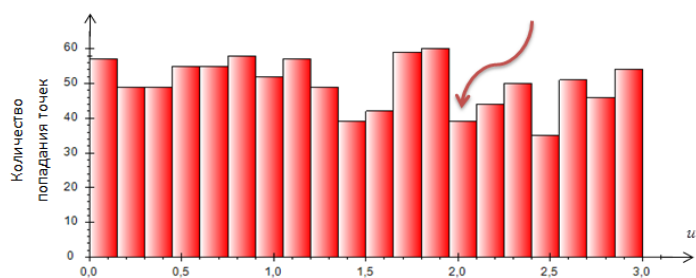
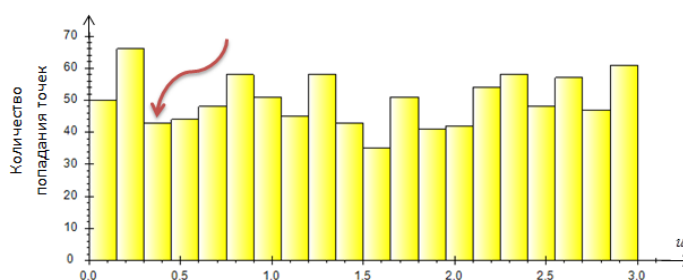
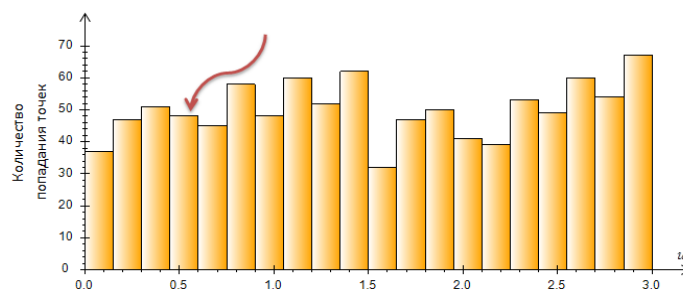


Рисунок 2.28 – Гистограмма по входу u_1

Рисунок 2.29 – Гистограмма по входу u_2

Красной стрелкой на гистограммах обозначим, в какой интервал попала точка при конкретном входе. Из рисунка 2.29 видно, что при входе $u_2 = 2,001$, попало меньше точек, чем в другие интервалы. Можно сказать, что это влияет на расположение значений объекта и модели.

Рисунок 2.30 – Гистограмма по входу u_3 Рисунок 2.31 – Гистограмма по входу u_5

Рассмотрев вышеприведенные гистограммы, можно сделать вывод о том, что для точки выборки при $t = 2$ на рисунке 2.27 получаем прогноз хуже, чем в остальных точках, т.к. в основном значения входов содержатся в интервалах с наименьшей частотой попадания.

Было проведено сравнение алгоритма идентификации, предложенного в диссертационной работе, с непараметрической оценкой функции регрессии и с алгоритмом для комбинированных многосвязных систем, рассматриваемым в диссертации А.П. Красноштанова. Результаты моделирования приведены в следующей таблице.

Таблица 2.4 – Сравнение эффективности работы алгоритмов

Алгоритмы	Двухшаговый алгоритм		Алгоритм для комбинированных многосвязных систем		Непараметрическая оценка функции регрессии	
	1000	3000	1000	3000	1000	3000
Линейная зависимость выходных переменных x_1, x_2, x_3						
δ_j , без помех	0,02 0,043 0,022	0,018 0,04 0,019	0,024 0,049 0,027	0,023 0,047 0,025	0,023 0,048 0,025	0,021 0,045 0,023
$\delta_j, \alpha = 0,05$	0,041 0,062 0,049	0,039 0,058 0,04	0,043 0,071 0,056	0,042 0,068 0,054	0,042 0,072 0,053	0,039 0,07 0,051
$\delta_j, \alpha = 0,1$	0,06 0,078 0,066	0,056 0,074 0,062	0,066 0,083 0,069	0,063 0,079 0,067	0,067 0,084 0,068	0,063 0,08 0,066
Нелинейная зависимость выходных переменных x_1, x_2, x_3						
δ_j , без помех	0,025 0,056 0,033	0,022 0,05 0,029	0,047 0,078 0,058	0,042 0,075 0,056	0,049 0,081 0,063	0,048 0,079 0,061
$\delta_j, \alpha = 0,05$	0,043 0,064 0,051	0,04 0,061 0,047	0,05 0,081 0,065	0,048 0,08 0,062	0,055 0,091 0,084	0,054 0,088 0,081
$\delta_j, \alpha = 0,1$	0,063 0,079 0,071	0,059 0,075 0,068	0,072 0,09 0,083	0,07 0,087 0,081	0,067 0,101 0,09	0,065 0,097 0,089
Существенно нелинейная зависимость выходных переменных x_1, x_2, x_3						
δ_j , без помех	0,129 0,159 0,14	0,127 0,157 0,137	0,313 0,435 0,318	0,312 0,433 0,317	0,423 0,546 0,429	0,421 0,543 0,428
$\delta_j, \alpha = 0,05$	0,141 0,167 0,164	0,139 0,165 0,141	0,327 0,439 0,329	0,326 0,437 0,328	0,431 0,549 0,439	0,429 0,548 0,435
$\delta_j, \alpha = 0,1$	0,164 0,173 0,18	0,162 0,171 0,166	0,335 0,446 0,341	0,334 0,444 0,34	0,445 0,567 0,451	0,444 0,565 0,449

Из результатов моделирования, представленных в таблице 2.4, следует, что двухшаговый алгоритм работает точнее, чем другие алгоритмы, причем с

усилением нелинейности компонент вектора выходных переменных ошибка возрастает.

Таким образом, приведенные фрагменты вычислительных экспериментов показали достаточно хорошие результаты предлагаемого двухшагового алгоритма для идентификации многомерной системы.

Выводы по второй главе

В настоящей главе была рассмотрена задача идентификации безынерционных многомерных объектов с запаздыванием при неизвестных стохастических связях компонент вектора выхода. Такие объекты или процессы часто встречаются в металлургии, энергетике, нефтепереработки, стройиндустрии и других отраслях промышленности, а также в социальных науках, включая образовательный процесс. Здесь возникает ряд особенностей, которые состоят в том, что задача идентификации рассматривается в условиях непараметрической неопределенности и, как следствие, не может быть представлена с точностью до набора параметров. На основании имеющихся априорных гипотез выписывается система уравнений описывающих процесс с помощью составных векторов \bar{x} и \bar{u} . Но функции $F(\cdot)$ так и продолжают оставаться неизвестными. В главе рассмотрена методика расчета выходных переменных объекта при известных входных, что позволяет их использовать в компьютерных системах различного назначения, таких как прогнозирование, моделирование, диагностика, принятие решений и другие. Выше приведены некоторые частные результаты вычислительных исследований.

Проведенные вычислительные эксперименты показали достаточно высокую эффективность Т-моделирования. При этом исследовались не только вопросы, связанные с введением помех разного уровня, различных объемов обучающих выборок, но и объектов различных размерностей [105, 106, 108].

3. Управление многомерными безынерционными объектами в условиях непараметрической неопределенности

3.1 Общая постановка задачи управления многомерными безынерционными системами

Управление многомерными безынерционными системами рассматривается в условиях непараметрической неопределенности, т.е. в условиях, когда модель процесса с точностью до вектора параметров отсутствует полностью [1, 9]. В этом случае известные приемы не применимы и следует использовать другие подходы для решения задачи.

На рисунке 3.1 рассмотрим схему непараметрической системы управления объектом.

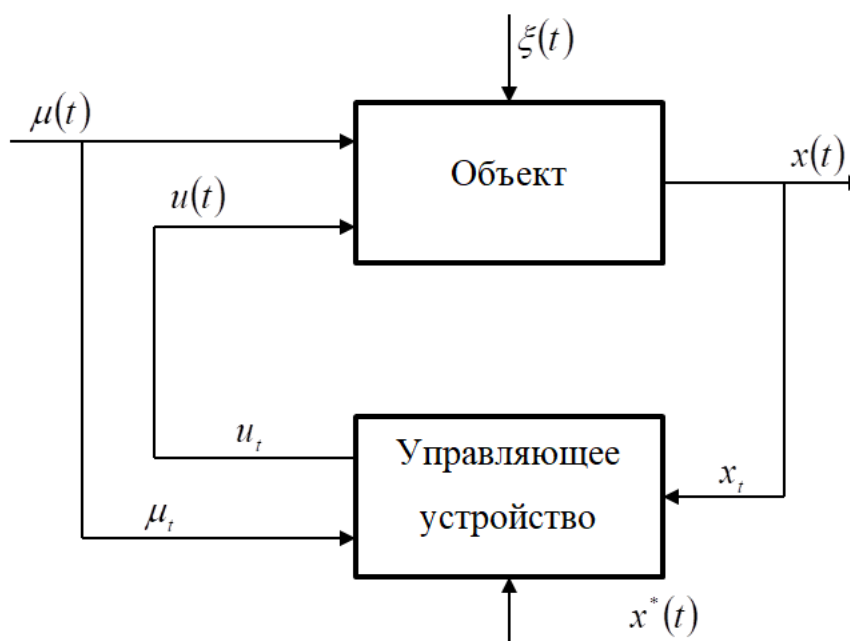


Рисунок 3.1 – Схема непараметрической системы управления

На рисунке 3.1 приняты следующие обозначения: $x = (x_1, \dots, x_n) \in \Omega(x) \subset R^n$ – выходные переменные объекта, $u = (u_1, \dots, u_m) \in \Omega(u) \subset R^m$ – управляемые входные переменные, $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_p) \in \Omega(\mu) \subset R^p$ – неуправляемые, но контролируемые, входные переменные, $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*) \in R^n$ – задающее

воздействие, $\xi(t)$ – случайная помеха, действующая на объект, $\Omega(x)$ – некоторые подобласти, определяемые технологическим регламентом. В случае многомерной системы для каждой компоненты вектора входных и выходных переменных определяются свои области: $u_1 \in \Omega_1(u_1)$, $u_2 \in \Omega_2(u_2)$, ..., $u_m \in \Omega_m(u_m)$; $x_1 \in \Omega_1(x_1)$, $x_2 \in \Omega_2(x_2)$, ..., $x_n \in \Omega_n(x_n)$; $\mu_1 \in \Omega_1(\mu_1)$, $\mu_2 \in \Omega_2(\mu_2)$, ..., $\mu_p \in \Omega_p(\mu_p)$.

Для построения устройства управления или регулятора в работе рассматриваются алгоритмы дуального управления. Дуальное управление – это изучение объекта и приведение его к цели. Алгоритмы дуального управления впервые были предложены А.А. Фельдбаумом [57, 58]. Но в работах А.А. Фельдбаума имелся большой объем априорной информации об изучаемом объекте. В реальности же приходится сталкиваться с процессами, находящимися в условиях непараметрической неопределенности, т.е. когда неизвестно описание системы с точностью до вектора параметров.

Переменная $\mu(t)$ является входной контролируемой, но неуправляемой переменной, например это могут быть технологические параметры, для измерения которых используется физико-химическая технология. Например, клинкер, который используется для изготовления цемента, может быть недообожженным или переобожженным. Переменная $\mu(t)$ существенно влияет на объект и на значения выходных переменных $x(t)$. Поэтому задача управления таким объектом усложняется, т.к. необходимо поддерживать на выходе объекта заданное значение $x^*(t)$ при известном значении $\mu(t)$.

В реальных задачах управления часто возникает ситуация, когда число управляющих воздействий $u(t)$ может значительно превышать вектор компонент выходных переменных $x(t)$. В таких случаях естественно, что компоненты вектора $x(t)$ могут быть в различных вариантах равны заданным значениям $x^*(t)$. Т.е. достижение $x(t)$ близкое к $x^*(t)$ может быть достигнуто различными наборами $x(t)$. Однако, практика всегда диктует нам некоторые характерные для нее особенности, в данном случае они будут состоять в том, что некоторые управляющие воздействия $u(t)$ могут вполне играть роль входных переменных,

которые являются измеряемыми, но неуправляемыми $\mu(t)$. Конечно, к числу таких переменных $\mu(t)$ следует отнести такие переменные $u(t)$, которые наиболее незначительны, в том смысле, что они незначительно влияют на значения выходов. В этом случае задача может быть легко сведена к задачам комбинированного управления. Т.е. рассматривается многомерная система, на вход которой поступают управляющие воздействия $u(t)$ и вектор неуправляемых переменных $\mu(t)$, в этом случае число управляющих $u(t)$ может быть легко сведено или оказаться равным вектору выходных переменных $x(t)$. При этом следует учитывать, что и управляющее воздействие $u(t)$ и компоненты выходной переменной $x(t)$ принадлежат соответствующим областям $\Omega(u)$, $\Omega(x)$. В общем виде задача комбинированной системой рассмотрена выше. В частности могут быть использованы многошаговые алгоритмы для вычисления покомпонентных управляющих воздействий на всех итерациях.

В случае отсутствия достаточной априорной информации об исследуемом объекте целесообразно использовать непараметрический алгоритм управления изложенный в [1].

$$u_s^k = \frac{\sum_{i=1}^s u_i^k \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_x}\right) \prod_{v=1}^p \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_\mu}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{l=1}^n \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_x}\right) \prod_{v=1}^p \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_\mu}\right)}, \quad k = \overline{1, m}, \quad (3.1.1)$$

где $(u_i, \mu_i, x_i, i = \overline{1, s})$ – обучающая выборка,

$\Phi(\cdot)$ – ядерные колоколообразные функции, удовлетворяющие условиям сходимости, рассмотренные в параграфе 1.3,

c_x, c_μ – параметры размытости, также удовлетворяющие условиям [12, 66].

Непараметрический алгоритм (3.1.1) основывается на непараметрической оценке функции регрессии по наблюдениям класса Надарая-Ватсона [12, 106] и

является алгоритмом управления комбинированной системой, описываемой уравнением:

$$x_i = f(u_i, \mu_i, \xi_i), \quad (3.1.2)$$

где вид функции $f(\cdot)$ неизвестен, но известно, что f – непрерывная однозначная функция своих аргументов.

Настраиваемыми параметрами будут параметры размытости c_x^t и c_μ^t , для них используются следующие формулы:

$$c_\mu^t = \alpha |\mu_t - \mu_i| + \eta, \quad (3.1.3)$$

$$c_x^t = \beta |x_t - x_j| + \eta, \quad (3.1.4)$$

где α и β некоторые параметры большие 1, $\alpha > 1$, $\beta > 1$, а $0 < \eta < 1$. Параметры α, β, η определяются исследователем. Следует заметить, что выбор c_x^t и c_μ^t должен осуществляться на каждом такте управления. При этом если сначала определен c_x^t , то определение c_μ^t осуществляется с учетом этого факта. Однако может быть и наоборот, сначала определяется c_μ^t , а потом c_x^t .

Таким образом, выше представленный непараметрический алгоритм (3.1.1) может быть использован для управления объектом с запаздыванием в условиях непараметрической неопределенности. Накопления информации в этих системах не происходит, поэтому качество управления будет зависеть от обучающей выборки $(u_i, \mu_i, x_i, i = \overline{1, s})$.

3.2 Непараметрические алгоритмы управления многомерными объектами

На рисунке 3.2 представлена схема управления процессом в случае, когда на вход объекта управления действует неуправляемая, но контролируемая

переменная $\mu(t)$. Такую переменную $\mu(t)$ можно выявить практически для любого процесса, при детальном его изучении. В этом случае задача управления усложняется, поскольку необходимо вырабатывать управляющее воздействие $u(t)$ с учетом поведения переменной $\mu(t)$ [81, 82].

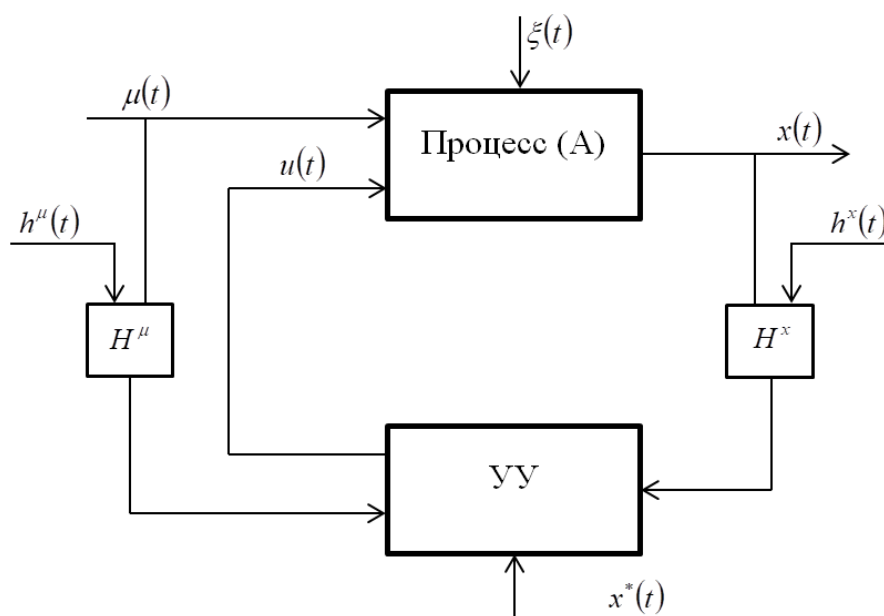


Рисунок 3.2 – Классическая схема управления процессом

На рисунке 3.2 приняты следующие обозначения: А – неизвестный оператор объекта, $u(t)$ – управляющее воздействие, $x(t)$ – выходная переменная объекта, $x^*(t)$ – задающее воздействие, $\xi(t)$ – случайная помеха, H^μ, H^x – блоки контроля входных и выходных переменных процесса, $h^\mu(t), h^x(t)$ – случайные помехи, действующие в каналах измерения. Рассмотрим алгоритм, реализующий управление данным процессом.

1. На первом шаге генерируются выборки входных и выходных переменных $\mu_i, i = \overline{1, s}$ и $x_i^*, i = \overline{1, s}$ по заданному исследователем закону или случайным образом. На вход объекта подаются значения u_0 и μ_0 , которые задаются исследователем. Рассчитывается $x_0 = f(u_0, \mu_0)$. На следующем такте поступает μ_1 и x_1^* (μ_{s+1} и x_{s+1}^*) и далее необходимо выработать управляющее воздействие u_{s+1} и рассчитать выход x_{s+1} .

2. На втором шаге производится расчет коэффициента размытости ядра по переменной $\mu(t)$. Для этого рассчитываются $\Delta\mu_i = |\mu_{s+1} - \mu_i|$, $i = \overline{1, s}$ и по этому показателю находится значение μ_{\min} наиболее близкое к μ_{s+1} . Коэффициент размытости ядра по переменной $\mu(t)$ рассчитывается по формуле: $c_s^\mu = \alpha |\mu_{s+1} - \mu_{\min}|$, где коэффициент α задается исследователем и $\alpha > 1$.

3. На третьем шаге из всей выборки объема s находятся точки, удовлетворяющие условию $\frac{\mu_{s+1} - \mu_i}{c_s^\mu} < 1$, т.е. точки, попавшие под колокол переменной $\mu(t)$. Далее алгоритм работает только с этими точками. Обозначим их как (μ_i', u_i', x_i') .

4. На четвертом шаге происходит расчет коэффициента размытости ядра по переменной $x(t)$. Для этого рассчитываем величину $\Delta x_i = |x_{s+1}^* - x_i'|$, $i = \overline{1, s}$ и по этому показателю находим значение x_{\min} наиболее близкое к x_{s+1}^* . Коэффициент размытости ядра по переменной $x(t)$ рассчитывается по формуле: $c_s^x = \beta |x_{s+1}^* - x_{\min}|$, где коэффициент $\beta > 1$.

5. На пятом шаге находится поисковый шаг $\Delta u_{s+1} = \gamma (x_{s+1}^* - x_{\min})$, где коэффициент $\gamma < 1$.

6. И на шестом шаге рассчитывается управляющее воздействие u_{s+1} по формуле:

$$u_{s+1} = \frac{\sum_{i=1}^s u_i' \Phi\left(\frac{x_{s+1}^* - x_i'}{c_s^x}\right) \Phi\left(\frac{\mu_{s+1} - \mu_i'}{c_s^\mu}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{x_{s+1}^* - x_i'}{c_s^x}\right) \Phi\left(\frac{\mu_{s+1} - \mu_i'}{c_s^\mu}\right)} + \Delta u_{s+1}. \quad (3.2.1)$$

7. Далее находится значение выхода объекта: $x_{s+1} = f(u_{s+1}, \mu_{s+1})$. Алгоритм повторяется с шага 2.

Однако в задаче управления Т-объектом, который имеет стохастические зависимости выходных переменных, необходимо применить следующий алгоритм. Данный непараметрический алгоритм управления многомерными дискретно-непрерывными процессами, представляет собой следующую многошаговую цепочку: входную переменную $u_1(t)$ берем произвольно из области $\Omega_1(u)$. Обозначим управляющие воздействия, которые были взяты из области $\Omega_1(u) - u_1^*(t)$. Произвольно из области $\Omega_1(u)$ можно взять и любую другую компоненту вектора входа, например $u_5(t)$.

Входная переменная $u_2^*(t)$ может быть определена в соответствии со следующим алгоритмом:

$$u_2^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_2^i \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}, \quad (3.2.2)$$

где $<n>$ – размерность составного вектора \bar{x} , причем $<n> < n$,

$<p>$ – размерность составного вектора $\bar{\mu}$, причем $<p> < p$.

Для входной переменной $u_3(t)$ алгоритм управления будет выглядеть следующим образом:

$$u_3^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_3^i \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \Phi\left(\frac{u_2^* - u_2^i}{c_{u_2}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \Phi\left(\frac{u_2^* - u_2^i}{c_{u_2}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}. \quad (3.2.3)$$

И так далее для каждой компоненты входа $u_m(t)$ объекта. В общем виде для многомерной системы алгоритм управления будет выглядеть следующим образом:

$$u_k^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_k^i \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}, \quad k = \overline{1, m}. \quad (3.2.4)$$

Настраиваемыми параметрами будут параметры размытости для входных управляемых воздействий c_{u_k} , для входных неуправляемых, но контролируемых воздействий c_{μ_v} и для выходных воздействий c_{x_j} , для них будем использовать следующие формулы:

$$c_{u_k} = \alpha |u_k^* - u_k^i| + \eta, \quad (3.2.5)$$

$$c_{x_j} = \beta |x_j^* - x_j^i| + \eta \quad (3.2.6)$$

$$c_{\mu_v} = \gamma |\mu_v^* - \mu_v^i| + \eta, \quad (3.2.7)$$

где α , β и γ некоторые параметры большие 1, $\alpha > 1$, $\beta > 1$, $\gamma > 1$, а параметр η находится в следующем интервале $0 < \eta < 1$. Следует заметить, что выбор c_{u_k} , c_{x_j} и c_{μ_v} осуществляется на каждом такте управления. При этом если сначала определен c_{u_k} , то определение c_{x_j} и c_{μ_v} осуществляется с учетом этого факта. Однако может быть и наоборот, например, сначала определяется c_{x_j} или c_{μ_v} , а потом остальные [92]. Поясним это на примере. Найдем значение параметра размытости c_{μ_v} по формуле (3.2.7), где $|\mu_v^* - \mu_v^i|$ самое наименьшее значение, т.е. μ_v^i – наиболее близкое значение из выборки $\{\mu_i, i = \overline{1, s}\}$ к значению μ_v^* .

На втором шаге находим значение параметра размытости c_{x_j} по формуле (3.2.6), где x_j^i – наиболее близкое значение из выборки $\{x_i, i = \overline{1, s'}\}$ к значению x_j^* , и $\{x_i, i = \overline{1, s'}, s' < s\}$ точки выборки, для которых должно выполняться следующее условие:

$$\frac{|\mu_v^* - \mu_v^i|}{c_{\mu_v}} \leq 1, i = \overline{1, s}. \quad (3.2.8)$$

И на третьем шаге находится значение параметра размытости c_{u_k} , согласно формуле (3.2.5), где u_k^i – наиболее близкое значение из выборки $\{u_i, i = \overline{1, s''}\}$ к значению u_k^* , и $\{u_i, i = \overline{1, s''}, s'' < s'\}$ точки выборки, для которых должны выполняться следующие условия:

$$\frac{|\mu_v^* - \mu_v^i|}{c_{\mu_v}} \leq 1, i = \overline{1, s'}. \quad (3.2.9)$$

$$\frac{|x_j^* - x_j^i|}{c_{x_j}} \leq 1, i = \overline{1, s'}. \quad (3.2.10)$$

В рассмотренном алгоритме задающие воздействия u_k^* находятся последовательно для каждой компоненты вектора входа, причем каждая последующая компонента u_k , $k = \overline{1, m}$ зависит от найденного предыдущего значения u_k , $k = \overline{1, m} - 1$, а также зависит от некоторых компонент выходных переменных x_j , $j = \overline{1, n}$ и входных неуправляемых воздействий μ_v , $v = \overline{1, p}$, на которые влияет та или иная компонента входных переменных u_k , $k = \overline{1, m}$.

Таким образом, предложенный многошаговый непараметрический алгоритм позволяет находить управляющие воздействия для многомерного

безынерционного процесса со стохастической зависимостью выходных переменных в условиях недостатка априорной информации.

3.3 Непараметрические алгоритмы управления многомерными объектами с запаздыванием

Рассмотрим многомерный объект – блок-схему с запаздыванием, общая схема управления которого представлена на рисунке 3.3.

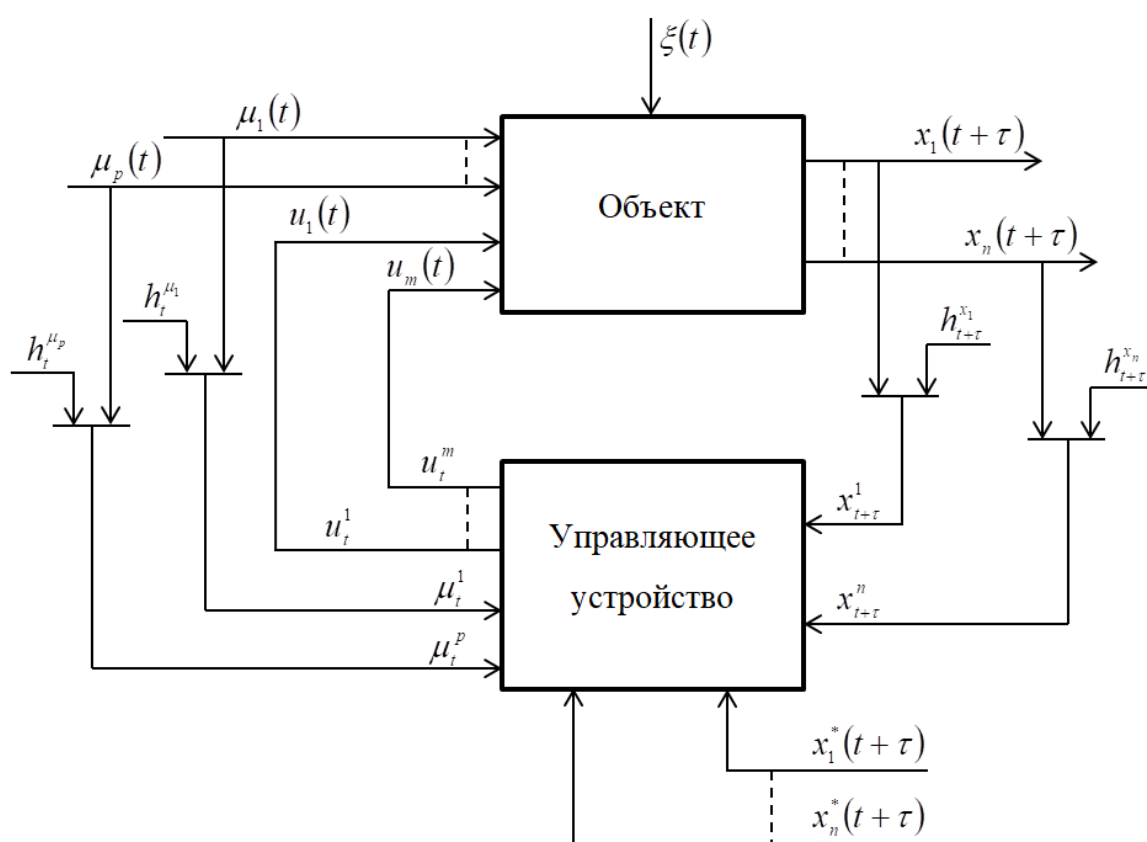


Рисунок 3.3 – Схема непараметрической системы управления объектом с запаздыванием

На рисунке 3.3 приняты следующие обозначения: $u(t) = (u_1(t), \dots, u_m(t))$ – управляемые входные переменные; $\mu(t) = (\mu_1(t), \dots, \mu_p(t))$ – неуправляемые, но контролируемые входные переменные; $x(t + \tau) = (x_1(t + \tau), \dots, x_n(t + \tau)) \in R^n$ – выходные переменные процесса; $x^*(t + \tau) = (x_1^*(t + \tau), \dots, x_n^*(t + \tau)) \in R^n$ – задающие воздействия; ξ_t, h_t^μ, h_t^x – случайные стационарные помехи, действующие на объект

и в каналах измерения входных и выходных переменных; τ – запаздывание по различным каналам многомерной системы. Запаздывание τ известно по всем каналам многомерной системы, и в данном случае является одинаковым для каждой компоненты вектора выходных переменных.

Пусть дана обучающая выборка $(u_i, \mu_i, x_{i+\tau}, i = \overline{1, s})$. Тогда алгоритм управления примет вид:

$$u_s^k = \frac{\sum_{i=1}^s u_i^k \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau}}{c_x}\right) \prod_{v=1}^p \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_\mu}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{l=1}^n \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau}}{c_x}\right) \prod_{v=1}^p \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_\mu}\right)}, \quad k = \overline{1, m}. \quad (3.3.1)$$

Непараметрический алгоритм (3.3.1) представляет собой алгоритм управления комбинированной системой, описываемой уравнением:

$$x_{i+\tau} = f(u_i, \mu_i, \xi_i), \quad (3.3.2)$$

где вид функции $f(\cdot)$ неизвестен, но известно, что f – непрерывная однозначная функция своих аргументов.

Рассмотрим алгоритм управления многомерным дискретно-непрерывным процессом с запаздыванием, представляющим собой многошаговую алгоритмическую цепочку: входную переменную $u_1^*(t)$ берем произвольно из области $\Omega_1(u)$. Входная переменная $u_2(t)$ может быть определена в соответствии со следующим алгоритмом:

$$u_2^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_2^i \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \prod_{j=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{\langle p \rangle} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \prod_{j=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{\langle p \rangle} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}. \quad (3.3.3)$$

Для входной переменной $u_3^*(t)$ алгоритм управления будет выглядеть следующим образом:

$$u_3^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_3^i \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \Phi\left(\frac{u_2^* - u_2^i}{c_{u_2}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \Phi\left(\frac{u_2^* - u_2^i}{c_{u_2}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}. \quad (3.3.4)$$

И так далее для каждой компоненты входа $u_m(t)$ объекта. В общем виде для многомерной системы алгоритм управления будет выглядеть следующим образом:

$$u_k^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_k^i \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}, \quad k = \overline{1, m}. \quad (3.3.5)$$

В реальных технологических процессах очень часто число компонент вектора входных переменных u превышает число компонент вектора выхода x . Если же размерность вектора u больше размерности вектора выхода x , т.е. $m > n$, то обычно в число компонент вектора входных неуправляемых, но контролируемых переменных $\bar{\mu}$ включают компоненты вектора входных управляемых u , с тем, чтобы размерность вектора u и x сделать одинаковой [9]. Данная необходимость обусловлена тем, что если размерность входных переменных $u(t)$ будет превышать размерность выходных переменных $x(t)$, то управляя таким процессом, будут получаться разные настройки управляющих значений для нахождения заданного значения на выходе системы.

Если же наоборот, размерность вектора u меньше размерности вектора x , т.е. $n > m$, то поступают следующим образом. Из числа выходных переменных x определяют самые основные, чтобы размерность вектора u и x сделать одинаковой и далее находят управляющие воздействия. Здесь возникает такая особенность, что если число входных переменных $u(t)$ меньше числа выходных $x(t)$, то исследователь не найдет нужного управляющего воздействия, т.к. информации будет недостаточно. Поэтому следует выбрать те компоненты вектора выходных переменных, которые наиболее значимы для рассматриваемой системы.

Настраиваемыми параметрами в алгоритме (3.3.5) являются параметры размытости c_{u_k} , c_{x_j} и c_{μ_v} их настройка осуществляется согласно описанию в параграфе 3.2.

3.4 Алгоритмы управления многомерными системами с отличающимися запаздываниями по различным каналам

Рассмотрим многомерный безынерционный объект – блок-схему, общая схема управления которым представлена на рисунке 3.4. Следует отметить, что запаздывание τ различное по разным каналам многомерной системы, но оно известно. Например, в стройиндустрии при сухом измельчении клинкера, который превращается в цемент, на выходе происходит измерение многих переменных. Технологический параметр цемента – это тонкость помола, его измерение осуществляется через несколько часов, 2-3 и более. Основной показатель качества цемента – это активность (прочность при сжатии), контролируется еще через более длительный промежуток времени, через 28 суток. Есть и другие параметры, удельная поверхность, распыл конуса, измерение которых происходит также через несколько часов.

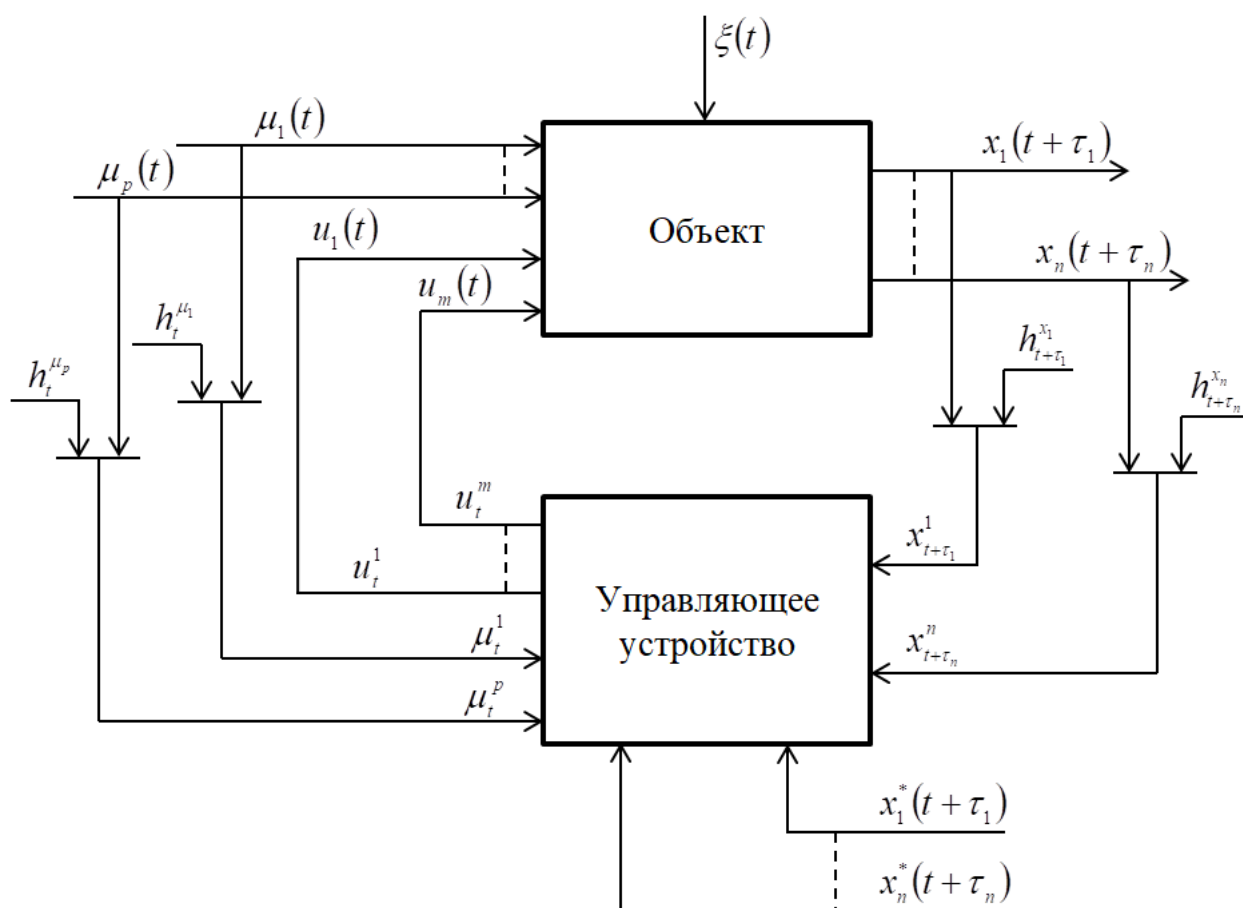


Рисунок 3.4 – Схема непараметрической системы управления объектом с отличающимся запаздыванием по разным каналам

На рисунке 3.4 приняты следующие обозначения: $u(t) = (u_1(t), \dots, u_m(t))$ – управляемые входные переменные; $\mu(t) = (\mu_1(t), \dots, \mu_p(t))$ – неуправляемые, но контролируемые переменные; $x(t + \tau) = (x_1(t + \tau_1), \dots, x_n(t + \tau_n)) \in R^n$ – выходные переменные процесса; $x^*(t + \tau) = (x_1^*(t + \tau_1), \dots, x_n^*(t + \tau_n)) \in R^n$ – задающие воздействия; ξ_t, h_t^μ, h_t^x – случайные стационарные помехи, действующие на объект и в каналах измерения входных и выходных переменных; τ_n – отличающееся запаздывание по различным каналам многомерной системы.

Пусть дана обучающая выборка $(u_i, \mu_i, x_{i+\tau_j}, i = \overline{1, s})$. Тогда алгоритм управления примет вид:

$$u_s^k = \frac{\sum_{i=1}^s u_i^k \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau_j}}{c_x}\right) \prod_{v=1}^p \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_\mu}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{l=1}^n \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau_j}}{c_x}\right) \prod_{v=1}^p \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_\mu}\right)}, \quad k = \overline{1, m}. \quad (3.4.1)$$

Непараметрический алгоритм (3.4.1) представляет собой алгоритм управления комбинированной системой, описываемой уравнением:

$$x_{i+\tau_j} = f(u_i, \mu_i, \xi_i), \quad (3.4.2)$$

где вид функции $f(\cdot)$ неизвестен, но известно, что f – непрерывная однозначная функция своих аргументов.

Рассмотрим алгоритм управления многомерным дискретно-непрерывным процессом с различными запаздываниями по разным каналам, представляющим собой многошаговую алгоритмическую цепочку: входную переменную $u_1^*(t)$ берем произвольно из области $\Omega_1(u)$. Входная переменная $u_2^*(t)$ может быть определена в соответствии со следующим алгоритмом:

$$u_2^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_2^i \Phi\left(\frac{u_2^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \prod_{j=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau_j}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{\langle p \rangle} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \prod_{j=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau_j}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{\langle p \rangle} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}. \quad (3.4.3)$$

Для входной переменной $u_3^*(t)$ алгоритм управления будет выглядеть следующим образом:

$$u_3^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_3^i \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \Phi\left(\frac{u_2^* - u_2^i}{c_{u_2}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau_j}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \Phi\left(\frac{u_2^* - u_2^i}{c_{u_2}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau_j}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}. \quad (3.4.4)$$

И так далее для каждой компоненты входа $u_m(t)$ объекта. В общем виде для многомерной системы с различными запаздываниями алгоритм управления будет выглядеть следующим образом:

$$u_k^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_k^i \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau_j}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^{i+\tau_j}}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}, \quad k = \overline{1, m}. \quad (3.4.5)$$

Таким образом, имея различные запаздывания по разным каналам многомерной системы со стохастическими зависимостями выходных переменных, можно управлять данной системой используя многошаговый алгоритм управления (3.4.5).

3.5 Исследование непараметрических алгоритмов управления методом статистического моделирования

Далее приводятся результаты вычислительных экспериментов для многомерного объекта, имеющего пять входных переменных $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t), u_4(t), u_5(t))$, принимающих значения из интервала $u(t) \in [0, 3]$, и три выходные переменные $x(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t))$, принимающие значения из следующих интервалов $x_1(t) \in [1, 10]$, $x_2(t) \in [-2, 15]$ и $x_3(t) \in [2, 20]$. Далее используется предложенный многошаговый алгоритм управления (3.2.4). Следует отметить, что в данном вычислительном эксперименте исследуется

объект, в котором число компонент вектора \bar{u} больше числа компонент вектора \bar{x} . Если в объекте размерность вектора \bar{u} превышает размерность вектора \bar{x} , т.е. $m > n$, то заменим $u_4(t) = \mu_1(t)$, а $u_5(t) = \mu_2(t)$, чтобы размерность вектора \bar{u} и \bar{x} сделать одинаковой. Такую замену может сделать технолог при реально функционирующей системе. Так как входные переменные $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t), u_4(t), u_5(t))$ принимали случайные значения в интервале $u(t) \in [0, 3]$, и $u_4(t) = \mu_1(t)$, $u_5(t) = \mu_2(t)$, то $\mu_1(t)$ и $\mu_2(t)$ также будут принимать случайные значения в заданном интервале (рис. 3.5).

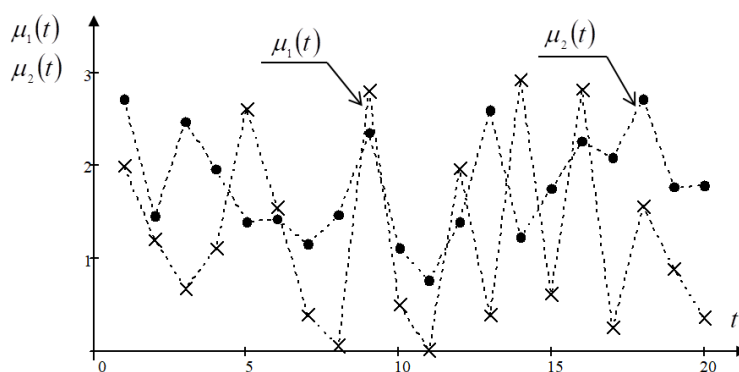


Рисунок 3.5 – Контролируемые неуправляемые входные воздействия $\mu_1(t)$ и $\mu_2(t)$

Обратим еще раз внимание на то, что исследователю неизвестен вид системы уравнений, описывающий управляемый многомерный объект. В качестве информации о последнем используются измерения входных и выходных переменных $(u_i, \mu_i, x_i, i = \overline{1, s})$.

Для оценки эффективности работы многошагового алгоритма управления вычисляется относительная ошибка управления:

$$W_p = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \left| \frac{x_j^i - x_j^*}{x_j^*} \right|, \quad j = \overline{1, n}, \quad (3.5.1)$$

где x_j^i – значение выхода объекта,

x_j^* – значение задающего воздействия.

Используя многошаговый алгоритм управления (3.2.4) рассмотрим результаты эксперимента, когда на вход управляющего устройства будет подаваться ступенчатое задающее воздействие $x_1^*(t)$. Из соображений простоты представления результатов используем первые 20 точек выборки.

$$\begin{cases} x_1^*(t) = 0.5, & \text{если } 0 < t \leq 5; \\ x_1^*(t) = 2, & \text{если } 5 < t \leq 10; \\ x_1^*(t) = 1, & \text{если } 10 < t \leq 15; \\ x_1^*(t) = 4, & \text{если } 15 < t \leq 20. \end{cases} \quad (3.5.1)$$

Параметры алгоритма $\alpha, \beta, \gamma, \eta$ настраивались вручную и приняли следующие значения: $\alpha = 1,2$; $\beta = 1,1$; $\gamma = 1,4$; $\eta = 0,001$. Результаты управления при отсутствии помех представлены на следующем рисунке.

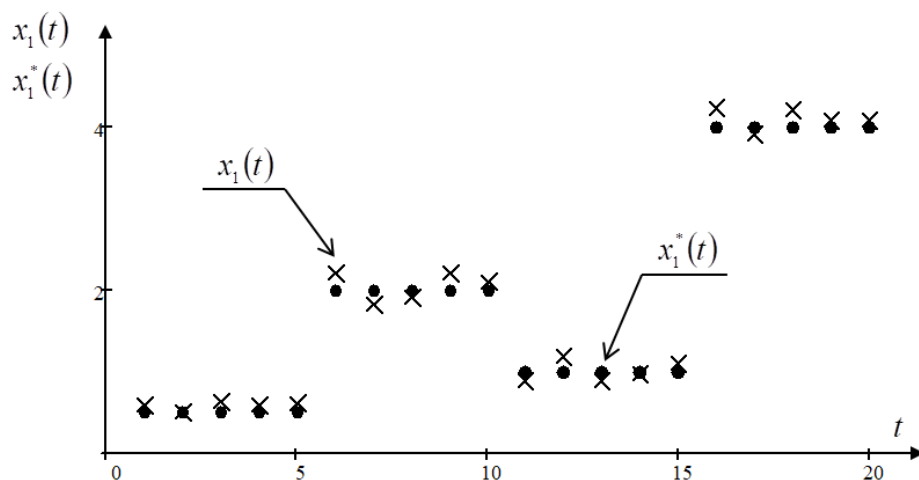


Рисунок 3.6 – Управление при задающем воздействии $x_1^*(t)$ в виде ступенчатой функции

На рисунке 3.6 представлено управление при задающем воздействии $x_1^*(t)$ при отсутствии помех. На рисунке «точкой» обозначены значения задающего воздействия $x_1^*(t)$, а «крестиком» – полученные значения выхода объекта

$x_1(t)$. Алгоритм управления показывает вполне хорошие результаты, $\delta_1 = 0.03$. Выход объекта $x_1(t)$ практически сразу достигает задающее воздействие $x_1^*(t)$.

Рассмотрим результаты эксперимента, когда на вход управляющего устройства будет подаваться плавно изменяющееся задающее воздействие $x_2^*(t)$. Из соображений простоты представления результатов используем первые 20 точек выборки. В виде плавно изменяющейся функции примем:

$$x_2^*(t) = 2,5 \sin(0.05t). \quad (3.5.2)$$

Параметры алгоритма $\alpha, \beta, \gamma, \eta$ настраивались вручную и приняли следующие значения: $\alpha = 1,2$; $\beta = 1,1$; $\gamma = 1,4$; $\eta = 0,001$. Результаты управления при отсутствии помех представлены на следующем рисунке.

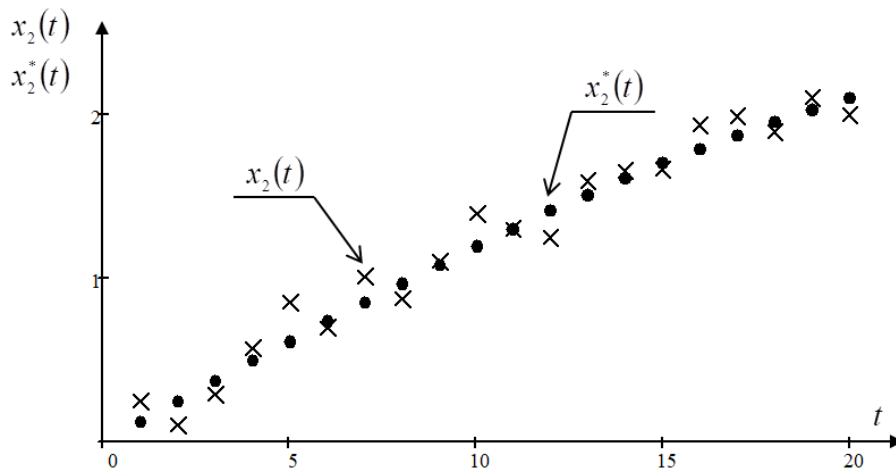


Рисунок 3.7 – Управление при задающем воздействии $x_2^*(t)$ в виде плавно изменяющейся функции

На рисунке 3.7 «точкой» обозначены значения задающего воздействия $x_2^*(t)$, а «крестиком» – полученные значения выхода объекта $x_2(t)$. Как видно из рисунка 3.7 при управлении объектом выход объекта $x_2(t)$ близок к задающему воздействию $x_2^*(t)$ при отсутствии помех, $\delta_2 = 0.029$.

Далее в качестве задающего воздействия $x_3^*(t)$ будем принимать случайные воздействия в интервале выходной переменной $x_3(t) \in [-1; 9]$.

Параметры алгоритма $\alpha, \beta, \gamma, \eta$ настраивались вручную и приняли следующие значения: $\alpha = 1,2$; $\beta = 1,1$; $\gamma = 1,4$; $\eta = 0,001$. Результаты управления при отсутствии помех представлены на следующем рисунке.

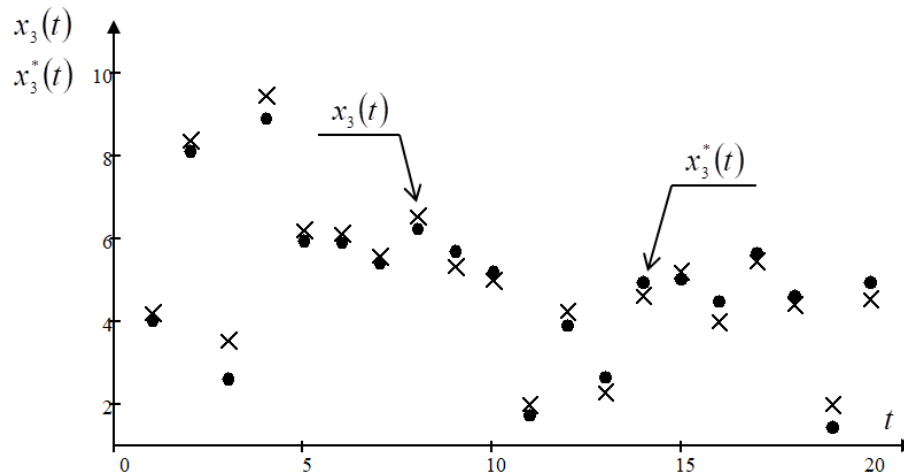


Рисунок 3.8 – Зависимость выхода объекта $x_3(t)$ от задающего воздействия $x_3^*(t)$, носящего случайный характер

На рисунке 3.8 «точкой» обозначены значения задающего воздействия $x_3^*(t)$, а «крестиком» – полученные значения выхода объекта $x_3(t)$. Из рисунка 3.8 можно увидеть, что выход объекта $x_3(t)$ также близок к задающему воздействию $x_3^*(t)$, $\delta_3 = 0.04$.

Проведем вычислительные эксперименты с заданным объектом, но уже на выходные компоненты будет действовать равномерная помеха 5%, $\alpha = 0,05$.

Используя многошаговый алгоритм управления (3.2.4) рассмотрим результаты эксперимента, когда на вход управляющего устройства будет подаваться ступенчатое задающее воздействие $x_1^*(t)$.

Параметры алгоритма $\alpha, \beta, \gamma, \eta$ настраивались вручную и приняли следующие значения: $\alpha = 1,3$; $\beta = 1,2$; $\gamma = 1,1$; $\eta = 0,001$. Результаты управления при помехе 5% представлены на следующем рисунке.

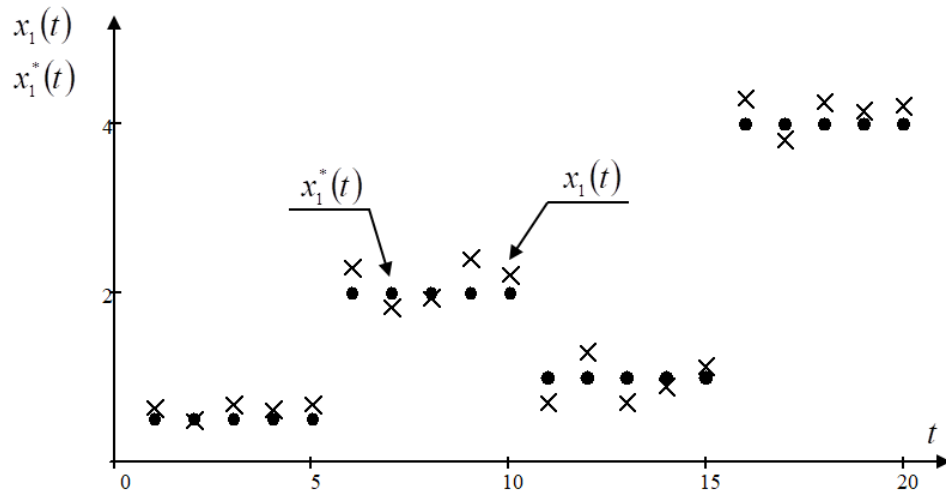


Рисунок 3.9 – Управление при задающем воздействии $x_1^*(t)$ в виде ступенчатой функции при 5% помехе

На рисунке 3.9 представлено управление при задающем воздействии $x_1^*(t)$ при помехе 5%. На рисунке «точкой» обозначены значения задающего воздействия $x_1^*(t)$, а «крестиком» – полученные значения выхода объекта $x_1(t)$. Результаты немного ухудшились по сравнению с результатами без помех, $\delta_1 = 0.06$.

Рассмотрим результаты эксперимента, когда на вход управляющего устройства будет подаваться плавно изменяющееся задающее воздействие $x_2^*(t)$.

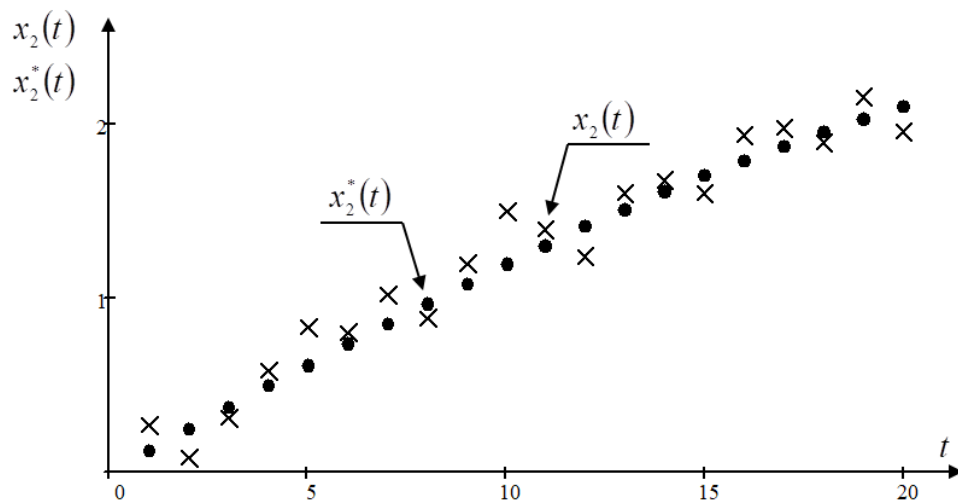


Рисунок 3.10 – Управление при задающем воздействии $x_2^*(t)$ в виде плавно изменяющейся функции

На рисунке 3.10 «точкой» обозначены значения задающего воздействия $x_2^*(t)$, а «крестиком» – полученные значения выхода объекта $x_2(t)$. Как видно из рисунка при управлении объектом получаются вполне удовлетворительные результаты при помехе 5%, $\delta_2 = 0.061$.

Далее в качестве задающего воздействия $x_3^*(t)$ будем принимать случайные воздействия в интервале выходной переменной $x_3(t) \in [-1; 9]$.

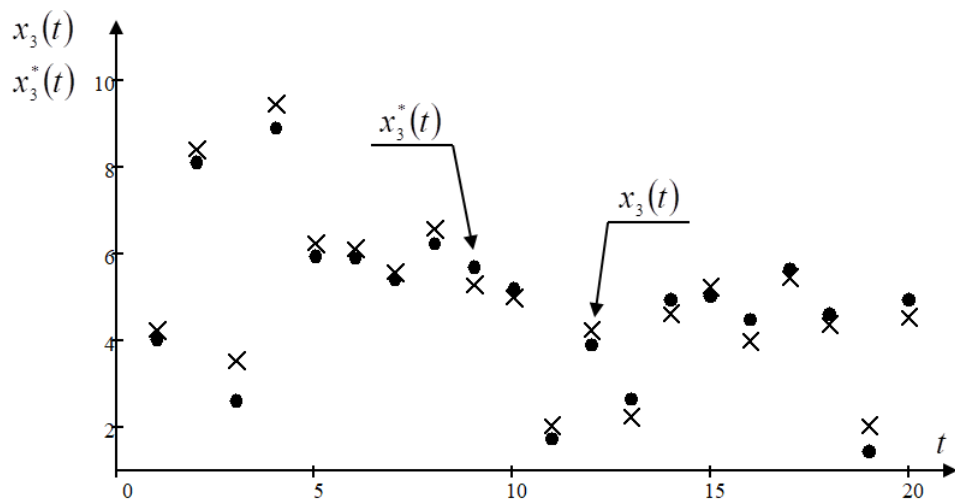


Рисунок 3.11 – Зависимость выхода объекта $x_3(t)$ от задающего воздействия $x_3^*(t)$, носящего случайный характер

Из рисунка 3.11 можно увидеть, что выход объекта $x_3(t)$ близок к задающему воздействию $x_3^*(t)$, но результаты немного ухудшились по сравнению с результатами без помех, $\delta_3 = 0.057$.

Рассчитаем точность управления по формуле (3.5.1) и сведем данные в таблицу 3.1. Параметр $\eta = 0,001$.

Из таблицы 3.1 видно, что при коэффициентах $\alpha = 1,2$, $\beta = 1,1$ и $\gamma = 1,4$ относительная ошибка прогноза будет наименьшей для выходов x_2, x_3 , а для выхода x_1 ошибка будет наименьшей при коэффициентах $\alpha = 1,2$, $\beta = 1,3$ и $\gamma = 1,5$.

Таблица 3.1 – Зависимость относительной ошибки управления W_p от коэффициентов α , β и γ

№	α	β	γ	W_{P_1}	W_{P_2}	W_{P_3}
1	1,2	1,1	1,4	0,03	0,029	0,04
2	1,2	1,3	1,5	0,024	0,04	0,048
3	1,1	1,2	1,3	0,031	0,048	0,05
4	1,3	1,2	1,4	0,026	0,062	0,052
5	1,1	1,3	1,3	0,027	0,05	0,041

Далее рассмотрим графики управления, где задающим воздействием будет ступенчатое воздействие для всех компонент вектора выходных переменных. Объем выборки $s = 300$.

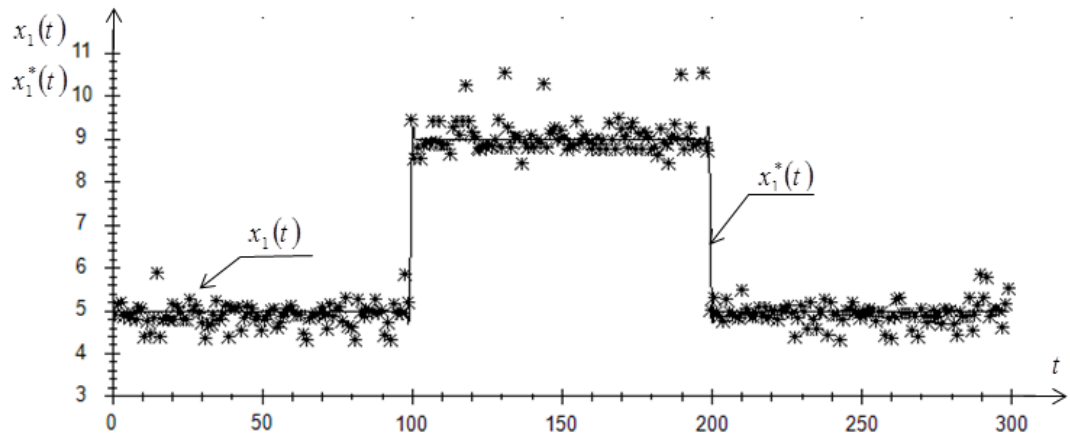


Рисунок 3.12 – Управление при задающем воздействии $x_1^*(t)$ в виде ступенчатой функции

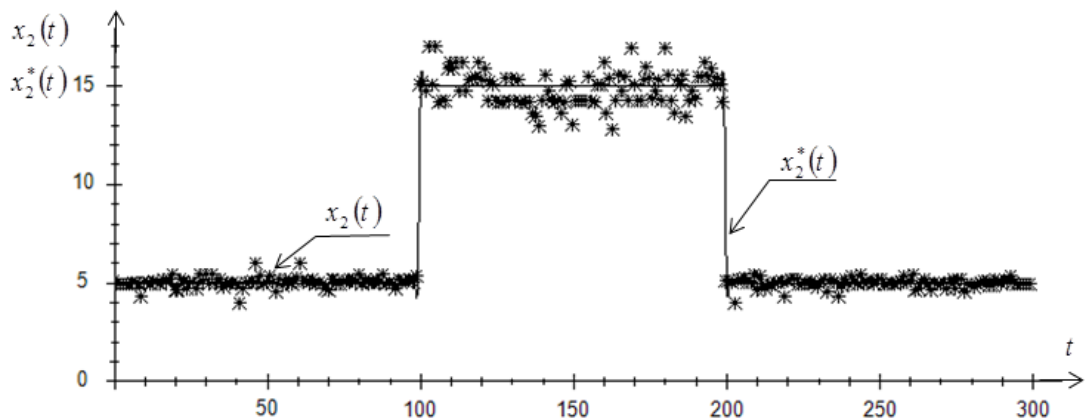


Рисунок 3.13 – Управление при задающем воздействии $x_2^*(t)$ в виде ступенчатой функции

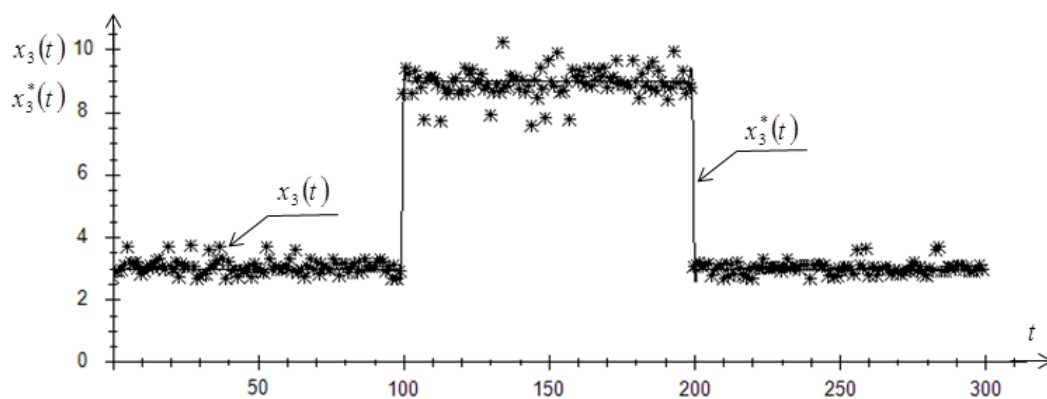


Рисунок 3.14 – Управление при задающем воздействии $x_3^*(t)$ в виде ступенчатой функции

Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод о том, что многошаговая алгоритмическая цепочка дает достаточно удовлетворительные результаты, как при отсутствии помех, так и с помехами. С ростом величины помехи качество управления немного снижается, но если при этом увеличить обучающую выборку, то качество управления возрастет. Таким образом, имея достаточный объем обучающей выборки можно управлять многомерным объектом достаточно хорошо.

Выводы по третьей главе

В настоящей главе были рассмотрены задачи и алгоритмы управления многомерными безынерционными системами с запаздыванием в условиях недостатка априорной информации. Задача управления многомерным дискретно-непрерывным процессом рассматривается в условиях непараметрической неопределенности, т.е. когда рассматриваемый объект или процесс не описывается с точностью до вектора параметров α . В случае стохастической зависимости выходных переменных многомерного объекта целесообразно использовать цепочку алгоритмов управления по отысканию соответствующего управляющего воздействия $u(t)$ на каждом такте. В случае если размерность вектора входов $\vec{u}(t)$ превышает размерность выходного вектора $\vec{x}(t)$, то некоторые из компонент входных переменных $\vec{u}(t)$ можно интерпретировать как

неуправляемые, но контролируемые $\bar{\mu}(t)$, что часто соответствует реальным технологическим процессам.

Приведенные фрагменты вычислительных экспериментов показали достаточно хорошие результаты предлагаемой многошаговой цепочки управления многомерной системой. При статистическом моделировании алгоритма управления исследовалось влияние на объект различных случайных факторов при различных объемах обучающей выборки, различных способах и приемах оценивания коэффициентов размытости. Сравнительно произвольно изменялись также и многомерные объекты, положенные в основу статистического моделирования. В итоге можно сказать, что полученные результаты численных исследований оказались достаточно удовлетворительными для многомерных объектов в условиях непараметрической неопределенности, хотя они незначительно отличались в зависимости от изменения вида объекта, помех и обучающих выборок.

4. Моделирование и управление процессом каталитической гидродепарафинизации дизельного топлива

4.1 Общие сведения о процессе гидроочистки и гидродепарафинизации

При организации производства низкозастывающих дизельных топлив свое применение Т-модели находят для реального технологического процесса каталитической гидродепарафинизации в атмосфере водорода [74, 107]. Такой процесс происходит на нефтеперерабатывающих заводах (НПЗ) России [108].

Процесс каталитической депарафинизации (гидродепарафинизации) предназначен для улучшения показателей текучести различного углеводородного сырья при низких температурах. Он применяется для снижения температуры застывания базовых компонентов смазочных масел и средних дистиллятов, температуры помутнения дизельных топлив и температуры кристаллизации авиационных топлив. Эти свойства определяют поведение указанных продуктов при низких температурах.

Качественное управление процессом каталитической гидроочистки дизельного топлива от сернистых соединений и гидродепарафинизации, повышения хладотекучести дизельного топлива, связано с необходимостью эффективного контроля протекания процесса в технологической секции [109]. На выходе показатели качества продукта (дизельного топлива) существенно зависят от показателей качества исходного сырья и параметров процесса в реакторе. Установление данной зависимости представляет собой важную задачу, требующую решения на предприятиях нефтепереработки. Эта задача может быть решена с применением подходов к математическому моделированию соответствующих процессов [110, 111]. Для моделирования и управления данным процессом каталитической гидродепарафинизации предлагается использовать непараметрические алгоритмы идентификации и управления. Выбор такого типа моделей обусловлен недостатком априорных сведений о процессах, протекающих при гидроочистке и гидродепарафинизации.

На вход технологического процесса гидродепарафинизации поступает большое количество переменных, на выходе также наблюдается некоторое большое число переменных, которые взаимосвязаны между собой. Каким образом связаны выходные переменные между собой исследователю не известно. Для качественного построения модели процесса необходимо учитывать все зависимости входных и выходных переменных между собой. В результате измерений входных и выходных переменных процесса гидродепарафинизации формируется соответствующая обучающая выборка, которая и является основой для решения задач идентификации и управления [112, 113]. Основной особенностью данных задач идентификации и управления является то, что отсутствует априорная информация о параметрической структуре тех или иных зависимостей, характеризующих исследуемый процесс. При таких условиях задача моделирования исследуемого процесса соответствует идентификации в широком смысле или непараметрической идентификации [15, 63, 64]. Данный случай соответствует такому уровню априорной информации, когда известны только качественные характеристики процесса гидродепарафинизации. На этом пути предлагается использовать непараметрические T-модели, в основе которых лежат непараметрические оценки Надарая-Ватсона регрессионных зависимостей. В рассматриваемом процессе были выделены основные входные переменные, это плотность при 15⁰С, фракционный состав (температуры: начала кипения, перегонки 50%, 96%, конца кипения), давление на входе и температура входа. Основные выходные переменные – это плотность при 15⁰С, фракционный состав (температуры: начала кипения, перегонки 50%, 96 %, конца кипения), температура помутнения.

4.2 Технологические сведения процесса гидроочистки и гидродепарафинизации

На нефтеперерабатывающих заводах (НПЗ) России работают установки гидроочистки дизельного топлива, совмещенные с процессом

гидродепарафинизации (секция 300/1 комбинированной установки под названием ЛК-6Ус). На рисунке 4.1 представлен реакторный блок Р-301, в котором совмещены процессы гидроочистки и гидродепарафинизации, а также блоки очистки циркуляционного водородсодержащего газа С-301а (ВСГ); стабилизации дизельного топлива, с извлечением бокового погона К-301; очистки углеводородных газов; стабилизации бензина отгона.

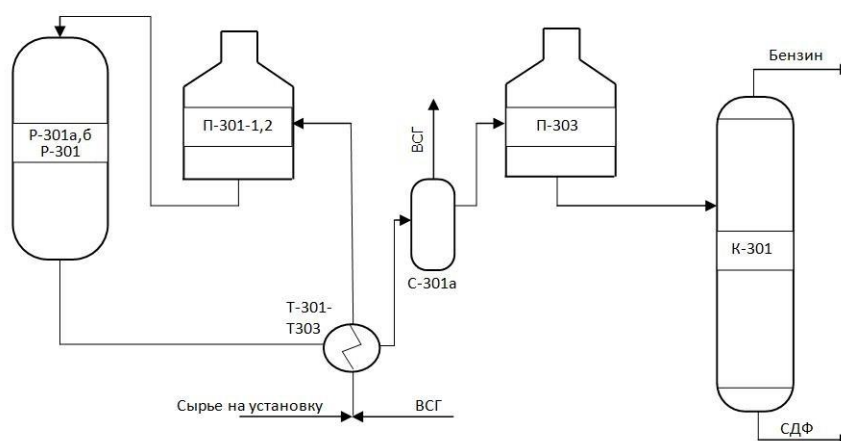


Рисунок 4.1 – Схема гидроочистки дизельного топлива, совмещенная с процессом гидродепарафинизации

На рисунке 4.1 входом установки ЛК-6Ус является «Сырье на установку» и «ВСГ» (водородсодержащий газ), а выходом «Бензин» и «СДФ» (сероочищенная дизельная фракция). Реактор Р-301 процесса гидродепарафинизации имеет комбинированную загрузку, сверху загружен катализатор гидродепарафинизации, на котором происходит реакция расщепления и гидрирования углеводородов нормального строения с целью снижения температуры застывания дизельной фракции с образованием легких углеводородов, далее загружен катализатор гидроочистки, выполняющий функцию гидрирования. Секция 300/1 гидроочистки входит в состав установки ЛК-6Ус и предназначена для процесса гидродепарафинизации, повышения хладотекучести дизельного топлива и гидроочистки дизельного топлива от сернистых соединений.

Результатом такого технологического процесса являются отдельные нефтяные фракции, качество которых должно соответствовать требованиям, которые предъявляются к компонентам товарных продуктов, после вторичных процессов комбинированной установки ЛК-6Ус.

В секции 300/1 готовой продукцией является компонент дизельного зимнего топлива (боковой погон колонны К-301 гидроочищенный) и дизельная гидроочищенная фракция (куб колонны К-301).

На установке имеются соответствующие датчики, которые измеряют технологические параметры рассматриваемого процесса. При измерении качества сырья, которое поступает на технологическую установку и получается на выходе, определяют следующие параметры: плотность при 15⁰ С; фракционный состав (температура начала кипения, температура перегонки 50%, температура перегонки 96%, температура конца кипения); температура помутнения. Таким образом, при работе установки происходит накопление информации о значениях параметров технологического процесса. Далее существует необходимость в обработке накопленной информации с целью мониторинга и последующего управления технологическим процессом [75, 114].

Для моделирования и последующего управления процессом гидроочистки и гидродепарафинизации необходимо применить методы теории непараметрических систем. Связано это с небольшим объемом априорной информации об изучаемом процессе. Также это поможет и на практике в определении текущего состояния технологических потоков на входе и выходе процесса (отклонений от средних характеристик), выявлении недостоверных данных, прогнозировании и моделировании показателей качества готовой продукции на выходе процесса.

4.3 Задача моделирования процесса каталитической гидродепарафинизации

Процессы, протекающие в установке гидроочистки и гидродепарафинизации, относятся к дискретно-непрерывным процессам, так как протекают во времени непрерывно, но контроль переменных осуществляется в дискретные моменты времени. В данном технологическом процессе измерения проводятся один раз в сутки. Естественно, необходимо рассматривать такие процессы как безынерционные с запаздыванием, т.к. частота измерений технологических показателей значительно превышает постоянную времени процесса. Это означает, что переходный процесс в системе протекает за значительно меньший интервал времени, что и требуют некоторые технологические переменные. Различные взаимосвязи технологических переменных не могут быть описаны параметрическими зависимостями из-за отсутствия достаточной априорной информации. Статистические характеристики измерений неизвестны, однако в измерениях отсутствует систематическая ошибка, дисперсия случайной ошибки измерения ограничена. В таких условиях целесообразно использовать модели типа «черный ящик» с применением непараметрического подхода к моделям. Если информации априорной достаточно, то желательно провести предварительную параметризацию модели исследуемого объекта. В случае если априорной информации об исследуемом процессе недостаточно, то естественно использовать непараметрические модели, которые не требуют предварительной параметризации модели [2].

Представим фрагмент схемы идентификации процесса гидродепарафинизации (рис. 4.2).

На рисунке 4.2 приняты следующие обозначения: $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t), u_4(t), u_5(t), u_6(t), u_7(t))$, где $u_1(t)$ – плотность при 15°C , кг/м^3 , фракционный состав, $^\circ\text{C}$: ($u_2(t)$ – температура начала кипения, $u_3(t)$ – температура выкипания 50%, $u_4(t)$ – температура выкипания 96% и $u_5(t)$ – температура конца кипения), $u_6(t)$ – давление на входе в Р-301, кгс/см^2 , $u_7(t)$ – температура входа в

P-301, $^{\circ}\text{C}$; $x(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t), x_5(t), x_6(t))$, где $x_1(t)$ – плотность при 15°C , $\text{кг}/\text{м}^3$, фракционный состав, $^{\circ}\text{C}$: ($x_2(t)$ – температура начала кипения, $x_3(t)$ – температура выкипания 50%, $x_4(t)$ – температура выкипания 96%, $x_5(t)$ – температура конца кипения) и $x_6(t)$ – температура помутнения. $\mu(t) = (\mu_1(t), \dots, \mu_n(t)) \in \Omega(\mu) \subset R^n$ – входные неуправляемые (но контролируемые) параметры ведения технологического процесса; $\xi(t)$ – случайное возмущение, действующее на объект; $\hat{x}(t)$ – выход модели; (t) – непрерывное время.

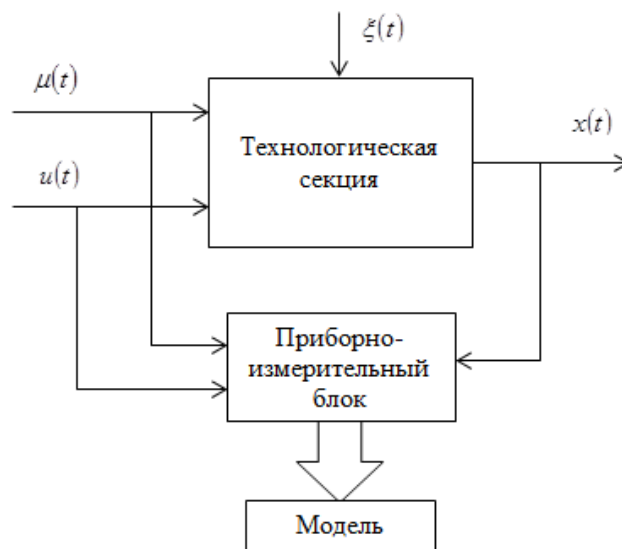


Рисунок 4.2 – Фрагмент системы моделирования безынерционным процессом гидродепарафинизации

В связи с тем, что характер зависимости переменных процесса гидродепарафинизации с точностью до вектора параметров неизвестен, то в дальнейшем используются методы непараметрического оценивания. В частности, рассматривается задача Т-моделирования. Необходимость рассмотрения двушаговой алгоритмической цепочки Т-модели в данной задаче обусловлено наличием различных зависимостей входных и выходных переменных, которые необходимо учитывать для построения более точной модели и для дальнейшего управления технологическим процессом.

Обозначим обучающую выборку, полученную на реально функционирующем объекте в виде $(u_i, x_i, i = \overline{1, s})$, и применим алгоритмическую цепочку. Сначала вычисляются невязки:

$$\varepsilon_j(i) = F_{sj}(u^{<j>}, x_j(i)) = x_j(i) - \frac{\sum_{i=1}^s x_j[i] \prod_{k=1}^7 \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^7 \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}, \quad (4.3.1)$$

где $j = \overline{1, 6}$, $< m >$ – размерность составного вектора входных переменных u_k (в данном случае $m = 7$).

Затем находятся прогнозные значения выходных переменных $x(t)$ процесса:

$$\hat{x}_j = \frac{\sum_{i=1}^s x_j[i] \cdot \prod_{k_1=1}^7 \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) \prod_{k_2=1}^6 \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k_1=1}^7 \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) \prod_{k_2=1}^6 \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right)}, \quad j = \overline{1, n} \quad (4.3.2)$$

где колоколообразные функции $\Phi(*)$ принимаются в виде треугольного ядра для входов:

$$\Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) = \begin{cases} 1 - \frac{|u_{k_1} - u_{k_1}[i]|}{c_{su}}, & \frac{|u_{k_1} - u_{k_1}[i]|}{c_{su}} < 1, \\ 0, & \frac{|u_{k_1} - u_{k_1}[i]|}{c_{su}} \geq 1. \end{cases} \quad (4.3.3)$$

И ДЛЯ НЕВЯЗОК:

$$\Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right) = \begin{cases} 1 - \frac{|0 - \varepsilon_{k_2}[i]|}{c_{s\varepsilon}}, & \frac{|0 - \varepsilon_{k_2}[i]|}{c_{s\varepsilon}} < 1, \\ 0, & \frac{|0 - \varepsilon_{k_2}[i]|}{c_{s\varepsilon}} \geq 1. \end{cases} \quad (4.3.4)$$

Таким образом, алгоритм (4.3.2) позволяет найти прогнозные значения всех выходных переменных $x(t)$ объекта по известным входным $u(t)$.

4.4 Процедура построения модели процесса гидроочистки и гидродепарафинизации

В результате измерения входных-выходных переменных процесса гидроочистки и гидродепарафинизации была сформирована обучающая выборка $u_i, x_i, i = \overline{1, s}$. С вычислительной точки зрения входные переменные u целесообразно центрировать и нормировать, чтобы в дальнейшем, из соображений простоты, использовать скалярный параметр размытости. Из исходных данных видно, что входные переменные процесса принимают значения из следующих интервалов: $u_1(t) \in [-5,83; 2,29]$, $u_2(t) \in [-2,11; 3,25]$, $u_3(t) \in [-3,44; 2,54]$, $u_4(t) \in [-2,84; 2,55]$ и $u_5(t) \in [-4,34; 2,55]$. А выходные переменные: $x_1(t) \in [838,3; 848]$, $x_2(t) \in [178; 214]$, $x_3(t) \in [264; 275]$, $x_4(t) \in [318; 345]$, $x_5(t) \in [342; 355]$, $x_6(t) \in [-31; -10]$.

При построении модели проводим процедуру скользящего экзамена [12]. Настраиваемыми параметрами будут параметры размытости c_{su} и $c_{s\varepsilon}$, которые в данном случае примем равными $c_{su} = 0.4$ и $c_{s\varepsilon} = 0.5$ (значения c_{su} и $c_{s\varepsilon}$ были определены в результате многочисленных экспериментов с целью уменьшения среднеквадратической ошибки δ_i) [115]. Среднеквадратическое отклонение j компоненты выхода объекта x_j от соответствующего значения прогноза этой компоненты рассчитывается по следующей формуле [6]:

$$\delta_j = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^s (x_j - x_s(u_i))^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^s (x_j - \bar{x})^2}}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (4.4.1)$$

Таким образом, рассчитывается среднеквадратическая ошибка (4.4.1) для каждой компоненты вектора выхода \bar{x} .

Из соображений простоты и наглядности представления результатов расчета на графики были выведены значения прогноза выходных переменных $x(t)$ по соответствующим входным $u(t)$, предъявленным для экзамена. Далее приводятся результаты моделирования.

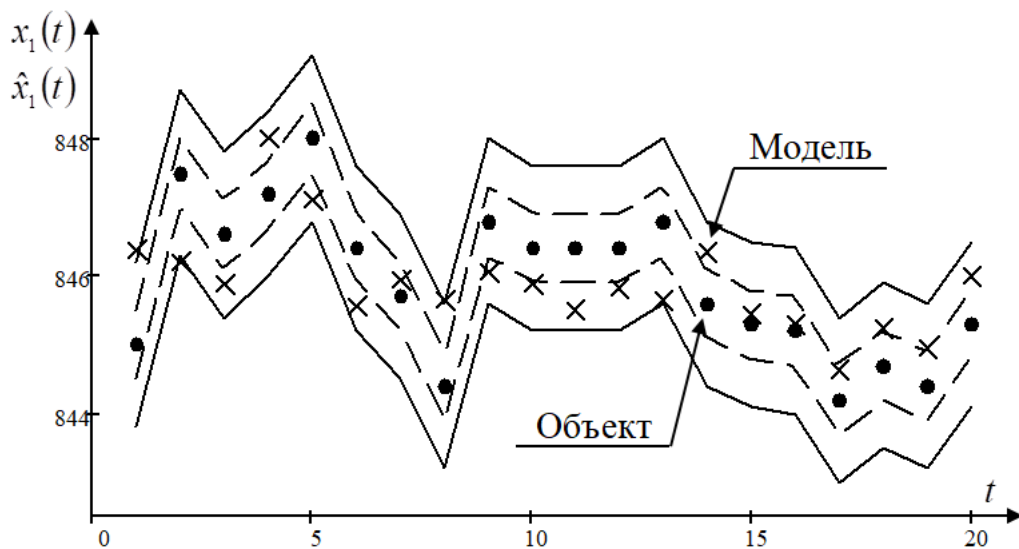


Рисунок 4.3 – Прогноз выходной переменной $x_1(t)$ при соответствующих входных переменных $u(t)$

На рисунке 4.3 по оси ординат показаны значения выхода объекта $x_1(t)$ и модели $\hat{x}_1(t)$, а по оси абсцисс номера тактов t . «Точками» обозначены реальные значения выхода $x_1(t)$ объекта, а «крестиками» значения модели $\hat{x}_1(t)$. Согласно ГОСТ Р 51069-97 «Нефть и нефтепродукты. Метод определения плотности, относительной плотности и плотности в градусах API ареометром» показатели точности метода, полученные статистическим исследованием межлабораторных

результатов испытаний, могут отклоняться, для $x_1(t)$ минимальное значение составляет $-0,5 \text{ кг/м}^3$, как показано на рисунке 4.3 пунктирными линиями, а максимальное значение составляет $-1,2 \text{ кг/м}^3$, как показано на рисунке 4.3 сплошными линиями. Для каждой компоненты выхода объекта утверждены свои границы отклонений. Какие из границ выбрать, минимальные или максимальные, определяет технолог. Поэтому анализируя приведенный рисунок можно сделать заключение о достаточно удовлетворительном прогнозе компоненты выхода $x_1(t)$ по известным значениям входных переменных $u(t)$.

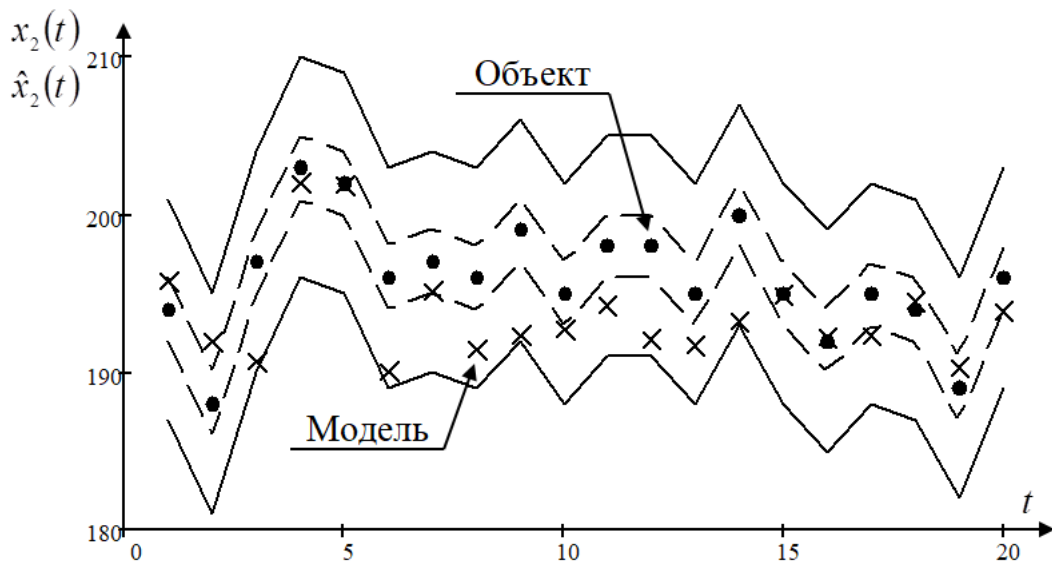


Рисунок 4.4 – Прогноз выходной переменной $x_2(t)$ при соответствующих входных переменных $u(t)$

На рисунке 4.4 по оси ординат показаны значения выхода объекта $x_2(t)$ и модели $\hat{x}_2(t)$, а по оси абсцисс номера тактов t . Согласно ГОСТ 2177-99 «Нефтепродукты» для выхода $x_2(t)$ минимальное значение составляет $-2 \text{ }^\circ\text{C}$, как показано на рисунке 4.4 пунктирными линиями, а максимальное значение составляет $-7 \text{ }^\circ\text{C}$, как показано на рисунке 4.4 сплошными линиями. Анализируя рисунок 4.4 можно сделать заключение о том, что модель дает достаточно хорошие результаты.

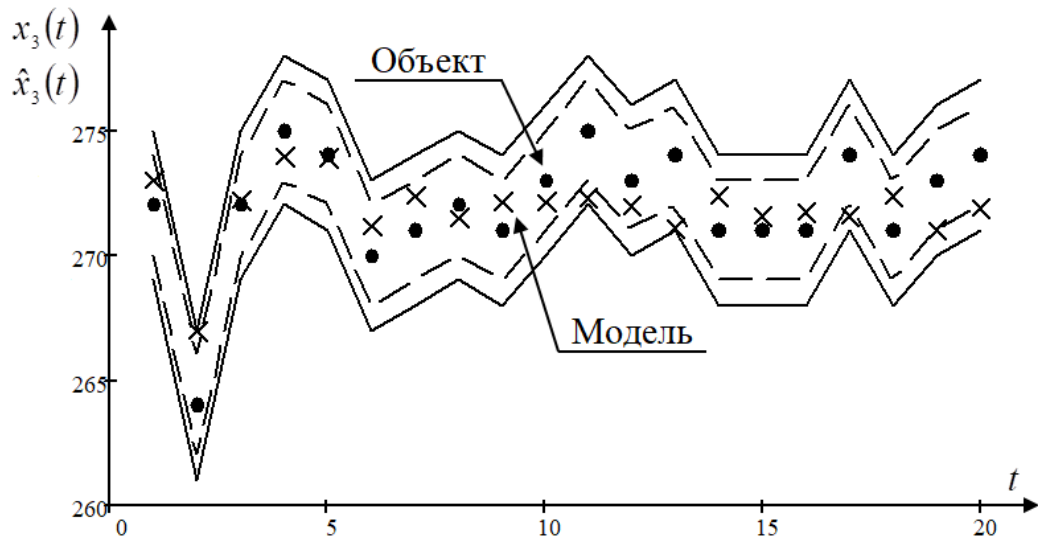


Рисунок 4.5 – Прогноз выходной переменной $x_3(t)$ при соответствующих входных переменных $u(t)$

На рисунке 4.5 согласно ГОСТ 2177-99 «Нефтепродукты» расхождения для компоненты вектора выхода $x_3(t)$: минимальное значение составляет $-2\text{ }^{\circ}\text{C}$, как показано на рисунке 4.5 пунктирными линиями, а максимальное значение составляет $-3\text{ }^{\circ}\text{C}$, как показано на рисунке 4.5 сплошными линиями. Здесь также можно отметить, что прогноз достаточно хороший.

На рисунке 4.6 согласно ГОСТ 2177-99 «Нефтепродукты» для компоненты вектора выхода $x_4(t)$ минимальное значение составляет $-3\text{ }^{\circ}\text{C}$, как показано на рисунке 4.6 пунктирными линиями, а максимальное значение составляет $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$, как показано на рисунке 4.6 сплошными линиями. Анализируя рисунок 4.6 можно сказать, что прогноз является достаточно точным, все полученные значения модели не превышают границы пунктирной линии.

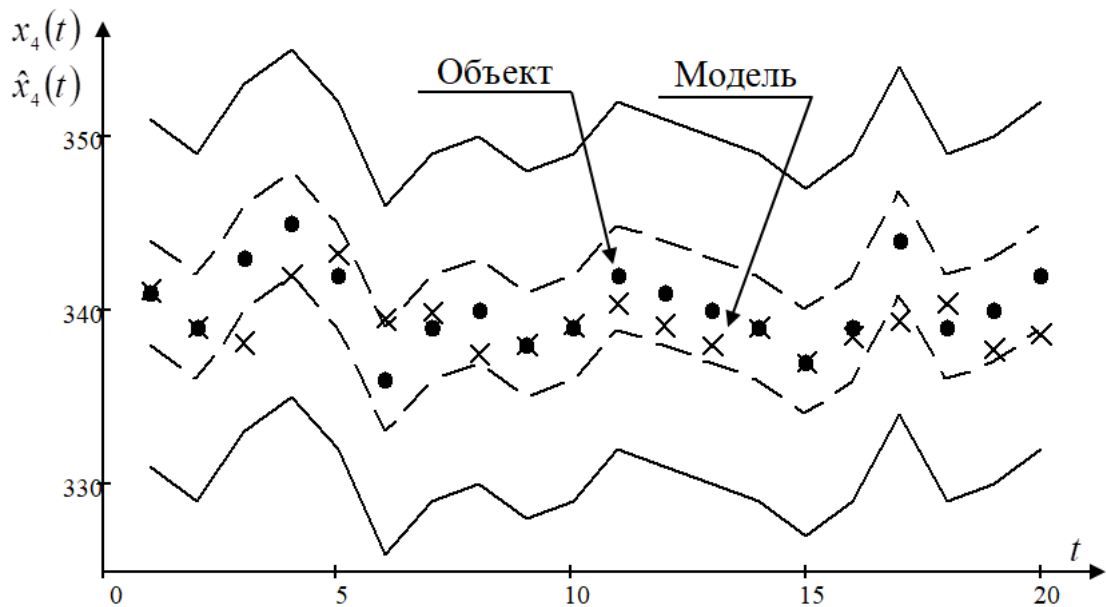


Рисунок 4.6 – Прогноз выходной переменной $x_4(t)$ при соответствующих входных переменных $u(t)$

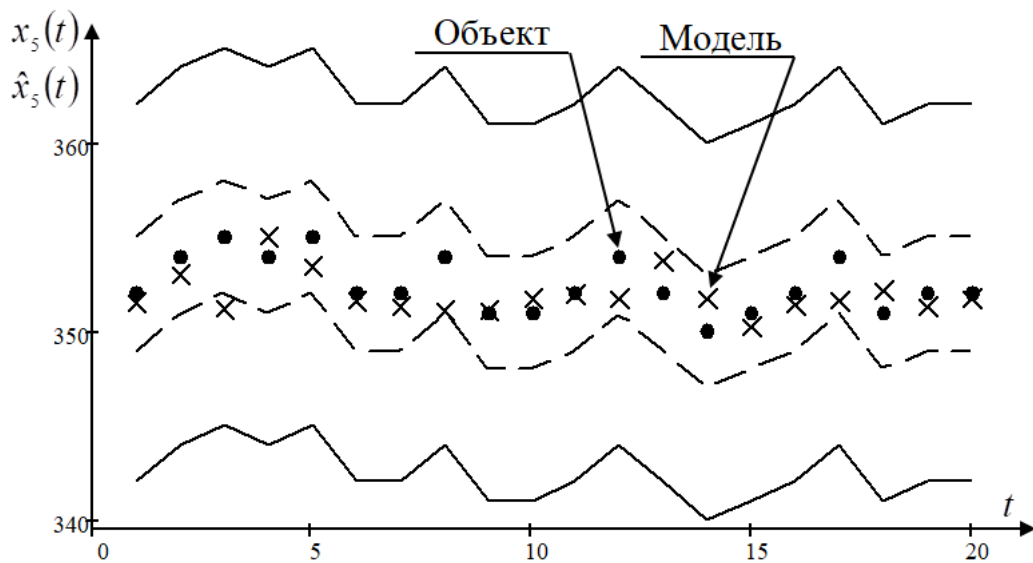


Рисунок 4.7 – Прогноз выходной переменной $x_5(t)$ при соответствующих входных переменных $u(t)$

На рисунке 4.7 можно увидеть аналогичную ситуацию, описанную выше. Согласно ГОСТ 2177-99 «Нефтепродукты» для компоненты вектора выхода $x_5(t)$ минимальное значение составляет $-3\text{ }^{\circ}\text{C}$, как показано на рисунке 4.7 пунктирными линиями, а максимальное значение составляет $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$, как показано на рисунке 4.7 сплошными линиями. Поэтому можно сказать, что

прогноз является достаточно точным, все полученные значения модели не превышают границы пунктирной линии.

На рисунке 4.8 согласно ГОСТ 5066-91 «Топливо моторное. Методы определения температуры помутнения и начала кристаллизации» для компоненты вектора выхода $x_6(t)$ расхождения точности измерения не должны превышать $1\text{ }^{\circ}\text{C}$. Поэтому, анализируя приведенный рисунок, можно сделать вывод о достаточно удовлетворительном прогнозе, но не все полученные значения модели попадают в область допустимых значений.

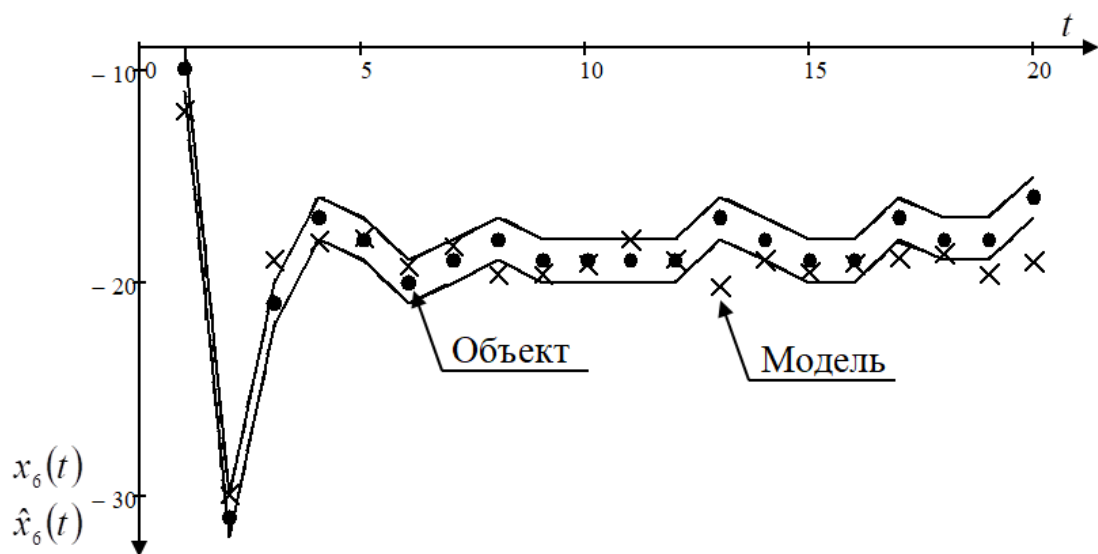


Рисунок 4.8 – Прогноз выходной переменной $x_6(t)$ при соответствующих входных переменных $u(t)$

Из соображений простоты представления результатов на вышеприведенных графиках 4.3 – 4.8 были представлены первые 20 точек выборки. Полный объем выборки, полученный с предприятия, составлял 150 измерений по всем переменным.

Таким образом, анализируя результаты проведенных процедур построения модели можно считать, что по некоторым каналам они вполне удовлетворительные, а в других случаях недостаточно точны. Это может объясняться тем, что не учтены некоторые существенные переменные

технологического процесса (температура и давление в реакторе Р-301, концентрация и расход водородосодержащего газа) и иных средств измерения.

Непараметрическое моделирование и управление процессом гидроочистки и гидродепарафинизации – это направление достаточно перспективное и при хорошо настроенных непараметрических моделях может быть эффективно использовано в системах компьютерного управления процесса каталитической гидродепарафинизации и гидроочистки по различным каналам.

4.5 Задача управления процессом каталитической гидродепарафинизации

При управлении процессом гидродепарафинизации естественно использовать непараметрические алгоритмы управления, поскольку априорной информации недостаточно. В качестве априорной информации используется главным образом опыт технологов и технологический регламент. Кратко процесс гидродепарафинизации описан выше (параграф 4.1), там же определены входные и выходные переменные процесса, которые необходимы для формирования соответствующих алгоритмов управления [116].

Управление процессом каталитической гидродепарафинизации осуществляется в условиях непараметрической неопределенности. На вход исследуемого процесса поступает 7 входных переменных $u(t)$, на выходе 6 выходных переменных $x(t)$. Если размерность вектора \bar{u} превышает размерность вектора \bar{x} , т.е. $m > n$, то обычно поступают следующим образом. В число компонент вектора $\bar{\mu}$ могут быть введены некоторые компоненты вектора \bar{u} , с тем, чтобы размерность вектора $\bar{\mu}$ и \bar{x} была одинаковой. Таким образом, обозначим $u_7(t)$ как $\mu(t)$.

Рассмотрим схему управления процессом (рис. 4.9).

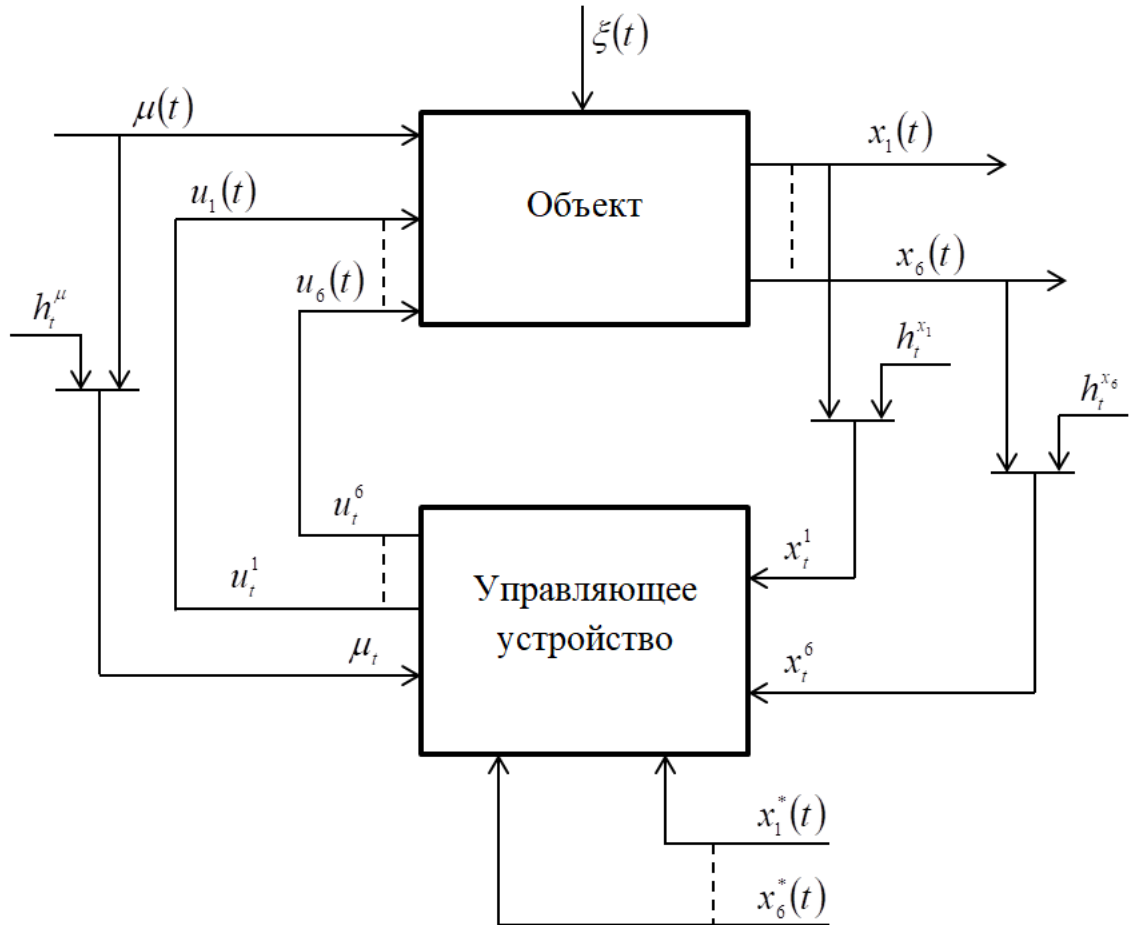


Рисунок 4.9 – Схема управления многомерным процессом

На рисунке 4.9 приняты следующие обозначения: $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t), u_4(t), u_5(t), u_6(t))$, где $u_1(t)$ – плотность при 15°C , $\text{кг}/\text{м}^3$, фракционный состав, $^{\circ}\text{C}$: ($u_2(t)$ – температура начала кипения, $u_3(t)$ – температура выкипания 50%, $u_4(t)$ – температура выкипания 96% и $u_5(t)$ – температура конца кипения), $u_6(t)$ – давление на входе в Р-301, $\text{кгс}/\text{см}^2$; $\mu(t)$ – температура входа в Р-301, $^{\circ}\text{C}$; $x(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t), x_5(t), x_6(t))$, где $x_1(t)$ – плотность при 15°C , $\text{кг}/\text{м}^3$, фракционный состав, $^{\circ}\text{C}$: ($x_2(t)$ – температура начала кипения, $x_3(t)$ – температура выкипания 50%, $x_4(t)$ – температура выкипания 96%, $x_5(t)$ – температура конца кипения) и $x_6(t)$ – температура помутнения; $\xi(t)$ – случайное возмущение, действующее на объект; $\hat{x}(t)$ – выход модели; (t) – непрерывное время.

Для управления процессом каталитической гидродепарафинизации целесообразно использовать непараметрический алгоритм управления, который в общем виде может быть представлен следующим образом:

$$u_k^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_k^i \Phi\left(\frac{\mu^* - \mu^i}{c_\mu}\right) \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^6 \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{\mu^* - \mu^i}{c_\mu}\right) \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^6 \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right)}, \quad k = \overline{1, 6}, \quad (4.5.1)$$

где $(u_i, \mu_i, x_i, i = \overline{1, s})$ – обучающая выборка; $u_1(t)$ – плотность при 15°C , кг/м^3 , фракционный состав, $^\circ\text{C}$: ($u_2(t)$ – температура начала кипения, $u_3(t)$ – температура выкипания 50%, $u_4(t)$ – температура выкипания 96% и $u_5(t)$ – температура конца кипения), $u_6(t)$ – давление на входе в Р-301, кгс/см^2 ; $\mu(t)$ – температура входа в Р-301, $^\circ\text{C}$; $x(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t), x_5(t), x_6(t))$, где $x_1(t)$ – плотность при 15°C , кг/м^3 , фракционный состав, $^\circ\text{C}$: ($x_2(t)$ – температура начала кипения, $x_3(t)$ – температура выкипания 50%, $x_4(t)$ – температура выкипания 96%, $x_5(t)$ – температура конца кипения) и $x_6(t)$ – температура помутнения.

Вычислительный эксперимент по управлению процессом гидродепарафинизации может быть проведен приближенно следующим образом. Из обучающей выборки выделяется фрагмент, в котором присутствуют все входные и выходные переменные процесса, для вычисления управляющего воздействия, которое, впрочем, содержится в обучающей выборке, но в алгоритмах управления пока не присутствует. Выделенный фрагмент подаем на алгоритм управления. Далее для выбранной точки обучающей выборки проводится вычисление управляющего воздействия $u^*(t)$ и сравнивается с имеющимся в обучающей выборке $u(t)$, но которое ранее не было использовано. Ясно, что если провести эту процедуру с каждым элементом обучающей выборки, то можно получить достаточно полное представление о близости расчета

управляющего воздействия $u^*(t)$ с существующим $u(t)$. Конечно, такой эксперимент не заменяет реальный управляющей системы, функционирующей на производстве, но он оказывается достаточно близок к реальности. При проведении такого эксперимента на реальном объекте, получались бы близкие значения управляющего воздействия $u^*(t)$ с существующим $u(t)$.

Далее приведены расчеты для управляющего воздействия $u_1(t)$ – плотность при 15^0C , кг/м^3 .

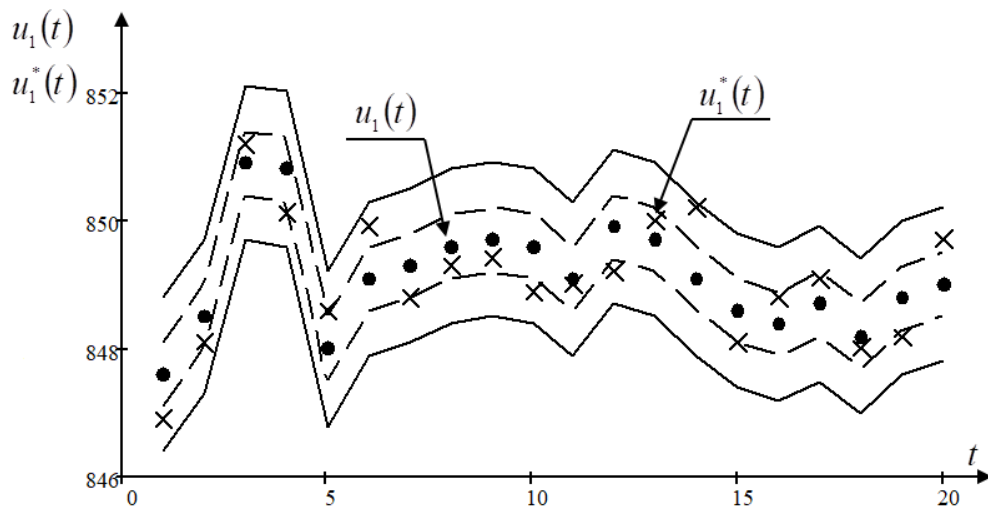


Рисунок 4.10 – Прогнозные значения управляющего воздействия $u_1(t)$

На рисунке 4.10 по оси ординат показаны значения входа объекта $u_1(t)$ и прогнозные значения $u_1^*(t)$, а по оси абсцисс номера тактов t . «Точками» обозначены реальные значения входа $u_1(t)$ объекта, а «крестиками» прогнозные значения модели $u_1^*(t)$. Согласно ГОСТ Р 51069-97 «Нефть и нефтепродукты. Метод определения плотности, относительной плотности и плотности в градусах API ареометром» показатели точности метода, полученные статистическим исследованием межлабораторных результатов испытаний, могут отклоняться, для $u_1(t)$ минимальное значение составляет – $0,5 \text{ кг/м}^3$, как показано на рисунке 4.10 пунктирными линиями, а максимальное значение составляет – $1,2 \text{ кг/м}^3$, как показано на рисунке 4.10 сплошными линиями. Для каждой компоненты входа объекта утверждены свои границы отклонений. Какие из границ выбрать,

минимальные или максимальные, определяет технолог. Поэтому анализируя приведенный рисунок можно сделать заключение о достаточно удовлетворительном прогнозе компоненты входа $u_1(t)$.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что вычисленные значения $u_1^*(t)$ при помощи непараметрического алгоритма управления (4.5.1) близки с реальными значениями $u_1(t)$ в выбранный момент времени t . Такой эксперимент близок к реальности, ошибка прогноза $\delta_1 = 0,04$. Поэтому непараметрические алгоритмы могут быть использованы для управления исследуемым процессом.

Приведем расчеты для управляющего воздействия $u_2(t)$ – температура начала кипения.

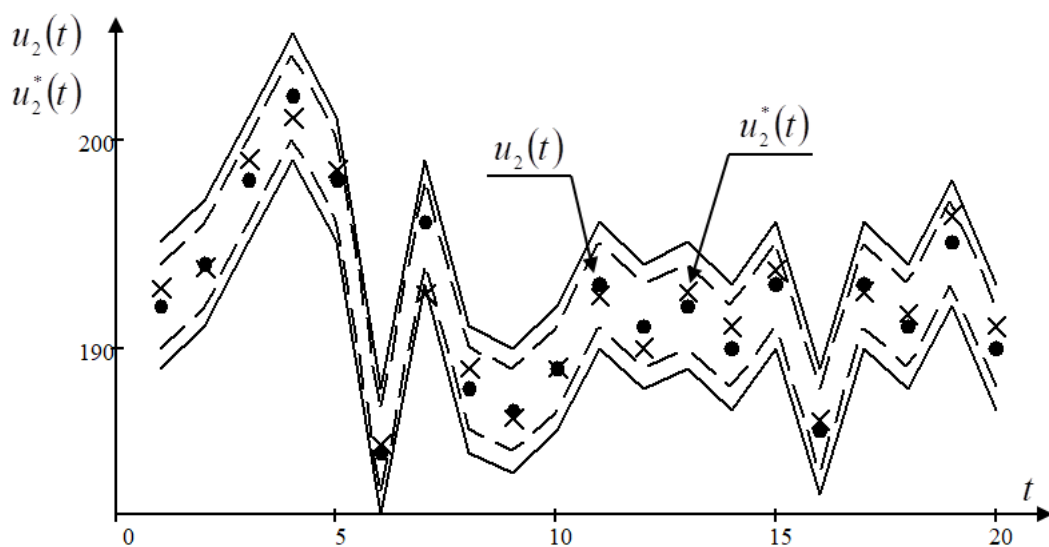


Рисунок 4.11 – Прогнозные значения управляющего воздействия $u_2(t)$

Согласно ГОСТ Р 51069-97 «Нефть и нефтепродукты. Метод определения плотности, относительной плотности и плотности в градусах API ареометром» показатели точности метода, полученные статистическим исследованием межлабораторных результатов испытаний, могут отклоняться, для $u_2(t)$ минимальное значение составляет – 2°C , как показано на рисунке 4.11 пунктирными линиями, а максимальное значение составляет – 3°C , как показано на рисунке 4.11 сплошными линиями. Анализируя приведенный рисунок можно

сделать заключение о достаточно удовлетворительном прогнозе компоненты входа $u_2(t)$, $\delta_2 = 0,03$.

Приведем некоторые результаты численного исследования (табл. 4.1).

Таблица 4.1 – Сравнение вычисленных значений входных переменных $u^*(t)$ с реальными данными $u(t)$

№	$u_3(t)$	$u_3^*(t)$	$u_4(t)$	$u_4^*(t)$	$u_5(t)$	$u_5^*(t)$	$u_6(t)$	$u_6^*(t)$	$u_7(t)$	$u_7^*(t)$
1	273	273,4	351	351,5	357	356,3	46,4	46,7	343,7	343,1
2	277	269,4	350	350,1	360	360,2	47	47,2	338,9	339
3	280	280,05	348	348,6	358	358	49	48,8	338,6	339,01
4	279	278,8	345	344,7	352	352,3	49,4	49,3	339,1	339,5
5	275	275,1	347	347	355	354,2	49,5	49,1	339,6	338,9
6	277	276,6	346	346,4	353	353,1	49,3	49,5	339,9	338,91

Как показывают результаты численного исследования, вычисленные с использованием непараметрического алгоритма управления (4.5.1) значения $u^*(t)$ близки с реальными значениями $u(t)$ из обучающей выборки, в выбранный момент времени t . Таким образом, непараметрические алгоритмы управления могут быть использованы для управления исследуемым процессом гидроочистки и гидродепарафинизации.

Выводы по четвертой главе

Для моделирования и управления процессами гидроочистки и гидродепарафинизации целесообразно использовать непараметрические модели, поскольку отсутствует априорная информация в необходимом объеме [35, 56], также мала и обучающая выборка.

На основании проведенной процедуры можно сделать вывод о том, что в некоторых случаях прогноз показывает хорошие результаты, т.е. очень близкие к измеренным значениям, а в некоторых случаях результаты несколько хуже. Отсюда следует, что элементы обучающих выборок в пространстве входных-

выходных переменных могут быть расположены, как в виде сгущений (скоплений) в некоторой области, так и в виде пропусков [44].

Тем не менее, можно считать, что при более удовлетворительной обучающей выборке, которая, возможно будет получена при помощи включения в нее иных технологических показателей, могут быть получены более точные модели. А это в свою очередь открывает путь к построению компьютерных систем управления и оптимизации процесса каталитической гидродепарафинизации и гидроочистки.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе были рассмотрены задачи идентификации и управления безынерционными многомерными объектами с запаздыванием при неизвестных стохастических связях компонент вектора выхода. Здесь возникает ряд особенностей, которые состоят в том, что задача идентификации рассматривается в условиях непараметрической неопределенности и, как следствие, не может быть представлена с точностью до набора параметров. На основании имеющихся априорных гипотез выписывается система уравнений описывающих процесс с помощью составных векторов \mathbf{x} и \mathbf{u} . Но функции $F(\cdot)$ продолжают оставаться неизвестными. В работе рассмотрена цепочка алгоритмов расчета выходных переменных объекта при известных входных, что позволяет их использовать в компьютерных системах различного назначения. Также приведены некоторые частные результаты вычислительных исследований. Управление дискретно-непрерывным процессом рассматривается в условиях непараметрической неопределенности, т.е. в условиях, когда модель процесса с точностью до вектора параметров отсутствует полностью.

Проведенные вычислительные эксперименты показали достаточно хорошую эффективность применения многошаговых алгоритмических цепочек по идентификации и управлению для многомерных объектов, имеющих стохастические зависимости выходных переменных.

Анализируя результаты вычислительных экспериментов проведенных для процесса каталитической гидродепарафинизации, можно считать, что по некоторым каналам они вполне удовлетворительные, а в других случаях недостаточно точны. Причины этого могут лежать в недостатках, связанных с формированием обучающей выборки, возможно, нужно вводить новые переменные, или иные средства измерения, но не вызывает сомнения, что это направление достаточно перспективное и при хорошо настроенных непараметрических моделях, они могут быть эффективно использованы в системах компьютерного управления различных процессов по разным каналам.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Медведев А.В. Основы теории непараметрических систем. Идентификация, управление, принятие решений : монография / А.В. Медведев ; СибГУ им. М.Ф. Решетнева. – Красноярск, 2018. – 732 с.
2. Медведев А.В., Якунин Ю.Ю., Ярещенко Д.И. О математическом моделировании образовательного процесса в университете // «Высшее образование сегодня». – М., 2016. – Вып. 11. – С. 45–51.
3. Медведев А.В. Некоторые замечания об образовательном процессе // Пробл. упр. в соц. системах. – 2015. – Т. 8, Вып. 12. – С. 151–172.
4. Ярещенко Д.И. Некоторые замечания об оценке знаний студентов университетов // Открытое образование. – М., 2017. – Вып. 4. – С. 66–72.
5. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления // перевод с англ. В.А. Лотоцкого, А.С. Манделя. – М.: Изд-во «Мир», 1975. – 680 с.
6. Цыпкин Я.З., Основы информационной теории идентификации. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы 1984. – 320 с.
7. Льюнг Л. Идентификация систем. – М.: Наука, 1991. – 432 с.
8. Дуб Дж. Л. Вероятностные процессы. – М.: Из-во иностранной литературы, 1956. – 605 с.
9. Медведев А.В., Ярещенко Д.И. О непараметрической идентификации и управлении Т-процессами // Системы автоматизации в образовании, науке и производстве. AS'2019: труды XII Всероссийской науч.-практ. конф. / Сиб. гос. индустр. ун-т. – Новокузнецк : Изд. центр СибГИУ, 2019. – С. 90–95.
10. Медведев А.В. Основы теории адаптивных систем // Сиб. гос. аэрокосмич. ун-т. – Красноярск, 2015. – 526 с.
11. Цыпкин Я.З. Основы теории обучающихся систем. – М. : Наука, 1970. – 252 с.
12. Надарая Э.А. Непараметрическое оценивание плотности вероятностей и кривой регрессии. – Тбилиси: Изд-во Тбилисского ун-та, 1983. – 194 с.

13. Васильев В.А., Добровидов А.В., Кошкин Г.М. Непараметрическое оценивание функционалов от распределений стационарных последовательностей. – М.: Наука, 2004. – 508 с.

14. Уваров Ю.В. Идентификация многосвязных объектов в условиях частичной неопределенности // Молодой ученый. – 2010. – № 3. – С. 38–47.

15. Медведев А.В. О теории непараметрических систем управления // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычисл. техника и информатика. – 2013. – № 1 (22). – С. 6–19.

16. Методы классической и современной теории автоматического управления. В 5 т. Т. 1: Математические модели, динамические характеристики и анализ систем управления / под. ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 748 с.

17. Методы классической и современной теории автоматического управления. В 5 т. Т. 2: Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления / под. ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 640 с.

18. Методы классической и современной теории автоматического управления. В 5 т. Т. 3: Синтез регуляторов систем автоматического управления / под. ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 748 с.

19. Методы классической и современной теории автоматического управления. В 5 т. Т. 4: Теория оптимизации систем автоматического управления / под. ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 748 с.

20. Методы классической и современной теории автоматического управления. В 5 т. Т. 5: Методы современной теории автоматического управления / под. ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 742 с.

21. Корнеева А.А., Сергеева Н.А. О непараметрической идентификации безынерционных объектов с запаздыванием // Информ. технологии моделирования и упр. – 2012. – Вып. 5 (77). – С. 363–370.

22. Медведев А.В. Теория непараметрических систем. Активные процессы – I // Вестник СибГАУ. – 2011. – Вып. 4 (37). – С. 52–58.

23. Медведев А.В. Теория непараметрических систем. Активные процессы – II // Вестник СибГАУ. – 2012. – Вып. 2 (42). – С. 55–60.
24. Medvedev A.V. Computer Modeling of Active Processes // Proc. of the Conf. Sc. in Modern Life. – Odessa, 2013. – P. 50–75.
25. Перегудов Ф.И., Тарасенко Ф.П. Основы системного анализа: учебник. – 2-е изд., доп. – Томск: Изд-во НТЛ, 1997. – 396 с.: ил.
26. Тарасенко Ф.П. Прикладной системный анализ: учебное пособие. – М.: КНОРУС, 2010. – 224 с.
27. Романов В.Н. Системный анализ для инженеров. – СПб: СЗГЗТУ – 2006. – 186 с.
28. Антомонов Ю.Г., Харламов В.И. Кибернетика и жизнь. – М.: Сов. Россия, 1968. – 327 с.
29. Антонов А.В. Системный анализ. Учеб. для вузов. – М.: Высш. шк., 2004. – 454 с.: ил.
30. Системный анализ : учебник и практикум для академического бакалавриата / под общ. Ред. В.В. Кузнецова. – М.: Издательство Юрайт, 2019. – 270 с.
31. Новиков Д.А. Кибернетика: Навигатор. История кибернетики, современное состояние, перспективы развития. – М.: ЛЕНАНД, 2016. – 160 с. (Серия «Умное управление»).
32. Тарасенко Ф.П. Моделирование и феномен человека. Ч. 1: Моделирование – инфраструктура взаимодействий человека с реальностью. – М.: Научные технологии, 2012. – 137 с.
33. Карпов А.Г. Математические основы теории систем. Часть 1: Учебное пособие. – Томск: Изд-во НТЛ, 2007. – 184 с.
34. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика, исследование зависимостей / Под ред. С.А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1985. – 488 с.
35. Амосов Н.М. Моделирование сложных систем. – Киев: Наукова думка, 1968. – 81 с.

36. Орлов А.И. Организационно-экономическое моделирование : учебник : в 3 ч. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 2009.
37. Советов Б.Я., Яковлев С.А. Моделирование систем: учебник для вузов / учебник для вузов. – М.: Высшая школа, 2001. – 343 с.
38. Бурков В.Н., Коргин Н.А., Новиков Д.А. Введение в теорию управления организационными системами / Под ред. чл.-корр. РАН Д.А. Новикова. – М.: Либроком, 2009. – 264 с.
39. Алексеев А.А., Кораблев Ю.А., Шестопапов М.Ю. Идентификация и диагностика систем. – М.: Academia, 2016. – 352 с.
40. Мазуров М.Е. Идентификация математических моделей нелинейных динамических систем. – М.: ЛЕНАНД, 2019. – 283 с.
41. Карабутов Н.Н. Адаптивная идентификация систем. Информационный синтез. – Москва: Мир, 2015. – 384 с.
42. Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. – Новосибирск : Изд-во Ин-та моделирования Сиб. отд-ния Рос. акад. наук, 1999.
43. Литтл Р.Дж.А. Статистический анализ данных с пропусками / Р.Дж.А. Литтл, Д.Б. Рубин. – М.: Финансы и статистика, 1990. – 336 с.
44. Злоба Е., Яцкив И. Статистические методы восстановления пропущенных данных // Computer Modeling & New Technologies. – 2002. Т. 6, № 1. – С. 51–61.
45. Цыпкин Я.З. Теория импульсных систем. – М. : Физматгиз, 1958. – 724 с.
46. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. – М.: Наука, 1968. – 400 с.
47. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя : Пер. с англ. / Под ред. Я.З. Цыпкина. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1991. – 432 с.
48. Гроп Д. Методы идентификации систем. – М.: Изд-во «МИР», 1979. – 304 с.
49. Карабутов Н.Н. «Структурная идентификация статических объектов: поля, структуры, методы. – М.: Либроком, 2011. – 152 с.
50. Акофф Р.Л., Сасиени М. Основы исследования операций. – М.: Мир, 1971. – 536 с.

51. Тарасенко Ф.П. Непараметрическая статистика. – Томск: Изд-во Томск. ун-та, 1976. – 292 с.
52. Рубан А.И. Идентификация стохастических объектов на основе непараметрического подхода // Автоматика и телемеханика. – 1979. № 11. – С. 106–117.
53. Лапко А.В., Лапко В.А. Непараметрические системы обработки неоднородной информации : монография // Изд-во «Наука». – Новосибирск, 2007. – 174 с.
54. Зарубин В.С. Математическая статистика / под ред. В.С. Зарубина, А.П. Крищенко. М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2008. – 424 с.
55. Линник Ю.В. Метод наименьших квадратов и основы теории обработки наблюдений. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 1958. – 336 с.
56. Медведев А.В. Непараметрические алгоритмы идентификации нелинейных динамических систем // Стохастические системы управления. – Новосибирск : Наука. Сиб. отд-ние, 1979. – С. 15–22
57. Фельдбаум А.А. Основы теории оптимальных автоматических систем. – М.: Физматгиз, 1963. – 553 с.
58. Фельдбаум А.А. Принципы обучения людей и автоматов // Кибернетика, мышление, жизнь. – М.: Мысль, 1964. – С.23–31.
59. Цыпкин Я.З. Теория релейных систем автоматического регулирования. – М.: Гостехиздат, 1955. – 187 с.
60. Загоруйко Н.Г. Когнитивный анализ данных. – Новосибирск : Гео, 2013. – 186 с.
61. Параев Ю.А. Адаптация и оптимальное управление. Решение некоторых задач фильтрации динамических сигналов, формирующихся из случайных процессов гауссовского и пуассоновского типов // Адаптивные автоматические системы. – М. : Сов. радио, 1972. – С. 162–182.
62. Robbins H., Monro S. A stochastic approximation method // Annals of Math. Stat. – 1951. – v. 22. – № 1. – С. 400–407.

63. Катковник В.Я. Непараметрическая идентификация и сглаживание данных: метод локальной аппроксимации. – М.: Главная редакция физико-математической литературы, 1985. – 336 с.
64. Кошкин Г.М., Пивен И.Г. Непараметрическая идентификация стохастических объектов. – Хабаровск: Дальневост. отд-ние Рос. акад. наук, 2009. – 336 с.
65. Надарая Э.А. Непараметрические оценки кривой регрессии // Некоторые вопросы теории вероятностных процессов. – Вып. 5. – Тбилиси, 1965. – С. 56–68.
66. Надарая Э.А. Замечания о непараметрических оценках плотности вероятности и кривой регрессии // Теория вероятности и ее применение. 1970. Т. 15. Вып. 1. С. 139–142.
67. Рубан А.И. Теория вероятностей и математическая статистика / А.И. Рубан.: Красноярск : Сиб. федер. ун-т, 2012. – 320 с.
68. Красноштанов А.П. Комбинированные многосвязные системы. – Новосибирск: Наука, 2001. – 176 с.
69. Соколов С.В., Ковалев С.М., Кучеренко П.А., Смирнов Ю.А. Методы идентификации нечетких и стохастических систем. – М.: Физматлит, 2018.– 432 с.
70. Спротт Дж.К. Элегантный хаос: алгебраически простые хаотические потоки / Ижев. ин-т компьютер. исслед. – Ижевск, 2012.
71. Медведев А.В. Непараметрические системы адаптации. – Новосибирск: Наука, 1983. – 176 с.
72. Ярещенко Д.И. О непараметрическом моделировании дискретно-непрерывных процессов // Решетневские чтения : тр. XXIII Междунар. науч.-практ. конф. посвящ. памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева. – Красноярск, 2019. – Ч. 2. – С. 223–225.
73. Denisov M.A., Tereshina A.V., Yareschenko D.I. Adaptive models for discrete-continuous process // Applied Methods of Statistical Analysis. Statistical Computation and Simulation – AMSA'2019. – Novosibirsk, 2019. – P. 299–305.
74. Агафонов Е.Д., Медведев А.В., Орловская Н.Ф., Синюта В.Р., Ярещенко Д.И. Прогнозная модель процесса каталитической гидродепарафинизации в

условиях недостатка априорных сведений // Изд-во ТулГУ. – Тула, 2018. – Вып. № 9. – С. 456–468.

75. Костенко А.В., Мусаев А.А., Тураносов А.В. Виртуальный анализатор сырьевых потоков // Нефтепереработка и нефтехимия. Научно-технические достижения и передовой опыт. – М., 2006 – № 1. – С. 1–13.

76. Сергеева Н.А., Чжан Е.А. Моделирование сложных систем с зависимыми входными переменными // Проблемы управления и моделирования в сложных системах : тр. XV Междунар. конф. – Самара, 2013. – С. 166–172.

77. Медведев А.В. Об управлении Н-процессами // Вестник СибГАУ. – 2016. – Т. 17, № 3. – С. 595–601.

78. Медведев А.В. Теория непараметрических систем. К-модели // Вестник СибГАУ. – 2011. – Вып. 3 (36). – С. 57–62.

79. Арнольд В.И. Теория катастроф. – М.: Наука, 1990. – 128 с.

80. Гилмор Р. Прикладная теория катастроф. В 2кн. – М.: Мир, 1984. – Кн. 1. – 350 с.; Кн. 2. – 285 с.

81. Медведев А.В. Теория непараметрических систем. Управление-I // Вестник СибГАУ. – 2013. – Вып. 2 (48). – С. 57–63.

82. Медведев А.В. Теория непараметрических систем. Управление-II // Вестник СибГАУ. – 2013. – Вып. 3 (49). – С. 85–90.

83. Энциклопедия кибернетики. Главная редакция украинской советской энциклопедии: в 2 т. – Киев, 1974. – 607 с.

84. Воронов А.А. Основы теории автоматического управления. В 3 ч. Ч. 1: Линейные системы регулирования одной величины. – Л.: Энергия. Ленингр. отделение, 1965. – 393 с.

85. Воронов А.А. Основы теории автоматического управления. В 3 ч. Ч. 2. Специальные линейные и нелинейные системы автоматического регулирования одной величины. – Л. : Энергия. Ленингр. отделение, 1966. – 367 с.

86. Воронов А.А. Основы теории автоматического управления. В 3 ч. Ч. 3. Оптимальные, многосвязные и адаптивные системы. – 2-е изд., перераб. – Л.: Энергия. Ленингр. отделение, 1970. – 328 с.

87. Живоглядов В.П., Медведев А.В. Непараметрические алгоритмы адаптации. – Фрунзе: Илим, 1974. – 134 с.
88. Живоглядов В.П., Медведев А.В. Непараметрические алгоритмы идентификации, распознавания образов и дуального управления // Исследование и оптимизация стохастических распределенных систем. – Фрунзе: Илим, 1971. – С. 108–114.
89. Живоглядов В.П., Медведев А.В. Непараметрические стохастические алгоритмы управления и поиска экстремума // Автоматика и вычислительная техника. – Рига: Зинатне, 1973. – С. 38–42.
90. Острем К.Ю. Введение в стохастическую теорию управления / Под ред. Н.С. Райбмана // Изд-во «Мир». – М., 1973. – 326 с.
91. Мальцева Т.В., Медведев А.В. О компьютерном исследовании К-моделей // Вестник СибГАУ. – 2013. – Вып. 2 (48). – С. 52–57.
92. Медведев А.В. К теории непараметрических систем // Вестник СибГАУ. – 2010. – Вып. 5 (31). – С. 4–9.
93. Медведева Н.А. Непараметрические оценки производной кривой регрессии и модели динамики // Информатика и процессы управления. – Красноярск, 1995. – С. 74–81.
94. Medvedev A.V. Nonparametric Approximation in Adaptive Systems Theory // Works of Applied Methods of Statical Analysis. Simulation and Statistical Inference. – Novosibirsk, 2011. – P. 195–212.
95. Medvedev A.V. Identification and Control for Linear Dynamic System of Unknown Order // Optimization Techniques : Proc. of the Technical Conf. – Berlin; Heidelberg; New York: Springer-Verlag, 1975. – P. 48–55.
96. Епанечников В.А. Непараметрическая оценка многомерной плотности // теория вероятностей и ее применение. – 1969. – Т. 14, вып. 1. – С. 156–162.
97. Хардле В. Прикладная непараметрическая регрессия. – М. : Мир, 1993. – 349 с.

98. Medvedev A.V. About Non-Parametric Control by Dynamic Systems // Proc. of the Intern. Workshop Applied Methods of Statistical Analysis. – Novosibirsk, 2013. – P. 284–293.

99. Medvedev A.V. Non-Parametric Control by Dynamic Systems // Методы оптимизации и их приложения: тр. XV Байкал. Междунар. шк.-семинара. – Иркутск, 2011. – С. 6–12.

100. Бурков В.Н. Основы математической теории активных систем. – М.: Наука, 1977. – 255 с.

101. Медведев А.В. Дискуссия об образовании // Вестник СибГАУ. – 2010. – № 5. – С. 197–206.

102. Медведев А.В., Ярещенко Д.И. О моделировании процесса приобретения знаний студентами в университете // Высшее образование сегодня. – М., 2017. – Вып. 1. – С. 7-10.

103. Ярещенко Д.И. О непараметрическом моделировании процесса накопления знаний студента университета // Системы автоматизации в образовании, науке и производстве AS'2017 : тр. конф. – Новокузнецк, 2017. – С. 294–299.

104. Медведев А.В., Ярещенко Д.И. О непараметрической идентификации Т-процессов // Сибирский журнал науки и технологий. – Красноярск, 2018. – Т. 19, № 1. – С. 37–44.

105. Медведев А.В., Ярещенко Д.И. / Непараметрическое моделирование Т-процессов в условиях неполной информации // Информационные технологии № 10 (25) г. Москва, 2019. – С. 579–584.

106. Деврой Л., Дьерфи Л. Непараметрическое оценивание плотности. L_1 -подход: Пер. с англ. – М.: Мир, 1988. – 408 с.

107. Синюта В.Р., Ярещенко Д.И. О непараметрическом моделировании процесса каталитической гидродепарафинизации // Материалы XXII Междунар. науч.-практ. конф., посвящ. памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева. – СибГУ им. М.Ф. Решетнева. – Красноярск, 2018. Ч.2. – С. 160–162.

108. Дружинин О.А., Коновальчиков О.Д., Хавкин В.А. Деструктивные процессы гидрогенизационного облагораживания дизельных дистиллятов // Наука и технология углеводородов. – 2003. – № 1. – С. 71–74.

109. Алиев Р.Р., Кисилева Т.П., Посохова О.М., Целютина М.И. Каталитическая депарафинизация: состояние и перспективы. Ч. 1 // Нефтепереработка и нефтехимия. – 2016. – № 1. – С. 3–8.

110. Фалеев С.А., Белинская Н.С., Иванчина Э.Д. и др. Оптимизация углеводородного состава сырья на установках риформинга и гидродепарафинизации методом математического моделирования // Нефтепереработка и нефтехимия. Научно-технические достижения и передовой опыт. – М., 2013 – № 10. – С. 14-18.

111. Капустин В.М. Инновационное развитие нефтепереработки и нефтехимии России // Мир нефтепродуктов. Вестник нефтяных компаний. – 2011. – С. 3–7.

112. Идентификация и оптимизация нелинейных стохастических систем. – М.: Энергия, 1976. – 440 с.

113. Лоран П.Ж. Аппроксимация и оптимизация. – М., 1975. – 496 с.

114. Эльясберг П.Е. Измерительная информация: сколько ее нужно? Как ее обрабатывать? – М.: Наука, 1983. – 208 с.

115. Михов Е.Д. Оптимизация коэффициента размытости ядра в непараметрическом моделировании // Вестник СибГАУ. – 2015. – Т. 16, № 2. – С. 14–24.

116. Михов Е.Д. Определение наиболее существенных переменных в задачах моделирования и управления безынерционными стохастическими процессами // Системы автоматизации в образовании, науке и производстве AS'2017 : тр. конф. – Новокузнецк, 2017. – С. 424–429.