

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

На правах рукописи

КОПЛЯРОВА НАДЕЖДА ВЛАДИМИРОВНА

**НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ УПРАВЛЕНИЯ
НЕЛИНЕЙНЫМИ СИСТЕМАМИ КЛАССА ВИНЕРА
И ГАММЕРШТЕЙНА**

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 2016

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение	4
1. ИДЕНТИФИКАЦИЯ НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ	11
1.1 Общие сведения о нелинейных системах	11
1.2 Постановка задачи идентификации	15
1.3 Гипотеза о линейности динамических систем	20
1.4 Методы моделирования нелинейных динамических систем	26
Выводы к разделу 1	34
2 Непараметрические модели нелинейных динамических систем	35
2.1 Постановка задачи идентификации систем класса Винера и Гаммерштейна	35
2.1.1 Непараметрическая модель линейных динамических систем	36
2.2 Непараметрическая модель систем класса Винера	40
2.2.1 Моделирование систем класса Винера с квадратором	44
2.2.2 Моделирование систем класса Винера с насыщением	50
2.3 Непараметрическая модель нелинейных систем класса Гаммерштейна	52
2.3.1 Модель систем класса Гаммерштейна с квадратором	54
2.3.2 Модель систем класса Гаммерштейна с насыщением	56
2.4 Определение вида нелинейности моделей Винера и Гаммерштейна	58
2.5 Численные исследования непараметрических моделей нелинейных систем	63
Выводы к разделу 2	82
3 УПРАВЛЕНИЕ НЕЛИНЕЙНЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ В УСЛОВИЯХ МАЛОЙ АПРИОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ	83
3.1 Постановка задачи управления	83
3.2 Алгоритм дуального управления	86
3.3 Непараметрический алгоритм адаптивного управления	88
3.4 Непараметрический алгоритм управления нелинейной динамической системой класса Винера	98
3.5 Непараметрический алгоритм управления системой класса Гаммерштейна	103
3.6 Результаты численных исследований непараметрического устройства управления	106

Выводы к разделу 3	130
4 Адаптивная модель котлоагрегата ТЭЦ	131
4.1 Краткое описание технологического процесса	131
4.2 Постановка задачи идентификации для процесса сжигания угля и получения перегретого пара в котлоагрегате.....	139
4.3 Обработка и анализ данных исследуемого технологического процесса	142
4.4 Предлагаемая схема управления процессом	149
Выводы к разделу 4	157
Заключение	158
Список литературы	160

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность работы. Задача управления сложными промышленными объектами неотъемлемо связана с постановкой и решением задачи идентификации исследуемого процесса. Решению проблем идентификации посвящено большое количество трудов отечественных и зарубежных авторов [11, 14, 21, 26, 28, 73, 119, 122, 140, 166 и др.]. Большой вклад в развитие теории идентификации внесли такие ученые Я.З. Цыпкин [142], Н.С. Райбман [28, 112], Эйкхофф [150], Л. Льюнг [78] и др.. Современные системы управления технологическими процессами и производством являются сложными техническими объектами. Для эффективного управления промышленными объектами необходимо создание математических моделей и алгоритмов управления, ориентированных на применение современных средств вычислительной техники. Задача идентификации в условиях неполной информации является центральной во многих проблемах системного анализа.

Поэтому актуальность вопросов, связанных с разработкой методов идентификации нелинейных динамических систем при различной априорной информации, возрастает. Эти вопросы охватывают широкий круг технических задач, существенных для повышения качества автоматизированных систем управления на базе современных технических средств АСУТП. Центральной проблемой теории управления является оптимальное использование всех ресурсов системы для достижения целей на каждом этапе ее функционирования. Поэтому при построении моделей процесса необходимо рассмотрение всей имеющейся априорной информации, что достигается за счет применения современных методов параметрической и непараметрической идентификации.

Современная теория идентификации в основном базируется на параметрическом подходе, суть которого состоит в том, что сначала как-то определяется уравнение объекта с точностью до вектора параметров, а затем осуществляется оценка этих параметров по поступающей в систему текущей информации. Во многих практических задачах выбор параметрической структуры модели представляет определенные трудности. В этой связи важным является развитие методов идентификации, ориентированных на непараметрическую неопределенность. Но часто исследователь располагает информацией о некоторых частях исследуемого процесса – разнотипной информацией, то есть, как параметрической, так и непараметрической. Настоящая работа в значительной степени связана с учетом последнего. Диссертационная работа посвящена разработке и исследованию непараметрических алгоритмов идентификации и управления нелинейными динамическими системами в условиях частичной неопределенности.

Идентификацией нелинейных систем, в том числе и систем класса Винера и Гаммерштейна занимаются многие исследователи, среди которых могут быть отмечены работы Кунцевича В.М.[76], Каминскаса В.А.[41, 42], Кацюбы О.А.[44], Пащенко А.Ф.[104,105], Болквадзе Г.Р.[12], Греблицкого В.[153, 154] и других. Однако опыт успешного практического применения большинства существующих методов идентификации нелинейных систем при построении моделей реальных объектов невелик. Это обусловлено, прежде всего, большим разнообразием нелинейных динамических объектов, а также методов их идентификации и условий их применения. Эти методы могут быть основаны на: представлении системы в виде суммы рядов Вольтерра, линеаризации системы или на представлении системы в виде модели Винера и Гаммерштейна. Каждый из этих методов имеет как достоинства, так и недостатки. Для исследования нелинейных динамических объектов в теории управления часто применяют модели, представленные функциональными операторами Винера и Гаммерштейна. Модели этого класса образованы различными комбинациями линейных динамических звеньев и безынерционных нелинейных элементов. Подход к идентификации систем класса Винера и Гаммерштейна в условиях непараметрической неопределенности, основанный на оценке регрессии Надарая-Ватсона, был предложен А.В. Медведевым, эти исследования продолжил С.Н. Чайка [144].

В данной работе рассматривается задача идентификации нелинейных динамических систем, представленных в виде моделей типа Винера и Гаммерштейна, линейная динамическая часть которых находится в условиях непараметрической неопределенности. Вид нелинейности неизвестен или предполагается известным с точностью до параметров. Приводятся алгоритмы для создания адекватных в смысле среднеквадратичного критерия моделей систем. Непараметрический подход к идентификации линейного элемента системы основывается на представлении линейной системы в виде интеграла Дюамеля с последующим непараметрическим оцениванием весовой функции системы. Разработаны также алгоритмы управления системами класса Винера и Гаммерштейна, где управляющее воздействие формируется на основании оценок обратных операторов систем.

Научная проблема работы связана с исследованием алгоритмов прогноза выхода нелинейных динамических систем, подтверждение работоспособности рассматриваемых методов. Динамические системы в большинстве случаев рассматриваются, когда априорной информации об исследуемом объекте достаточно для построения модели или когда возможно проводить достаточно большое количество экспериментов для оценки ее параметров. При этом имеется небольшое количество работ, связанных с применением непараметрических методов, позволяющих получать модели в реальных условиях недостатка априорных сведений.

Цель работы состоит в повышении эффективности управления и прогнозирования поведения нелинейных динамических объектов классов Винера и Гаммерштейна в условиях разнотипной априорной информации с применением непараметрических моделей и алгоритмов управления.

Для достижения поставленной цели необходимо решение следующих основных задач:

- 1) Выполнить обзор существующих методов решения задачи идентификации нелинейных динамических систем, в том числе систем класса Винера и Гаммерштейна.
- 2) Разработать и исследовать непараметрические алгоритмы моделирования нелинейных динамических систем класса Винера и Гаммерштейна при различной априорной информации о типе нелинейности.
- 3) Разработать модифицированный непараметрический алгоритм определения вида нелинейного элемента моделей Винера и Гаммерштейна;
- 4) Разработать непараметрические алгоритмы управления для систем, описываемых моделями Винера и Гаммерштейна;
- 5) Реализовать алгоритмы решения исследуемых задач в виде программных систем, исследовать системы на тестовых задачах;
- 6) Подтвердить эффективность разработанных непараметрических алгоритмов моделирования и управления для нелинейных дискретно-непрерывных процессов класса Винера и Гаммерштейна путем их проверки на численных исследованиях;
- 7) Подтвердить практическую значимость и эффективность разработанных моделей и алгоритмов управления путем моделирования процесса сжигания угля в котлоагрегате ОАО «Красноярская ТЭЦ-2» и реализации эксперимента по управлению.

Методы исследования. При выполнении данной работы были использованы положения и методы системного анализа, математического анализа, дифференциального и интегрального исчисления, методы теории идентификации, математической статистики, статистического моделирования, теории автоматического управления, теории оптимизации.

Научная новизна диссертационной работы состоит в следующем:

- 1) Разработан новый метод решения задачи идентификации нелинейных динамических систем классов Винера и Гаммерштейна, отличающийся от известных возможностью применения в условиях отсутствия информации о порядке и параметрах дифференциального уравнения по зашумленным измерениям выхода системы.
- 2) Разработаны алгоритмы оценивания параметров нелинейного элемента моделей класса Винера и Гаммерштейна в условиях частичной неопределенности, когда его структура задана в общем виде (квадратор, звено с насыщением), отличающийся от стандартных процедур тем, что для его реализации требуется меньшее число экспериментов.

3) Разработан модифицированный непараметрический алгоритм оценивания нелинейного блока моделей классов Винера и Гаммерштейна, отличающийся от известных алгоритмов его применимостью к решению задачи идентификации в условиях неопределенности, когда параметрическая структура нелинейного блока неизвестна.

4) Разработаны алгоритмы управления динамическими процессами класса Винера и Гаммерштейна, отличающиеся возможностью применения для эффективного управления процессом в условиях недостатка априорной информации о порядке и параметрах линейного динамического блока.

Теоретическая значимость исследования. В работе использован комплекс существующих методов непараметрической теории идентификации и адаптивного управления. Раскрыты противоречия существующей теории, дающие возможность выявления новых проблем идентификации и управления нелинейными динамическими системами в условиях частичной неопределенности, когда параметризованная структура управляемого процесса неизвестна. Изложены элементы разработанной непараметрической теории идентификации и управления нелинейными динамическими системами класса Винера и Гаммерштейна. Отличие последней от распространенных методов управления нелинейной динамикой состоит в том, что неизвестна параметрическая структура управляемого процесса. Рассмотрен класс задач идентификации и управления объектами класса Винера и Гаммерштейна, где представление нелинейной системы в виде двух блоков таково, что один из них (нелинейный блок) параметрически определен, а другой (линейный динамический) – нет. Изучено влияние основных факторов на эффективность идентификации и управления системами рассматриваемого класса с применением разработанных алгоритмов. Проведена модернизация существующих непараметрических методов для идентификации нелинейных динамических систем, что позволило предложить устройство управления для систем класса Винера и Гаммерштейна. Результаты исследований, полученные в диссертационной работе, способствуют развитию непараметрической теории управления нелинейными динамическими процессами, в частности, системами, общая структура которых состоит из сочетания нескольких динамических и безынерционных элементов в их различном сочетании.

Практическая значимость результатов диссертационной работы состоит в разработке и внедрении новых методик, на основе которых созданы непараметрические модели и алгоритмы управления процессом сжигания угля в котлоагрегате ТЭЦ и кислородно-конвертерной плавкой стали. Предложенные методики могут быть применены в компьютерных системах моделирования и управления различными технологическими объектами класса Винера или Гаммерштейна. Процессы данного типа достаточно распространены в различных областях промышленности, например, в теплоэнергетике (ТЭЦ), стройиндустрии, металлургии,

нефтепереработке и др., где роль нелинейного элемента часто выполняют исполнительные механизмы, установленные как на входе, так и на выходе технологических аппаратов. Создано новое программное обеспечение для вычислительных экспериментов по моделированию и управлению дискретно-непрерывными процессами, которое также может быть использовано при автоматизации технологических процессов, на примере реализации эксперимента по управлению процессом сжигания угля в котлоагрегате ТЭЦ. В результате представлены методические, алгоритмические и программные средства для комплексной поддержки управления процессами сжигания угля в котлоагрегате ТЭЦ, которые позволят вести процесс с меньшим количеством сжигаемого угля и экономией электроэнергии, а также существенно сократить ситуации пережогов и недожогов.

Основные положения, выносимые на защиту:

1) Разработанный метод решения задачи идентификации нелинейных динамических систем классов Винера и Гаммерштейна позволяет получить точный прогноз поведения систем в условиях недостатка априорной информации без определения параметров и структуры линейного дифференциального уравнения.

2) Модифицированные алгоритмы оценивания параметров нелинейного блока моделей класса Винера и Гаммерштейна успешно справляется с построением модели нелинейного блока систем (эффективно применим) в условиях частичной неопределенности, когда структура нелинейного блока задана в общем виде (квадратор, звено с насыщением).

3) Модифицированный непараметрический алгоритм оценивания нелинейного блока моделей классов Винера и Гаммерштейна эффективно применим к решению задачи идентификации в условиях неопределенности, когда параметрическая структура линейного динамического и нелинейного безынерционного блоков неизвестна.

4) Разработанные адаптивные алгоритмы управления динамическими процессами класса Винера и Гаммерштейна обеспечивают большую эффективность решения задачи управления в условиях недостатка априорной информации о параметрической структуре управляемого объекта, чем классические схемы управления, основанные на принципе обратной связи.

Реализация результатов работы. Результаты диссертационной работы подтверждаются на примере использования разработанных алгоритмов автоматизации систем управления на следующих предприятиях:

1) Красноярская ТЭЦ-1 ООО «Сибирская генерирующая компания (СГК)» (что подтверждается актом о внедрении). Результаты диссертационного исследования используются при создании автоматизированной системы управления процессом пылеприготовления и сжигания угля котлоагрегата (БКЗ-320-140) Красноярской ТЭЦ. Следует ожидать, что могут быть улучшены некоторые производственные и технологические показатели. Ситуации типа

«пережог», «недожог» в значительной степени будут сокращены. Процесс горения угля в котлоагрегате будет вестись более рационально, что скажется на снижении температуры уходящих газов и, как итог, уменьшении расхода топлива на выработку тепла и улучшение экологической обстановки в регионе.

2) ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат». Результаты диссертационной работы используются при создании автоматизированной системы управления для кислородно-конвертерного цеха №2 в подсистеме оперативного планирования выплавки стали (в соответствии с ГОСТ 9045-80). Разработанные модели и алгоритмы используются для оптимизации графика работы основных технологических агрегатов, оптимизации баланса времени работы конвертеров, что позволит получить реальный экономический эффект за счет уменьшения времени простоев технологического оборудования, задолженности при обороте сталеразливочных и промежуточных ковшей, экономии огнеупоров и электрической энергии при обработке металла на установке «ковш-печь».

Личный вклад автора. Разработка алгоритмов решения научно-исследовательских задач, разработка комплекса программ в среде MS Visual Studio, научные положения, выносимые на защиту, основные выводы и рекомендации диссертации, результаты моделирования принадлежат автору. Личный вклад в каждой работе, опубликованной в соавторстве, составляет более 50%.

Достоверность полученных результатов подтверждается использованием математического аппарата на основе известных, проверяемых данных, непротиворечивостью выводов основным положениями теории идентификации и управления и результатам других исследователей. Идея базируется на снятии переходных характеристик объекта и непараметрическом восстановлении его весовой функции. Использовано сравнение экспериментальных и рассчитанных по моделям данных, а также сравнение результатов управления с применением непараметрического алгоритма и других существующих алгоритмов; использованы современные методики обработки исходной информации, представительные выборочные совокупности с обоснованием подбора объектов наблюдения и измерения; установлено качественное и количественное совпадение результатов моделирования со значениями измерений показателей процесса сжигания угля в котлоагрегате ТЭЦ.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях: Международная конференция «Решетневские чтения» (г.Красноярск, 2011 г., 2013 г.); Международная научно-техническая конференция «Кибернетика и высокие технологии XXI века» (г.Воронеж, 2012 г., 2013 г.); Всероссийская молодежная научно-практическая конференция «Малые Винеровские чтения» (г.Иркутск, 2013 г., 2014 г.); Международная научно-техническая конференция «Компьютерное

моделирование 2013» (г.Санкт-Петербург, 2013 г.); пятая Международная конференция САИТ 2013 (г.Красноярск, 2013г.); The international workshop Applied methods of statistical analysis (г.Новосибирск, 2013г., 2015 г.); The tenth international conference «Computer data analysis and modeling. Theoretical and applied stochastics» (г.Минск, 2013г.); IX Всероссийская научно-практическая конференция «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве (AS`2013)» (г.Новокузнецк, 2013г.); XVI Международная конференция «Проблемы управления и моделирования в сложных системах» (г.Самара, 2014 г., 2015г.).

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 26 печатных работ, включая 7 статей в журналах, рекомендуемых ВАК, 2 статьи и 17 публикаций тезисов и докладов в трудах всероссийских и международных конференций, симпозиумов.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырех разделов, заключения, списка литературы, включающего 174 наименования и приложения. Общий объем работы – 159 страниц основного текста, включая 134 рисунка и 13 таблиц.

1. ИДЕНТИФИКАЦИЯ НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

1.1 Общие сведения о нелинейных системах

В диссертационной работе исследуются нелинейные динамические системы, то есть системы, в состав которых входит хотя бы одно звено, описываемое нелинейным уравнением (называемое нелинейное звено или нелинейный элемент). При этом уравнение считается нелинейным, если его коэффициенты являются функциями некоторых координат или их производных, а также когда некоторые координаты уравнения входят в него в виде произведений или степени, отличной от первой [10]. Нелинейной является зависимость, для которой не выполняется основное свойство линейности – принцип суперпозиции.

При исследовании реальных объектов и процессов достаточно часто требуется в моделях этих объектов отражать их динамические свойства. Любой объект можно представить в виде некоторой зависимости выходных переменных от входных. Таким образом, объект реагирует (выход) на возмущение, оказываемое входным (управляющим) воздействием, а характер такой реакции описывается некоторым законом. Динамические свойства объекта влияют на его реакцию, изменяя её скорость, ускорение и другие свойства, то есть они обусловлены внутренними свойствами самого объекта, и определяют характер поведения системы. Влияние, оказываемое динамическими свойствами существенно и должно быть отражено в моделях для того, чтобы они обладали свойством адекватности, то есть совпадения соответствующих свойств модели и объекта в отношении цели моделирования.

Динамические объекты отличаются от статических наличием инерционности, силы, которая, помимо входных воздействий, воздействует на объект и изменяет его реакцию на эти воздействия. Реакция линейной динамической системы однозначно описывается его переходной характеристикой. Другой важный параметр, определяемый в динамических системах - «время переходного процесса», в течение которого выход объекта достигает установившегося состояния. Наличие у объекта выраженных переходных процессов, то есть их значительная длительность во времени - это фактор, указывающий на динамичность объекта.

При описании нелинейных систем дифференциальными уравнениями формируются уравнения для каждого устройства системы, линеаризуя, где возможно, характеристики устройств. Полученная в результате система дифференциальных уравнений состоит из линеаризованной динамической части, а также одного или нескольких нелинейных уравнений. Таким образом, большое число нелинейных систем можно представить в виде контура с последовательным включением нелинейного элемента (НЭ) и линейной части (ЛЧ), как показано на Рисунке 1.1.[133]

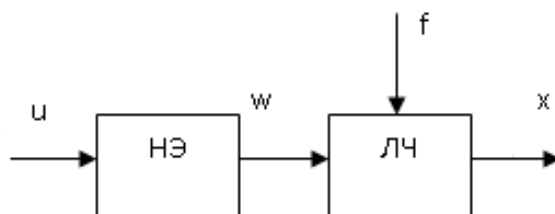


Рисунок 1.1 – Общая схема нелинейной системы: НЭ - нелинейный элемент; ЛЧ - линейная часть

Если система содержит несколько нелинейных элементов, то их в ряде случаев можно заменить одним с результирующей статической характеристикой.

В общем случае нелинейные элементы могут быть разделены на существенно и несущественно нелинейные. Нелинейность считается несущественной, если ее замена линейным элементом не изменяет принципиальных особенностей системы и процессы в линеаризованной системе качественно не отличаются от процессов в реальной системе. Если такая замена невозможна, и процессы в линеаризованной и реальной системах сильно отличаются, то нелинейность является существенной [18].

Наиболее распространена классификация нелинейных систем по типу статических и динамических характеристик. Эти характеристики могут быть однозначными или нет, симметричными или несимметричными относительно начала координат. В соответствии с видом характеристик, описывающих нелинейность, основные виды нелинейных звеньев могут быть разделены на следующие группы [133]:

1. *Нелинейные звенья с гладкими криволинейными характеристиками.* Некоторые из таких характеристик представлены на Рисунке 1.2.

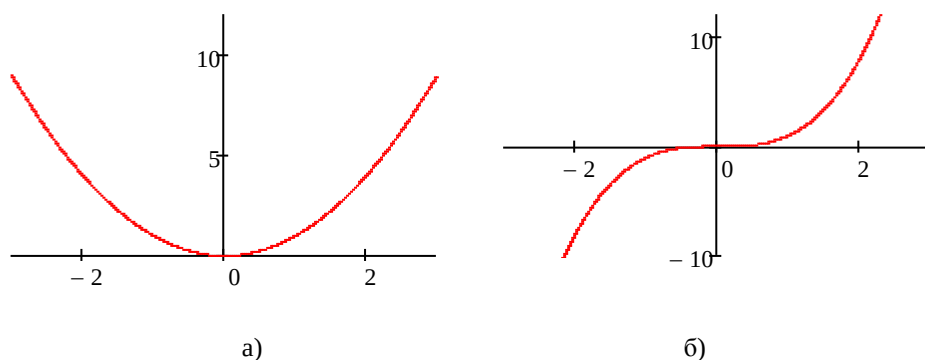


Рисунок 1.2 – Усилительные гладкие криволинейные характеристики
а) (1.1.1) б) (1.1.2)

$$f(u) = u^2, \quad (1.1.1)$$

$$f(u) = u^3, \quad (1.1.2)$$

где u – переменная, в данном случае характеризующая входное воздействие.

2. *Нелинейные звенья с кусочно-линейными характеристиками.* Примеры таких характеристик приведены на Рисунке 1.3.

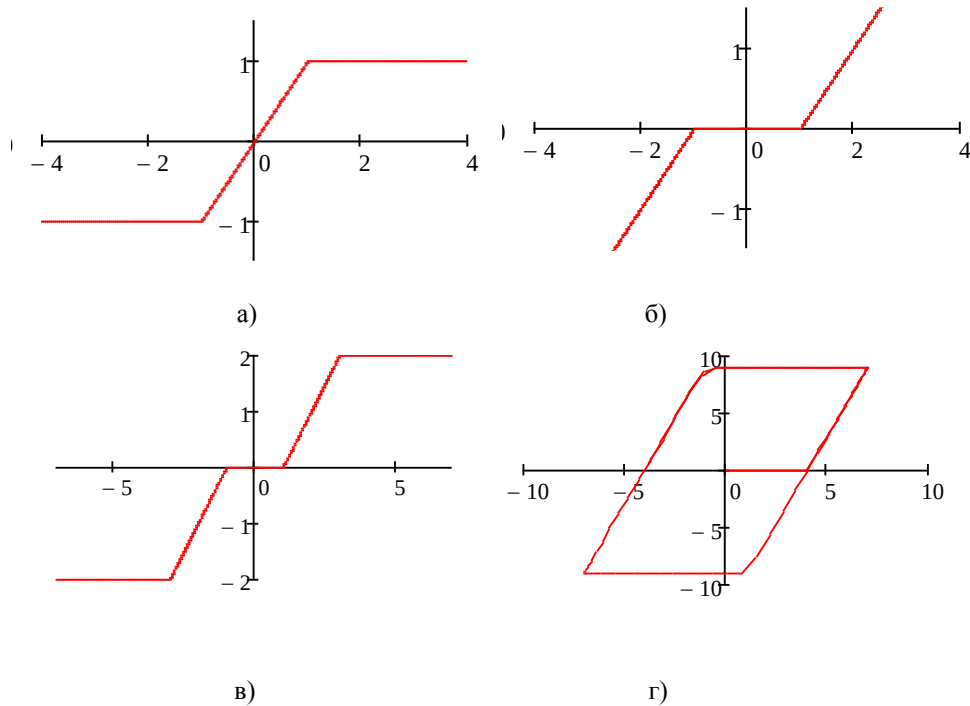


Рисунок 1.3 – Кусочно-линейные характеристики: а - с насыщением (1.1.3); б - с зоной нечувствительности(1.1.4); в - с насыщением и зоной нечувствительности(1.1.5); г – люфт(1.1.6)

$$f(u) = \begin{cases} u, |u| \leq b \\ c \cdot \text{sign}(u), |u| > b \end{cases} \quad (1.1.3)$$

$$f(u) = \begin{cases} u - a, u > a \\ u + a, u < -a, \\ 0, |u| \leq a \end{cases} \quad (1.1.4)$$

$$f(u) = \begin{cases} u - a, u > a \\ u + a, u < -a \\ c \cdot \text{sign}(u), |u| > b \\ 0, |u| \leq a \end{cases} \quad (1.1.5)$$

$$f(u) = \begin{cases} b \cdot \text{sign}(u - c), u' > 0 \\ b \cdot \text{sign}(u + c), u' < 0, \\ a, |f(u) - u \cdot b| \leq c \cdot b \end{cases} \quad (1.1.6)$$

3. *Релейные звенья* – элементы, которые на выходе выдают конечное число фиксированных значений. Некоторые релейные характеристики изображены на Рисунке 1.4.

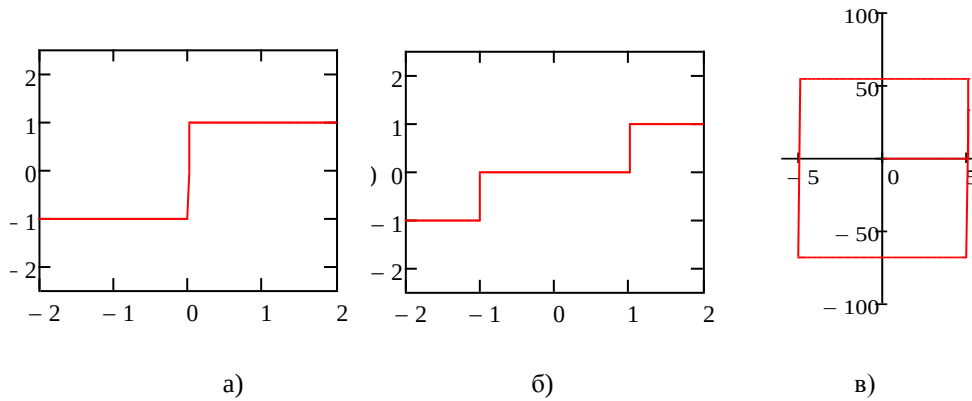


Рисунок 1.4 – Релейные характеристики: а – идеальная(1.1.7); б - с зоной нечувствительности(1.1.8); в – гистерезисная(1.1.9)

$$f(u) = a \cdot \text{sign}(u), \quad (1.1.7)$$

$$f(u) = \begin{cases} 0, |u| \leq c \\ b \cdot \text{sign}(u), |u| > b \end{cases} \quad (1.1.8)$$

$$f(u) = \begin{cases} b \cdot \text{sign}(u - c), u' > 0 \\ b \cdot \text{sign}(u + c), u' < 0 \end{cases} \quad (1.1.9)$$

4. *Нелинейные вычислительные звенья* – множительное, логическое звено и другие. Различают также *статические нелинейности* (представляются в виде нелинейных статических характеристик) и *динамические*.

Для построения математической модели используются теоретические и экспериментальные методы. Как показывает опыт, накопленный при проектировании и исследовании различных систем, математическая модель, сформированная только на основе теории, обычно значительно отличается от реальной системы. Поэтому при проектировании реальных систем совместно с теоретическими исследованиями проводятся эксперименты, уточняющие и определяющие математические модели системы [113, 128].

Методы определения математических моделей динамических систем по результатам экспериментальных исследований являются предметом теории идентификации. Математическая модель в данном контексте означает математическое описание динамики поведения какой-либо системы или процесса в частотной или временной области.

В работе рассматриваются методы моделирования стационарных нелинейных динамических объектов в условиях, когда информации о порядке дифференциального или конечноразностного уравнения, описывающего объект, нет. Иначе говоря, рассматриваются методы моделирования объектов с непараметрической неопределенностью. Модели такого типа не требуют наличия дополнительной информации, кроме информации о классе моделей, удовлетворительно описывающих объект идентификации.

1.2 Постановка задачи идентификации

В теории автоматического управления создание управляющих устройств (УУ) некоторым объектом происходит на основе знания его общей структуры, то есть заданной модели. Однако, во многих случаях модель, принятая при проектировании, может существенно отличаться от реального объекта, что значительно уменьшит эффективность такой системы управления. Возникновение теории идентификации связано с необходимостью в новых принципах построения моделей, формализующих результаты наблюдений [21, 28]. Идентификация объекта предполагает построение математической модели на основе измерений входных и выходных переменных, полученных в процессе его нормального функционирования. Свое развитие данное направление теории управления получило с появлением идей кибернетики и установленными аналогиями в процессах управления деятельностью человеческого общества, живыми организмами и искусственными машинами и механизмами [140]. В настоящее время теория идентификации достаточно часто применяется на практике. Основная задача состоит в определении связей между входными и выходными переменными объекта, то есть математическом описании его поведения в частотной или временной области. Многообразие задач идентификации связано с различными видами исследуемых процессов (статические или динамические, линейные или нелинейные, стационарные и др.), а также разнообразием случайных возмущений, действующих на объект и каналы связи (измерения).

Выбор конкретного метода идентификации зависит от уровня априорной информации об исследуемой системе, то есть от совокупности заранее известных сведений о характеристиках объекта управления, случайных помехах, действующих на объект и в каналах связи, ограничениях, условиях работы [32]. Априорная формируется в результате предварительного теоретического или экспериментального исследования системы. В зависимости от объема могут быть выделены следующие ее уровни [43,82, 87]:

- байесов уровень априорной информации (полная информация об исследуемом процессе), при котором известна точная модель объекта и статистические характеристики наблюдений и возможных помех;
- неполная информация об исследуемом процессе, когда неизвестны параметры модели и плотности вероятности помех, то есть характеристики наблюдений, помех и вид модели известны с точностью до набора параметров;
- уровень параметрической неопределенности, когда с точностью до параметров известен вид оператора объекта (задана структура модели), неизвестными являются законы распределения измерений и помех. Имеется выборка наблюдений переменных; построение

модели системы на основании выборки заключается в настройке параметров системы при известной структуре.

- уровень непараметрической неопределенности, когда вид оператора объекта не задан (неизвестна структура модели, законы распределения помех и измерений), имеются сведения качественного характера о процессе, например, объект статический или динамический, однозначны или нет связи между его переменными и т.д. Имеется выборка статистически независимых наблюдений «входных-выходных» переменных объекта при некоторых входных воздействиях.

На рисунке 1.5 представлена схема решения задачи идентификации объекта, когда его модель известна с точностью до набора параметров [147, 140].

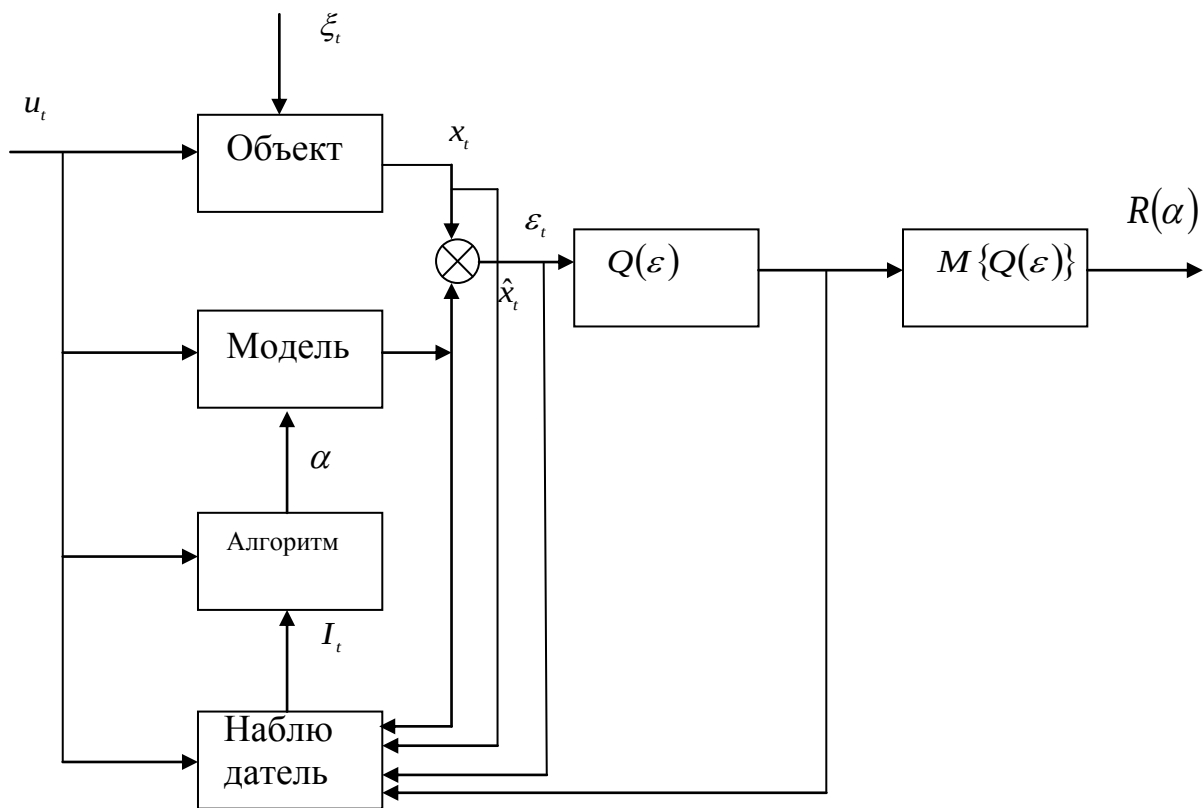


Рисунок 1.5 – Схема задачи параметрической идентификации

На рисунке 1.5 приняты обозначения: u_t , x_t - соответственно входные и выходные переменные, контролируемые в дискретные моменты времени t , ξ_t - случайная ненаблюдаемая помеха, $\hat{x}_t$ - выходная величина модели, $\bar{\alpha}$ - вектор параметров настраиваемой модели, I_t - вектор всех наблюдений в момент времени t , M - символ оценки математического ожидания, $R(\alpha)$ - критерии идентификации, ε_t - величина потери (отклонение значения выхода объекта и его модели), $Q(\varepsilon_t)$ - выпуклая функция отклонения. Выход объекта, представленного на

рисунке 1.5 может быть описан некоторым оператором A , преобразующим значения входных сигналов $u(t) \in U$ в выходные $x(t) \in X$:

$$\bar{x}(t) = A(\bar{u}(t), \bar{\mu}(t)\bar{\xi}(t), t). \quad (1.2.1)$$

Для исследования реального процесса необходимо каким-либо образом определить класс оператора A , или провести некоторую оценку данного оператора [13, 21, 150]. Необходимы также сведения о случайных возмущениях, действующих на объект. Текущая информация об объекте состоит из выборки измерений $\{\bar{u}_t, \bar{x}_t, \bar{\mu}_t, t = \overline{1, s}\}$, а также априорной информации о нем.

Идентификация схеме, соответствующей уровню параметрической неопределенности (рисунок 1.5) осуществляется при помощи настраиваемой модели (на рисунке - блок «модель»), структура которой задана с точностью до параметров α . Значения параметров корректируются по мере поступления наблюдений «входных-выходных» переменных. Соответствие настраиваемой модели объекту оценивается критерием вида:

$$R(\bar{\alpha}) = M \{Q(\varepsilon(x_t, \hat{x}_t))\}. \quad (1.2.2)$$

Алгоритм идентификации (блок «алгоритм») включает определение параметрической структуры модели, вида функции потерь, метода минимизации критерия качества идентификации $R(\alpha)$ по α , т.е. нахождением такого набора оптимальных параметров α^* , что

$$R(\alpha^*) = \min_{\alpha} R(\alpha). \quad (1.2.3)$$

Решение задачи (1.2.3) при заданной (выбранной) структуре модели может быть получено с помощью любого метода оптимизации, например, методом стохастических аппроксимаций, методом наименьших квадратов, методом случайного поиска и др. Однако часто структура и параметры модели, которая описывала бы исследуемую систему, могут быть неизвестны, что соответствует тому, что объект находится в условиях неопределенности. Решение задачи идентификации тогда проводится по схеме, приведенной на рисунке 1.6 [86, 88]:

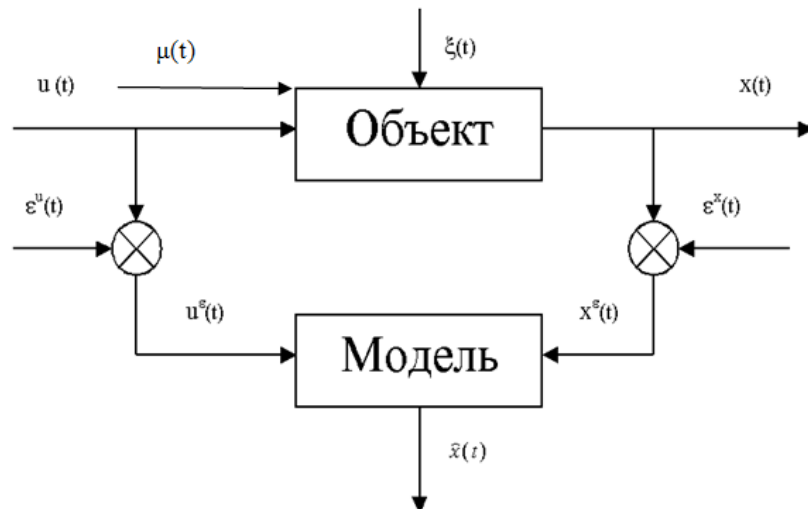


Рисунок 1.6 – Общая схема задачи идентификации системы

где приняты обозначения: $\bar{x}(t) \in \Omega(x) \subset R^n$ - выходная переменная процесса, $\bar{u}(t)$ - входное воздействие, $\bar{\mu}(t)$ - входные неуправляемые воздействия, $\bar{\xi}(t)$ - случайное воздействие на объект, $\bar{u}_t, \bar{\mu}_t, \bar{x}_t$ - измерение непрерывных переменных $\bar{\mu}(t), \bar{u}(t), \bar{x}(t)$ в дискретные моменты времени t , $\varepsilon^x, \varepsilon^u, \varepsilon^\mu$ - случайные помехи измерений соответствующих переменных процесса. Контроль переменных (x, u, μ) осуществляется через интервал времени Δt (шаг дискретизации выборки). Тогда исходная информация об объекте представляет собой выборку измерений переменных процесса x_t, u_t, μ_t ($t = \overline{1, s}$), s - объем выборки. Класс операторов объекта A - неизвестен.

В данном случае проведение идентификации системы по схеме, приведенной на рисунке 1.5, становится недостаточно эффективно, так как информации об объекте недостаточно, чтобы задать исходную структуру настраиваемой модели.

Класс параметрических моделей не может быть определен из-за недостатка априорных сведений, но известны некоторые характеристики операторов, описывающих исследуемый процесс. То есть система представляется в виде «черного ящика», и для ее идентификации необходимо решение некоторых дополнительных задач, связанных с выбором класса модели, оценкой стационарности, линейности и т.д. В этом случае задача идентификации состоит в оценивании оператора A на основе выборки переменных процесса $\{\bar{x}_t, \bar{u}_t, \bar{\mu}_t, t = \overline{1, s}\}$ в следующем виде:

$$\hat{x}(t) = A(\bar{u}(t), \bar{\mu}(t), \hat{\bar{x}}, \hat{\bar{u}}, \hat{\bar{\mu}}), \quad (1.2.4)$$

где $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_s)$, $\bar{u} = (u_1, u_2, \dots, u_s)$, $\bar{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_s)$ - временные векторы. Для некоторых классов операторов теория идентификации была развита на основе методов непараметрической статистики [15, 26, 46, 70, 77 и др.]. В этом случае выражения типа (1.2.4) представляют собой непараметрические модели процесса. Такая теория применима для безынерционных многосвязных процессов, линейных динамических процессов, некоторых классов нелинейных динамических процессов, например, моделей Винера и Гаммерштейна [65, 121].

В зависимости от объема априорной информации о системе принято различать задачи идентификации в «широком» и «узком» смысле. При моделировании дискретно-непрерывных процессов в настоящее время наиболее полно развита теория идентификации в «узком» смысле [21, 142], когда при решении задачи идентификации считается, что известны класс систем A и параметрическая структура моделей (схема на рисунке 1.5). Априорная информация об объекте соответствует уровню параметрической неопределенности или неполной информации об исследуемом процессе. Содержание такой теории состоит в том, что на первом этапе каким-то

образом определяется параметрический класс операторов A , а на втором - на основе имеющейся выборки $\{x_t, u_t, \mu_t, t = \overline{1, s}\}$, (s - объем выборки) оцениваются значения параметров выбранной модели. Качество решения задачи идентификации в этом случае существенно зависит от того, насколько вид оператора модели соответствует структуре исследуемого объекта. Однако вид оператора может быть выбран точно, только если известна структура объекта, например, на основании знания физических законов, балансов и др. Постановка и решение задачи идентификации, когда вид оператора A известен или можно предположить некоторый вид распределения переменных в объекте, достаточно хорошо исследовано и описано в различных работах по теории идентификации [11, 21, 26, 42, 98 и др.]. Такая постановка задачи часто соответствует реальным условиям проектирования и поэтому параметрический метод построения моделей динамических систем (соответствующий идентификации в узком смысле) широко применяется на практике.

Идентификация в «широком» смысле предполагает отсутствие этапа выбора параметрического класса оператора A , если для этого нет достаточных сведений [86]. В таком случае часто проще становится статистически оценить оператор процесса на основе сведений качественного характера, например, линейности процесса или типа нелинейности, однозначности или неоднозначности [87, 46, 54, 58, 70, 120 и др.]. Теория идентификации в «широком» смысле находится в настоящее время на стадии разработки, ее применение необходимо в случае, когда априорная информация о системе незначительна или отсутствует.

Трудности использования математических и формализованных подходов здесь могут быть связаны с большим количеством неопределенностей разного рода, с которыми сталкивается исследователь. Преодолеть эту неопределенность формальными методами невозможно в принципе, так как она заложена в природе вещей. В связи с этим необходима разработка математических методов для исследования систем в этой ситуации. В зависимости от источника, можно различать виды неопределенностей, среди которых «неопределенность природы», «неопределенность целей» (многокритериальность), «неопределенность противника» (связанная с действиями реального субъекта, рассматриваемого при анализе процессов, в состав которых входит человек (экономических, технологических))[32]. В данной работе рассматривается в основном тип неопределенности, связанный с тем, что знания о природе объектов изучения ограничены. С этим фактом каждый исследователь сталкивается в технике, физике и т.д. Разработка или дополнительные исследования предложенных уже подходов к идентификации и управления в условиях неопределенности, а также применение их на практике, является достаточно актуальной задачей.

Таким образом, каждый из существующих на сегодняшний день методов идентификации имеет свою некоторую область применения и не может быть использован для всех типов

систем. Наиболее актуальными для исследования являются решения задач идентификации и управления, которые приближали бы теорию, математические исследования к практике. Например, рассмотрение задачи идентификации систем в условиях непараметрической неопределенности, а также случай, когда априорная информация соответствует одновременно как непараметрическому, так и параметрическому типу исходных данных об исследуемом процессе. Такая постановка задачи в большой степени может соответствовать условиям исследования некоторых объектов, информация о структуре которых известна частично.

1.3 Гипотеза о линейности динамических систем

Исследованию линейных систем уделяется большое внимание, притом, что большинство реальных систем не удовлетворяет условиям линейности. Однако точность приборов и условия эксплуатации не всегда позволяют получить достаточно много информации о них, это приводит к непреодолимым математическим трудностям в построении моделей. Поэтому результаты исследования должны соответствовать результатам эксплуатации систем, контролируемых при помощи измерительных приборов ограниченной точности. Любая реальная система проектируется и разрабатывается в соответствии с общими требованиями точности решаемой ею практической задачи.

Рассматриваются линейные динамические системы, уравнения движения которых сводятся к линейным дифференциальным уравнениям с постоянными коэффициентами. Задача идентификации состоит в установлении и исследовании зависимости между сигналом $u(t)$, поданным на ее вход, и сигналом $x(t)$, который получен на ее выходе. Такую зависимость можно записать в операторном виде [1, 3, 13]:

$$A_x[x(t)] = A_u[u(t)], \quad (1.3.1)$$

где A_x и A_u - некоторые операторы, применяемые к функциям $x(t)$ и $u(t)$.

При этом оператор A называется линейным, если он обладает основными свойствами:

$$A\left[\sum_k x_k(t)\right] = \sum_k A[x_k(t)], \quad (1.3.2)$$

$$A[c \cdot x(t)] = c \cdot A[x(t)], \quad c = \text{const.}$$

Процессы, происходящие в системах, относящихся к классу линейных динамических, достаточно точно описываются линейными отношениями входных возмущений, а также выходных реакций на эти возмущения в предшествующие моменты времени, при этом коэффициенты линейных отношений не изменяются с течением времени (инвариантны ко времени).

Таким образом, линейные системы удовлетворяют условиям [24]:

- параметры системы, от которых зависят коэффициенты, входящие в уравнения движения, не должны зависеть от обобщенных координат системы, являющихся искомыми функциями времени, а так же от их производных;

- параметры системы не должны зависеть от времени.

Выполнение первого условия является обязательным, так как в противном случае уравнение становится нелинейным, и будет описывать движение нелинейной системы.

В качестве аналитического описания линейных динамических процессов широко применяются линейные дифференциальные и линейные конечно-разностные уравнения. Такой тип моделей используется в теории автоматического управления и других естественнонаучных направлениях для описания процессов технологических цепочек на предприятиях. Линейное дифференциальное уравнение, описывающее зависимость между реакцией динамического объекта $x(t)$ и входным возмущением $u(t)$ имеет вид [18]:

$$\begin{cases} a_n x^{(n)}(t) + a_{n-1} x^{(n-1)}(t) + \dots + a_1 x'(t) + a_0 x(t) = u(t), \\ \bar{x}(t_0) = (x(t_0) \quad x'(t_0) \quad \dots \quad x^{(n-1)}(t_0))^T \end{cases}, \quad (1.3.3)$$

где a_i , $i=1, \dots, n$ - коэффициенты уравнения при i -ой производной $x^{(i)}(t)$ выходной переменной объекта $x(t)$, n - порядок уравнения, $u(t)$ - входная переменная объекта, t_0 - момент времени, когда начинается наблюдение за объектом, $\bar{x}(t_0)$ - вектор начальных условий дифференциального уравнения, символ T - обозначает операцию транспонирования. Такое уравнение позволяет учесть инерционность объекта, то есть отразить зависимость состояния в данный момент времени от его предыдущих состояний. Аналогом дифференциального уравнения является его описание в виде численного выражения, полученного с применением методов численного дифференцирования, например, метода конечных разностей или Розенброка [9, 107].

В теории автоматического управления линейные динамические процессы описываются в виде передаточных функций. Такое описание непосредственно вытекает из дифференциального уравнения. Передаточная функция (передаточное звено) представляет собой отношение изображения по Лапласу функции описывающей выходную реакцию объекта к изображению функции, описывающей входное возмущение [17, 18, 26]

$$W(p) = \frac{X(p)}{U(p)}. \quad (1.3.4)$$

где $w(p)$ - передаточная функция объекта, $X(p) = L\{x(t)\}$ - преобразование Лапласа $L\{\cdot\}$ от выходной реакции объекта $x(t)$, $U(p) = L\{u(t)\}$ - преобразование Лапласа от входного возмущения объекта $u(t)$.

Существуют различные способы построения моделей динамических систем, в которых используется как параметрический, так и непараметрический подходы. В каждом случае метод выбирается с учетом исходной информации об исследуемой системе, то есть априорных сведений о структуре и параметрах уравнений, описывающих систему. Большинство методов идентификации динамических объектов с применением параметрического подхода основано на использовании информации о порядке дифференциального уравнения, описывающего данный объект. Параметры уравнения тогда оцениваются по измерениям реализации входных и выходных сигналов системы. Параметрическое описание линейной динамической системы может быть представлено в виде численного аналога дифференциального уравнения или в виде передаточной функции. Уравнения (1.3.3 – 1.3.4) представляют модели объектов на параметрическом уровне априорной информации.

В случае недостатка априорной информации о структуре исследуемого объекта, ее поиск может потребовать значительной траты ресурсов, не всегда доступной исследователю. Рассматриваются методы моделирования динамических объектов в условиях, когда информации о порядке и параметрах дифференциального или конечноразностного уравнения нет. В теории управления модель линейного динамического объекта во временной области может быть описана уравнением Дюамеля (свертки) [4, 94]:

$$x(t) = h(t - t_0) + \int_{t_0}^t k(t - \tau) \cdot u(\tau) d\tau. \quad (1.3.5)$$

где $h(t)$ и $k(t)$ – соответственно переходная и весовая характеристики исследуемого объекта. Модель в виде интеграла Дюамеля описывает поведение выходной реакции объекта как свертки входного возмущения и временных характеристик объекта. Задачу описания динамического объекта можно свести к оценке его переходной или весовой функции, для чего применяются различные методы, основанные на параметрическом или непараметрическом подходах.

Критерии линейности систем. Важной практической задачей при исследовании динамических систем является установление факта линейности, если это имеет место. В теории идентификации реальный объект или процесс представлен моделью, описывающей его в той или иной мере. Эта модель выбирается из определенного класса, например из множества линейных или нелинейных моделей. Однако в большинстве случаев предположение о линейности системы является некоторым упрощением, так как строго линейных динамических систем в реальности нет. При решении практических задач необходима уверенность в том, что

полученная модель объекта описывает его адекватно. То есть требуется подтверждение того, что есть основания принимать исследуемую систему линейной, и полученные в результате модели могут давать эффективный прогноз ее поведения в различных условиях. В связи с этим возникает задача проверки гипотезы о линейности исследуемого объекта. Эта гипотеза проверяется в результате оценки определенных критериев, сформулированных на основании исследования имеющейся информации об объекте [32]. Пусть $\{t_i, h_i, i = \overline{1, s}\}$ - выборка измерений переходной функции системы (то есть реакции объекта на единичное входное воздействие в виде функции Хевисайда $u(t)=1(t)$), $\{u_i, x_i\}, i = \overline{1, s}$ - выборка измерений реакции объекта на некоторый тестовый сигнал $u(t)$, отличный от единичного. Общая схема алгоритма установления факта линейности динамической системы основана на оценивании того, насколько точно линейная модель описывает поведение динамического процесса. Если ошибка идентификации оказывается приемлемой, то принимается гипотеза о линейности.

Свойство суперпозиции линейных моделей дает возможность сконструировать несколько типов критериев проверки линейности [1]:

1. *Критерии, основанные на выполнении принципа суперпозиции.* Основным свойством линейных систем является выполнение принципа суперпозиции [13]:

$$x(K \cdot u(t)) = K \cdot x(u(t)), \quad (1.3.6)$$

$$x(u_1(t) + u_2(t)) = x(u_1(t)) + x(u_2(t)), \quad (1.3.7)$$

где K – некоторая константа, $u_1(t), u_2(t)$ - различные входные воздействия, $x(u(t))$ - реакция объекта на соответствующее входное воздействие.

Чтобы отнести объект к классу линейных или нелинейных, необходимо определить, насколько различаются его реакции (в установившемся состоянии) на одинаковые по характеру и разные по величине входные импульсы $u_1(t)$ и $u_2(t) = K \cdot u_1(t)$, где $K = const$. Если отношение этих реакций носит постоянный характер и примерно равно отношению значений входных импульсов K (то есть $u_1(t)/u_2(t) \approx K$), объект можно отнести к классу линейных, иначе его следует отнести к нелинейным объектам. Линейность также можно определить путем сравнения реакций объекта на линейную комбинацию входных импульсов $\sum_{i=1}^n K_i \cdot u_i(t)$, где

$K_i = const, \forall i = 1, \dots, n$, n - количество входных возмущений. Если выходная реакция удовлетворительно описывается аналогичной линейной комбинацией $\sum_{i=1}^n a_i \cdot x_i(t)$, выходных реакций $x_i(t)$ объекта на каждое из входных реакций $u_i(t)$, объект можно назвать линейным, что соответствует (1.3.7).

Данный критерий проверяется на практике как оценка среднеквадратической ошибки линейного описания процесса. Принцип суперпозиции равносильно описанию динамической системы в виде интеграла Дюамеля, так как интеграл в численном виде представляет собой сумму некоторых компонент, что и предполагается рассматриваемым принципом. Поэтому обобщенный критерий принадлежности системы к классу линейных формулируется в виде следующего условия. Он представляет собой среднеквадратическое отклонение реакции объекта на тестовое входное воздействие от модели в виде интеграла Дюамеля [73]:

$$W = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S [\hat{x}(u(t_i)) - x_i]^2 < \delta, \quad (1.3.8)$$

где δ - заданная малая константа, характеризующая точность модели, x_i - реакция объекта на тестовый сигнал $u(t)$ в момент времени t_i , $\hat{x}(u(t_i))$ - значение непараметрической модели в момент t_i при том же тестовом сигнале на входе.

В случае, если система линейна и случайные ошибки измерений незначительны, величина критерия W будет близка к нулю. Критерий (1.3.8) представляет собой оценку среднеквадратической ошибки моделирования динамической системы при помощи непараметрических алгоритмов идентификации линейных систем. Предполагается, что эта ошибка будет значительно выше, если описание объекта с использованием интеграла Дюамеля неадекватно действительности, то есть исследуемый объект относится к классу нелинейных.

2. Критерий относительной меры нелинейности. Данный критерий был предложен Н.С. Райбманом [110]. Для одномерного безынерционного объекта он представляет собой следующую величину:

$$\gamma_{x/u}^2 = \frac{\eta_{x/u}^2 - r_{x/u}^2}{\eta_{x/u}^2}, \quad (1.3.9)$$

где $\eta_{x/u}^2$ - дисперсионное отношение, которое определяет тесноту функциональной зависимости входной величины u и выходной x :

$$\eta_{x/u}^2 = \frac{D\{M\{X/u\}\}}{D\{X\}}. \quad (1.3.10)$$

где $D\{X\}$ - оценка дисперсии случайной величины выхода системы, $M\{X/u\}$ - оценка регрессии выходной величины относительно входного воздействия;

$r_{x/u}$ - коэффициент корреляции:

$$r_{x/u} = \frac{M\{[X - M\{X\}][\hat{M}\{X/u\} - M\{X\}]\}}{\sqrt{D\{X\} \cdot D\{\hat{M}\{X/u\}\}}}, \quad (1.3.11)$$

$\hat{M}\{X/u\}$ - наилучшее в среднеквадратическом линейное приближение случайной величины X среди всех возможных линейных функций u (исследуемая модель, в терминах которой осуществляется идентификация):

Необходимо также отметить, что выполняется свойство коэффициента корреляции:

$$0 \leq r_{x/u} \leq 1 \Rightarrow 0 \leq r_{x/u}^2 \leq 1. \quad (1.3.12)$$

Получаем соотношение для относительной меры нелинейности:

$$0 \leq \gamma_{x/u}^2 \leq 1. \quad (1.3.13)$$

В случае линейности регрессии $M\{X/u\}$ величина $\gamma_{x/u}^2$ принимает нулевое значение, нелинейность системы приближает значение $\gamma_{x/u}^2$ к единице.

На основе критерия (1.3.9) сформулирована относительная мера нелинейности для динамических систем, в случае их непараметрической идентификация [1]. Идея оценивания меры нелинейности тогда заключается в исследовании корреляционной связи непараметрической модели линейной динамики и статической оценки регрессии. Оценка регрессии применяется при этом в качестве некоторого аналога истинной регрессии, а линейная динамическая модель – это модель, в терминах которой проводится идентификация.

Модифицированная относительная мера нелинейности имеет вид:

$$\hat{\Gamma}_{x/t}^2 = \frac{\hat{N}_{x/t}^2 - \hat{R}_{x/t}^2}{\hat{N}_{x/t}^2}, \quad (1.3.14)$$

где $\hat{N}_{x/t}^2$ - оценка дисперсионного отношения:

$$\hat{N}_{x/t}^2 = \frac{\sum_{i=1}^s (\hat{x}_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^s (x_i - \bar{x})^2}, \quad (1.3.15)$$

где $\{u(t_i), x_i\}$, $x_i = x(u(t_i))$, $i = \overline{1, s}$ - выборочные значения реакции системы на тестовый сигнал $u(t)$ в дискретные моменты времени t_i ; $\hat{x}_i$ - значения непараметрической оценки

регрессии (выход модели); $\bar{x}(t)$ - среднее значение выходной переменной: $\bar{x} = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s x_i$; $\hat{R}_{x/t}^2$ -

квадрат оценки коэффициента корреляции (оценивает корреляцию между значением выхода исследуемого объекта и его оценкой в виде модели):

$$\hat{R}_{x/t} = \frac{\sum_{i=1}^S [(x_i - \bar{x})(\hat{x}(u(t_i)) - \bar{x}_s)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^S (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^S (\hat{x}(u(t_i)) - \bar{x}_s)^2}}, \quad (1.3.16)$$

где $\hat{x}(u(t_i))$ - реакция непараметрической модели линейной динамической системы (ЛДС) на тестовое входное воздействие; $\bar{x}_s$ - среднее значение выхода модели, $\bar{x}_s = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \hat{x}(u(t_i))$.

Критерий (1.3.16) позволяет ввести относительную величину, значения которой лежат в ограниченном диапазоне. При этом, если проводить аналогии с подобным критерием для статических объектов, чем больше значение критерия, тем более вероятно считать систему нелинейной. В связи со значимостью задачи проверки гипотезы линейности динамических систем, при решении практических задач идентификации необходимо исследовать совокупность имеющихся критериев и на основании сопоставления полученных результатов принимать решение о допустимости описания процесса с применением линейных моделей.

1.4 Методы моделирования нелинейных динамических систем

Нелинейная динамическая система (объект с памятью) в общем виде может быть представлена в дискретном времени следующим образом [140]:

$$x_t = f(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-n}, u_t, u_{t-2}, \dots, u_{t-m}, \alpha), \quad (1.4.1)$$

где u – входное (управляющее воздействие), x – выход, f – некоторая функция (функционал), m , n – «глубина» памяти соответственно входной и выходной переменных, которая может быть найдена на основании априорной информации об объекте (рассматриваются системы, для которых m , n – неизвестны). α – вектор неизвестных параметров, подлежащих определению по результатам наблюдений «входных-выходных» переменных. В этом случае задача идентификации нелинейных динамических систем рассматривается в условиях частичной непараметрической неопределенности.

Самые распространенные методы идентификации нелинейных систем могут быть условно разделены на следующие группы:

- основанные на представлении системы в виде суммы рядов Вольтерра;
- методы, основанные на линеаризации характеристик системы;
- методы, основанные на представлении системы в виде различных сочетаний линейного динамического и нелинейного безынерционного блоков (модели класса Винера и Гаммерштейна).

Каждый из названных методов не является универсальными, так как они применяются только для некоторых классов нелинейных систем. Рассмотрим некоторые из указанных методов подробнее.

Методы, основанные на представлении системы в виде суммы рядов Вольтерра. В теории моделирования нелинейных динамических систем распространен универсальный аппарат функциональных рядов Вольтерра, представляющий реакцию нелинейной системы на внешнее воздействие в виде ряда [7,8,16, 120, 121, 170, 173 и др.]:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^{\infty} \int_0^t \dots \int_0^t w_i(\tau_1, \dots, \tau_i) u(t - \tau_1) \dots u(t - \tau_i) d\tau_1 \dots d\tau_i, \quad t=0 \dots T \quad (1.4.2)$$

где $u(t)$ и $x(t)$ - значения соответственно входного и выходного сигналов, уравнение описывает систему при нулевых начальных условиях, то есть при $t=0$ $u(0)=0$. Функции $w_m(\tau)$, $m=1,2,\dots$, - ядра Вольтерра, которые подлежат идентификации. В этом выражении предполагается, что импульсные характеристики $w_0(\tau)$, $w_i(\tau_1, \dots, \tau_i)$, $i=1,2,\dots$ соответствуют устойчивым системам:

$$\lim_{\tau \rightarrow \infty} w_0(\tau) = 0; \quad \lim_{\tau_1, \dots, \tau_i \rightarrow \infty} w_i(\tau_1, \dots, \tau_i) = 0 \quad (1.4.3)$$

и физически реализуемым системам, т.е.

$$w_0(\tau) = 0 \text{ при } \tau < 0; \quad w_i(\tau_1, \dots, \tau_i) = 0 \text{ при } \tau_k < 0 \ (k=1, \dots, i). \quad (1.4.4)$$

Задача идентификации нелинейных динамических систем состоит в восстановлении (оценке параметров w_m) уравнений процесса по наблюдениям «входных-выходных» переменных объекта. Кроме того, необходимо тем или иным способом выбрать или определить порядок системы m , т.е. число элементов ряда. Если его взять малым, то точность модели может оказаться недостаточной. Если же m взять заведомо большим, то объем вычислений возрастет значительно быстрее, чем точность модели.

Ряд Вольтерра является обобщением интеграла свертки, широко используемого в теории для описания поведения динамических систем. В результате можно построить модель системы в виде параллельного соединения звеньев, соответствующих каждому из слагаемых ряда. Ограничившись первым слагаемым, получим описание системы через интеграл Дюамеля:

$$\hat{x}(t) = \int_0^t w_1(\tau) u(t - \tau) d\tau, \quad t=0..T \quad (1.4.5)$$

причем для идентификации ядра w_1 (в данном случае его значение соответствует величине весовой характеристики линейной системы) достаточно найти реакцию объекта на тестовый сигнал в виде единичной функции Хевисайда, то есть переходную функцию системы.

Для моделирования существенно нелинейных объектов используется конечный отрезок ряда (1.4.2), состоящий из $m \geq 2$ слагаемых, то есть:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^m \int_0^t \cdots \int_0^t w_i(\tau_1, \dots, \tau_i) \prod_{j=1}^i u(t - \tau_j) d\tau_j. \quad t=0..T \quad (1.4.6)$$

Построение модели нелинейной динамической системы часто связано с дополнительными исследованиями, учитывающими специфику моделируемого объекта. Для описания нелинейных систем рядами Вольтерра существует множество методов. В общем виде рассмотрим несколько из них.

-Предлагаемый в [7-8] подход основан на применении некоторого семейства входных возмущений, реакция системы на которые позволит получить оценки сечений ядер Вольтерра различного порядка. В этом случае выходной сигнал после каждого эксперимента должен учитывать составляющую, отражающую вклад только m -го слагаемого. Предполагается также, что входное возмущение $u(t)$ – скалярная функция от времени, что обеспечивает симметричность ядер Вольтерра w_m , $m=2, n$ по всем переменным. Таким образом, вводится некоторое семейство пробных возмущений, имеющее $(m-1)$ параметров, например:

$$u_{t_1, \dots, t_{(m-1)}}(t) = e(t) + \sum_{i=1}^{m-2} ((-1)^i \cdot e(t - \sum_{j=1}^i t_j)) + (-1)^{m-1} \cdot e(t - \sum_{j=1}^{m-1} t_j),$$

$$t=0..T \quad t_i=0..T \quad m \geq 2 \quad (1.4.7)$$

Тогда идентификация ядра w_m сводится к решению m -мерного линейного интегрального уравнения Вольтерра I рода.

-*Определение характеристик стохастических объектов по наблюдениям входного и выходного процессов* [23, 36, 37, 77 и др.]. При построении моделей некоторых динамических объектов в большинстве случаев статистические характеристики входного и выходного процессов неизвестны. Вместо этого используют их оценки по измерениям реализаций процессов.

Модель исследуемого объекта строится при помощи функционального ряда Вольтерра вида (1.4.2) [16]. Реализации процессов $u(t)$ и $x(t)$ наблюдаются на конечных интервалах времени $T_m^{(1)} \leq t \leq T_m^{(2)}$, где m – номер соответствующего интервала ($m=1, 2$). Критерием близости выхода объекта и его модели на каждом из интервалов наблюдения является функционал, оценивающий среднеквадратичную погрешность:

$$F_m = \frac{1}{\Delta T_m} \int_{T_m^{(1)}}^{T_m^{(2)}} [x(t) - \hat{x}(t)]^2 dt; \quad (1.4.8)$$

$$\Delta T_m = T_m^{(2)} - T_m^{(1)}$$

Запишем его выражение через импульсные характеристики $w_i(\tau_1, \dots, \tau_i)$.

$$\begin{aligned}
F_m = & \tilde{x}^2(t) - 2 \sum_{i=0}^N \int_0^{T_0} \dots \int_0^{T_0} w_i(\tau_1, \dots, \tau_i) \tilde{R}_i^{(m)}(\tau_1, \dots, \tau_i) \times \\
& \times d\tau_1 \dots d\tau_i + \sum_{i,k=0}^N \int_0^{T_0} w_i(\tau_1, \dots, \tau_i) w_k(\lambda_1, \dots, \lambda_k) \times \\
& \times \tilde{K}_{i+k}^{(m)}(\tau_1, \dots, \tau_i, \lambda_1, \dots, \lambda_k) d\tau_1 \dots d\tau_i d\lambda_1 \dots d\lambda_k.
\end{aligned} \tag{1.4.9}$$

где

$$\left. \begin{aligned}
\tilde{x}^2(t) &= \frac{1}{\Delta T_m} \int_{T_m^{(1)}}^{T_m^{(2)}} x^2(t) dt; \\
\tilde{R}_i^{(m)}(\tau_1, \dots, \tau_i) &= \frac{1}{\Delta T_m} \int_{T_m^{(1)}}^{T_m^{(2)}} x(t) u(t - \tau_1) \dots u(t - \tau_i) dt; \\
\tilde{K}_{i+k}^{(m)}(\tau_1, \dots, \tau_i, \lambda_1, \dots, \lambda_k) &= \frac{1}{\Delta T_m} \int_{T_m^{(1)}}^{T_m^{(2)}} u(t - \tau_1) \dots \\
&\dots u(t - \tau_i) u(t - \lambda_1) \dots u(t - \lambda_k) dt; \\
\tilde{K}_k^{(m)}(\lambda_1, \dots, \lambda_k) &= \frac{1}{\Delta T_m} \int_{T_m^{(1)}}^{T_m^{(2)}} u(t - \lambda_1) \dots u(t - \lambda_k) dt;
\end{aligned} \right\} \tag{1.4.10}$$

Выражения (1.4.10) представляют собой оценки (автокорреляционной и взаимокорреляционной) моментных функций [77], построенные на реализациях процессов $x(t)$ и $u(t)$ в интервале $[T_m^{(1)}, T_m^{(2)}]$. Критерий F_m достигает минимума по $w_i(\tau_1, \dots, \tau_i)$, если:

$$\begin{aligned}
\sum_{k=0}^N \int_0^{T_0} \dots \int_0^{T_0} w_k(\lambda_1, \dots, \lambda_k) \tilde{K}_{n+k}^{(m)}(\tau_1, \dots, \tau_n, \lambda_1, \dots, \lambda_k) d\lambda_1 \dots d\lambda_k &= \tilde{R}_n^{(m)}(\tau_1, \dots, \tau_n) \\
\tau_1, \dots, \tau_n \geq 0, n=0, 1, \dots, N.
\end{aligned} \tag{1.4.11}$$

Выражение (1.4.11) определяет систему линейных интегральных уравнений относительно импульсных характеристик $w_k(\lambda_1, \dots, \lambda_k)$. При этом при переходе от одного интервала наблюдения m к другому $m+1$ система изменяется. Для решения системы уравнений (1.4.11) можно использовать метод последовательных приближений. Задавая набор начальных значений импульсных характеристик $w_0^{(0)}(\tau_0)$, $w_1^{(0)}(\tau_1)$, ..., $w_N^{(0)}(\tau_1, \dots, \tau_N)$. На интервале наблюдения m определяются оценки моментных функций $\tilde{K}_{n+k}^{(m)}(\tau_1, \dots, \tau_n, \lambda_1, \dots, \lambda_k)$ и $\tilde{R}_n^{(m)}(\tau_1, \dots, \tau_n)$. Затем проводится рекуррентная процедура, позволяющая уточнять импульсные характеристики $w_n^{(m)}(\tau_1, \dots, \tau_n)$ по их предыдущим значениям, т.е. приблизить значений импульсных характеристик к тем, которые являются решением системы уравнений (1.4.10). Таким образом, если параметры алгоритма выбраны оптимально, то он позволяет получить такой набор импульсных характеристик, при котором достигается минимум функционала F (1.4.9).

Особенностью данного метода можно назвать то, что при вычислении значения импульсных характеристик, критерием близости выхода объекта и его модели на каждом из интервалов наблюдения является функционал, оценивающий среднеквадратичную погрешность

(1.4.8). Однако, чтобы получить значения данного функционала, нужно иметь статистические характеристики ансамбля реализаций процессов $x(t)$ и $\hat{x}(t)$, либо наблюдать все реализации в этом ансамбле. Поэтому при восстановлении характеристик часто используется только функционал F_m . В этом случае возникают ошибки в работе алгоритма, связанные с неверным вычислением значений корреляционных функций в (1.4.10), которые невозможно адекватно оценить по единственной реализации $x(t)$.

Аппарат рядов Вольтерра универсален, т.е. не требует какого-то определенного вида или класса моделируемых нелинейных систем. Используя его, можно доказать ряд теоретических положений, например, его можно отобразить из временной области в частотную [2316, 23]. Алгоритмы данного метода хорошо разработаны в теоретическом плане. При практическом построении моделей рядами Вольтерра исследователи сталкиваются с некоторыми проблемами. Одна из типичных проблем связана с выбором подходящего порядка системы (m), то есть количество элементов ряда, сумма которых описывала бы систему с требуемой точностью. В технических приложениях, где допустимо априорное предположение об относительно небольших величинах входных возмущений, возможно использование небольшого n : $n < 3$ [7]. Для некоторых методов существует также проблема выбора тестовых возмущений, которые при идентификации каждого w_m ядра, исключают влияние на отклик системы иных слагаемых, кроме m -го [8]. Основная трудность работы с рядами Вольтерра состоит в их многомерности. Определение ядра Вольтерра первого порядка $w_1(t_1)$ - это одномерная задача. Определение ядра второго порядка $w_2(t_1, t_2)$ - это уже двухмерная задача. Экспериментаторы обычно вынуждены ограничиваться ядром третьего порядка $w_3(t_1, t_2, t_3)$, так как далее возникают значительные вычислительные трудности. Применение рядов Вольтерра требует проведения большого числа экспериментов над системой, что не всегда осуществимо.

Методы, основанные на линеаризации системы. Линеаризация является одним из методов приближенного представления нелинейных объектов, при котором исследование системы заменяется анализом линейной системы, в некотором смысле эквивалентной исходной. Идея линеаризации заключается в использовании линейной системы для аппроксимации поведения нелинейного объекта в окрестности некоторой точки. Среди подходов к линеаризации можно отметить следующие: метод замены переменных, кусочно-линейная аппроксимация, статистическая и гармоническая линеаризация др.[4, 104, 105].

Применяя линеаризацию, можно выяснить многие качественные и количественные свойства нелинейной системы. Однако методы линеаризации имеют ограниченный характер, т. е. эквивалентность исходной нелинейной системы и её линейного приближения сохраняется лишь для ограниченных пространственных или временных масштабов системы, причем, если

система переходит с одного режима работы на другой, то необходимо изменить и ее линеаризованную модель. Особенность данного класса методов можно считать то, что обычно линеаризация хорошо работает для слабо нелинейных объектов. Для существенно нелинейных объектов во многих случаях линеаризация неприемлема, так как «выхолащивает» нелинейную суть объекта исследования.

Методы, основанные на представлении системы в виде моделей Винера и Гаммерштейна. Основная особенность нелинейных динамических систем заключается в том, что они одновременно обладают нелинейными и динамическими свойствами, которые невозможно разделить. Описание нелинейной динамической системы в форме передаточного коэффициента (по аналогии с линейной системой) приводит к бесконечному многообразию передаточных звеньев $H(j\omega)$, тогда каждой реализации входного воздействия $u(t)$ и отклика $x(t)$ соответствует своя функция $H(j\omega)$ [22, 23, 36].

Для упрощения моделирования нелинейный объект может быть представлен в виде некоторой комбинации линейных динамических и безынерционных нелинейных блоков. Таким образом, модель, которая описывает исследуемый объект с требуемой точностью, представляет собой наилучшую комбинацию линейных, нелинейных элементов и их параметров.

Простейшие модели нелинейного динамического объекта представляют собой последовательное соединение двух блоков. Первый вариант – модель Гаммерштейна – содержит на входе статический нелинейный блок, к выходу которого подсоединен линейный динамический блок. Второй вариант – модель Винера – получается в случае соединения блоков в обратном порядке[36, 153, 41, 42, 44, 130, 12 и др.].

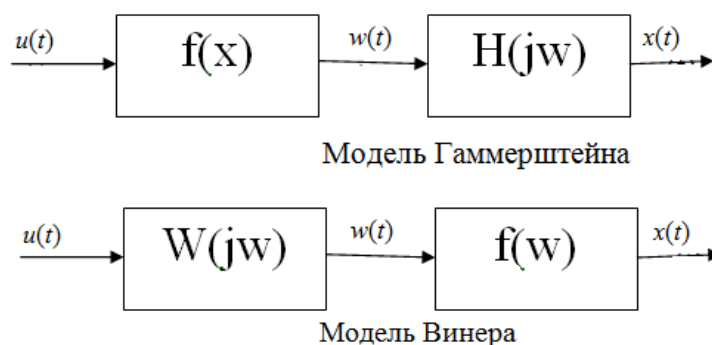


Рисунок. 1.7. Модели класса Винера и Гаммерштейна

Чтобы получить более точное описание нелинейного динамического объекта необходимо использовать модели, которые могут состоять из множества параллельно соединенных простейших моделей. Требование применения множества параллельных ветвей модели интерпретируется как результат ряда последовательных итерационных процедур приближения. При каждой новой итерации строится дополнительная параллельная ветвь,

уточняющая модель исследуемого объекта [36]. Количество параллельных ветвей в составе модели зависит от сходимости итерационной процедуры.

В зависимости от того, на основе какого вида простейших моделей строились итерационные процедуры приближения, может быть получена параллельная модель Гаммерштейна (Рисунок 1.8.) или Винера (Рисунок 1.9.)

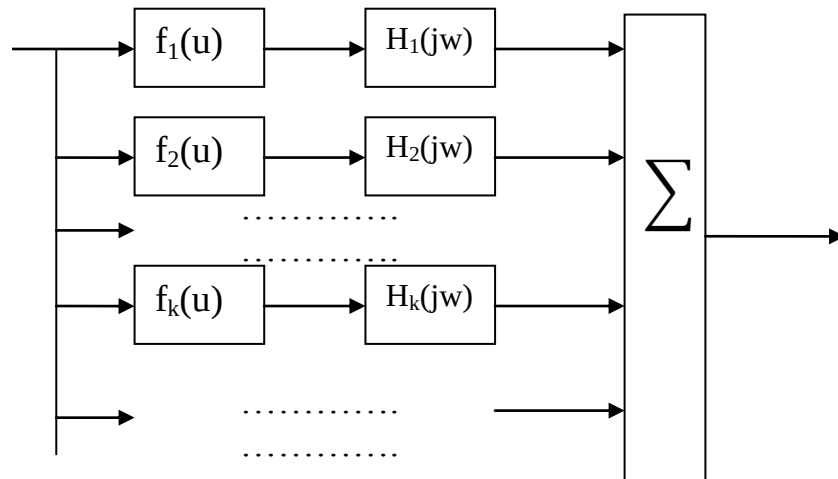


Рисунок. 1.8. Параллельная модель Гаммерштейна

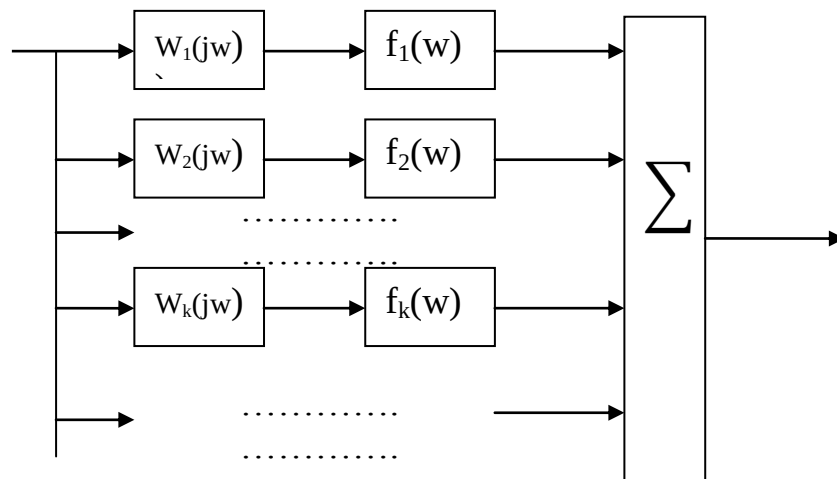


Рисунок. 1.9. Параллельная модель Винера

Преимуществом использования таких моделей (Рисунок 1.7) является их относительная простота притом, что в них нелинейные и динамические свойства исследуемого объекта разделены и сосредоточены во входном и выходном блоках. Линейный динамический блок должен воспроизводить динамические свойства исследуемого объекта, нелинейный блок – имитировать его нелинейные свойства. Однако, простейшие модели часто описывают реальный объект лишь приближенно.

Особенность использования параллельных моделей с неограниченным числом ветвей (рис. 1.8, 1.9) состоит в избавление от решения сложной задачи выбора структуры модели. Например, простейшая последовательная модель Винера примерно половину реальных

объектов описывает лучше, чем простейшая модель Гаммерштейна. «Для большинства реальных объектов вопрос о выборе структуры параллельной модели определяется уже не точностью модели, а возможностями эффективной идентификации ее параметров»[13].

Для модели Винера часто применяют ряды Вольтерра, разработан аппарат многомерных преобразований сигналов во временной и частотной областях, существует также ортогональный многомерный корреляционный алгоритм идентификации ядер функционального ряда Вольтерра-Винера. В соответствии с ним, любая модель Винера, содержащая любые нелинейные элементы, может быть симметризована [7] (ядра Вольтерра делаются симметричными). Недостатком реализации корреляционных процедур идентификации на практике является их многомерность и трудности реализации идеального "белого шума", необходимого в большинстве таких методов. В диссертационной работе предлагается подход к идентификации моделей Винера и Гаммерштейна, основанный на оценивании отдельно линейного динамического и нелинейного элементов систем. При этом характеристики исследуемых систем оцениваются на основании измерений входных и выходных переменных процесса как непараметрические статистики.

Выводы к разделу 1

В первом разделе рассмотрена постановка задачи идентификации нелинейных динамических систем. Приведены некоторые особенности таких систем и основные виды нелинейных блоков.

Задача идентификации ставится в «широком смысле», ее содержание состоит в том, что класс параметрических моделей не может быть определен из-за недостатка априорных сведений о параметризованной структуре модели. На практике известны сведения качественного характера. Например, в рассматриваемом случае, известно, что система относится к классу нелинейных динамических и может быть сделано предположение о типе нелинейности данной системы, то есть структура зависимости, описывающей ее нелинейные свойства.

Для практического применения методов идентификации нелинейных динамических систем необходимо сначала использовать определенные процедуры, которые позволят подтвердить факт нелинейности исследуемого процесса, а значит и адекватность построенных моделей. Приведены основные критерии проверки факта линейности динамических систем.

Рассмотрены основные подходы, применяемые для идентификации нелинейных динамических систем, их достоинства и недостатки для использования для конкретных объектов. Ставится задача идентификации нелинейных процессов, которые могут быть представлены в виде последовательного соединения линейного динамического и нелинейного безынерционного блоков (модель Винера и Гаммерштейна).

2 НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

2.1 Постановка задачи идентификации систем класса Винера и Гаммерштейна

Рассматриваются непараметрические модели нелинейных динамических систем, представленных в виде моделей класса Винера или Гаммерштейна при частично параметризованной структуре объекта. Постановка задачи идентификации нелинейной динамической системы поясняется на рисунке 2.1:

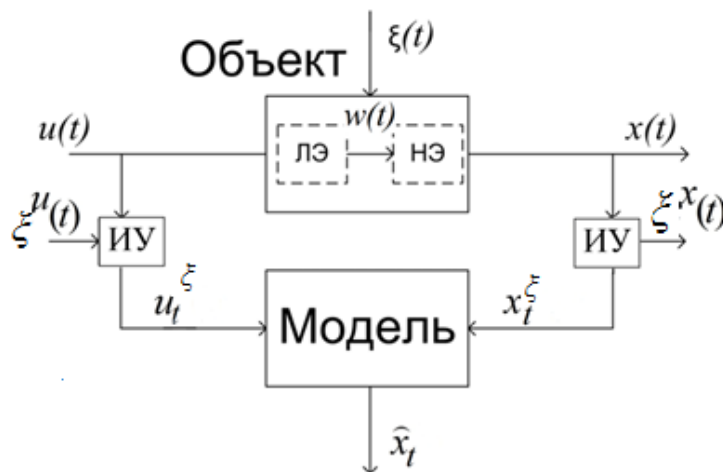


Рисунок 2.1 – Схема задачи идентификации нелинейной динамической системы

где Объект – система (нелинейный динамический объект), состоящая из последовательно расположенных ЛЭ – линейной динамической и НЭ – нелинейной статической частей (рассматриваемые элементы могут находиться в различном сочетании), ИУ – измерительное устройство, $u(t)$ - входная переменная объекта, $x(t)$ - выходная переменная, u_t^ξ, x_t^ξ или $\{u_i, x_i, t=1, s\}$ - наблюдения переменных процесса в дискретный момент времени, $\xi(t)$ - ненаблюдаемое случайное воздействие, $\varepsilon^u(t), \varepsilon^x(t)$ - случайные факторы, действующие в каналах измерения переменных в дискретные моменты времени t , такие что $M\{\varepsilon\} = 0$, $D\{\varepsilon\} < \infty$, $\hat{x}(t)$ - выход модели объекта. Исходные данные о состоянии исследуемого объекта представляют собой выборку статистически независимых наблюдений реакции объекта на входное воздействие $u(t)$: $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$. Существует возможность проведения экспериментов. Параметры и порядок дифференциального уравнения, которым может быть описана линейная динамическая часть системы, неизвестны. Нелинейность в объекте описывается функцией, вид которой предполагается известным с точностью до набора параметров.

Нелинейный элемент может представлять собой одно из следующих звеньев:

1. Квадратор, который задан следующим соотношением:

$$x(t) = a \cdot (w(t))^2. \quad (2.1.1)$$

2. Звено с насыщением (с порогом насыщения a):

$$x(t) = \begin{cases} w(t) & , |w(t)| \leq a \\ b \cdot \text{sign}(w(t)) & , |w(t)| > a \end{cases} \quad (2.1.2)$$

3. Элемент, описываемый произвольной функциональной зависимостью

$$x(t) = f(w(t), a). \quad (2.1.3)$$

По наблюдаемым «входным – выходным» переменным процесса необходимо построить математическую модель стохастического объекта, адекватно описывающую его поведение при произвольном входном воздействии и наличии аддитивной помехи на выходные данные. Таким образом, задача сводится к установлению и исследованию зависимости между сигналом $u(t)$, поданным на ее вход, и сигналом $x(t)$, который получен на ее выходе.

2.1.1 Непараметрическая модель линейных динамических систем

Объектом исследования в работе являются динамические процессы, находящиеся в условиях непараметрической неопределенности. В данном разделе рассматриваются линейные динамические системы (ЛДС) для которых выполняется принцип суперпозиции. В общем виде схема задачи идентификации линейной динамической системы соответствует рисунку 2.1, где в качестве объекта рассматриваются ЛДС. Ставится задача идентификации системы в условиях неопределенности, то есть когда знания об объекте состоят в основном из измерений входных и выходных переменных. Требуется построить модель динамической системы, структура которой неизвестна. Непараметрическая модель ЛДС конструируется на основе оценки интеграла Дюамеля. В этом случае зависимость реакции объекта $x(t)$ от величины входного воздействия $u(t)$ описывается интегралом свертки [4, 11, 26, 94]:

$$x(t) = h(0)u(t) + \int_0^t h'(t - \tau)u(\tau)d\tau = h(0)u(t) + \int_0^t k(t - \tau)u(\tau)d\tau, \quad (2.1.4)$$

где $h(t)$ – переходная характеристика системы, $k(t)$ – весовая (импульсная переходная) функция системы (сигнал, получаемый на выходе объекта при подаче на его вход единичного импульса $\delta(t - \tau)$). При нулевых начальных условиях данное выражение будет иметь вид:

$$x(t) = \int_0^t h'(t - \tau)u(\tau)d\tau = \int_0^t k(t - \tau)u(\tau)d\tau, \quad (2.1.5)$$

Вычисление значения выхода объекта $x(t)$ при этом возможно, если известна его весовая функция $k(t)$. Однако на практике «снятие» весовой функции объекта представляется невозможным, так как в большинстве случаев невозможно сформировать и подать на вход объекта воздействие, соответствующее единичной импульсной функции. В условиях неопределенности [32] в качестве весовой функции может быть взята производная по времени от непараметрической оценки переходной функции системы. Подав на вход системы единичное ступенчатое воздействие в виде функции Хевисайда, на выходе получим значения ее переходной функции h_i в дискретные моменты времени t_i , $i=1,s$. Далее на основе экспериментально полученных значений h_i требуется оценить функциональную зависимость ее от времени. В качестве математической модели регрессии $h(t)$ в условиях недостатка априорной информации [165] используется непараметрическая оценка.

Приведем краткие сведения о непараметрическом подходе. Пусть имеются статистически независимые наблюдения двух случайных величин $(x,u)=(u_1,x_1),(u_2,x_2),\dots,(u_s,x_s)$, распределенных с неизвестной плотностью вероятности $P(u,x)$. Непараметрическая оценка регрессионной зависимости $x(u)$ имеет вид [15, 25, 87]:

$$\hat{x}(u) = \sum_{i=1}^s x_i \Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right) / \sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right), \quad (2.1.6)$$

где $\Phi(z)$ - колоколообразная функция, удовлетворяющая условиям [87]:

$$\begin{aligned} \Phi(z) < \infty, \forall z \in \Omega(z); \quad \int_{\Omega(z)} \Phi(z) dz = 1; \\ \int_{\Omega(z)} \Phi^2(z) dz < \infty; \quad \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{1}{C_s} \Phi\left(\frac{u-t}{C_s}\right) = \delta(u-t), \end{aligned} \quad (2.1.7)$$

Могут быть использованы различные формы ядер $\Phi(\cdot)$, общий вид некоторых из них приведен на Рисунке 2.2:

$$\begin{aligned} \text{- а) прямоугольное } \Phi(z) &= \begin{cases} 0.5, & |z| \leq 1 \\ 0, & |z| > 1 \end{cases}, \\ \text{- б) треугольное } \Phi(z) &= \begin{cases} 1-|z|, & |z| \leq 1 \\ 0, & |z| > 1 \end{cases}, \\ \text{- в) усеченная парабола } \Phi(z) &= \begin{cases} 0.335 - 0.067z^2, & z^2 \leq 5 \\ 0, & z^2 > 5 \end{cases}, \\ \text{- г) } \Phi\left(\frac{x-x_i}{C_s}\right) &= \begin{cases} \frac{1}{2\pi C_s} \left(\cos\left(\frac{x-x_i}{C_s}\right) + 1 \right), & |x-x_i| \leq C_s \pi; \\ 0, & |x-x_i| > C_s \pi, \end{cases} \end{aligned} \quad (2.1.8)$$

где C_s – коэффициент размытости – некоторое постоянное число, от величины которого зависит степень «размытости» δ -функции в окрестностях точки $x_i, i=1, s$ и соответственно, степень гладкости полученной оценки. Параметр C_s должен удовлетворять требованиям [87, 99]:

$$C_s > 0, s = 1, 2, \dots; \lim_{s \rightarrow \infty} C_s = 0; \lim_{s \rightarrow \infty} s C_s = \infty \quad (2.1.9)$$

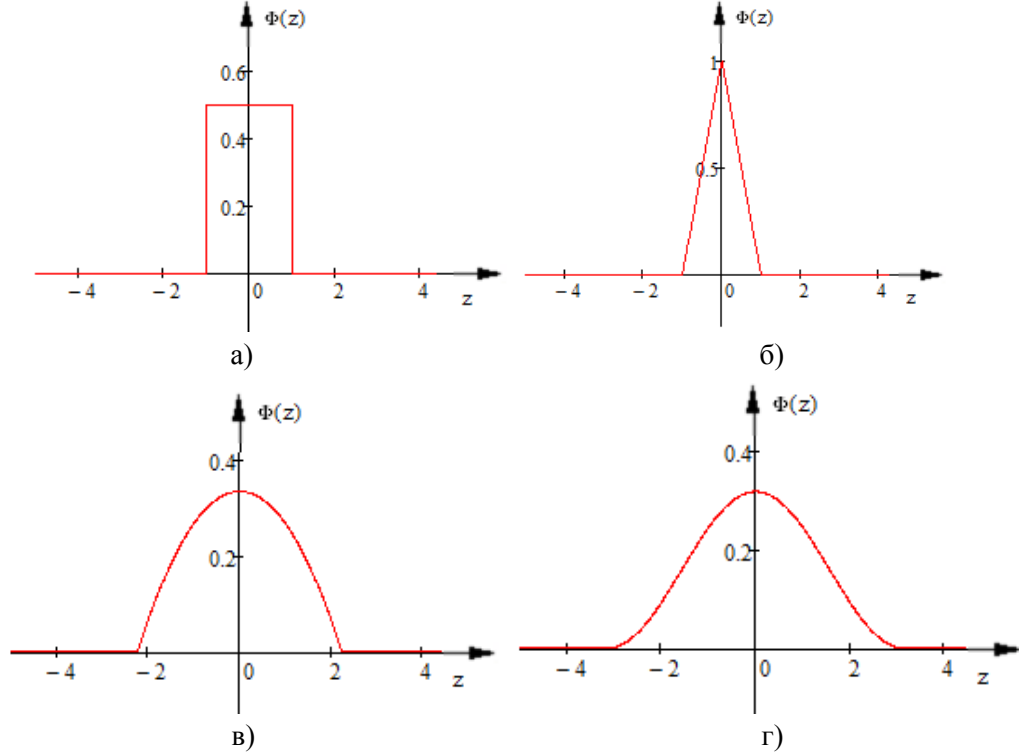


Рисунок 2.2 – Общий вид некоторых колоколообразных функций, z - произвольная переменная

Для многомерного случая оценка (2.1.6) будет иметь вид [88, 98]:

$$\hat{x}(\bar{u}) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{C_s^j}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{C_s^j}\right)}, \quad (2.1.10)$$

где $\bar{u} = (u^1, u^2, \dots, u^m)$ - m -мерный вектор входных воздействий.

Основная идея, лежащая в основе (2.1.6), (2.1.10), состоит в придании относительно большего веса наблюдениям, ближайшим к оцениваемой точке, в смысле расстояния, определяемого ядром $\Phi(\cdot)$. В оценке (2.1.6) точки u_i располагаются на различном расстоянии, то есть шаг Δu не является константой. В целях удобства может быть произведена генерация рабочей выборки, состоящей из n – элементов ($n < s$), и имеющей постоянный шаг дискретизации. Новая выборка $\{u_i^1, x_i^1; i=1, \dots, n\}$ генерируется с некоторым новым шагом $\Delta u = \text{const}$. Непараметрическая оценка регрессии примет вид [82]:

$$\hat{x}(u) = \frac{1}{nc_n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i^1 \cdot H\left(\frac{u - u_i^1}{c_n}\right). \quad (2.1.11)$$

Колоколообразная функция $H(\cdot)$ должна удовлетворять условиям сходимости:

$$c_s \int_{\Omega(u)} H'(u) u du = -1 \quad \int_{\Omega(u)} H'(u) du = 0 \quad (2.1.12)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} H\left(\frac{\tau - t}{c_s}\right) = \delta(\tau - t), u = \frac{\tau - t}{c_s}.$$

Выбор оптимального параметра размытости осуществляется исходя из условия минимума среднеквадратичного критерия (отклонения наблюдаемого значения выхода системы и ее непараметрической оценки) по параметру C_s .

$$W(c_s) = \frac{1}{s} \cdot \sum_{i=1}^s (x(t_i) - \hat{x}(t_i, c_s))^2 \xrightarrow{c_s} \min. \quad (2.1.13)$$

где $x(t_i)$ - измеренные значения выхода объекта, $x(t_i, C_s)$ - значения выхода модели объекта при фиксированном параметре размытости c_s , $W(c_s)$ - ошибка идентификации, определяемая разностью выходов. Параметр размытости следует брать при минимальном значении $W(c_s)$. Одна из реализаций $W(C_s)$ показана на Рисунке 2.3.

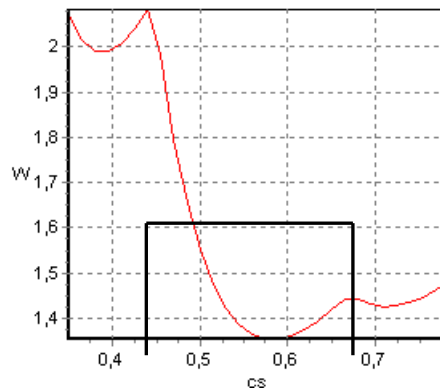


Рисунок 2.3 - Среднеквадратический критерий (2.1.13)

Из рисунка 2.3 видно, что минимум критерия достигается при значении $cs=0.57$, то есть это значение параметра размытости может считаться оптимальным с точки зрения среднеквадратичного критерия для приведенного на рисунке примера.

Вернемся к рассмотрению задачи идентификации линейной динамической системы. На вход объекта подается $u(t)=1(t)$, а на выходе наблюдаем его переходную функцию $x(t)=h(t)$. Оценку переходной функции системы можно записать в виде стохастической аппроксимации регрессии непараметрического типа по наблюдениям $\{t_i, h_i, i=1, s\}$:

$$h_s(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s h_i H\left(\frac{t-t_i}{c_s}\right), \quad (2.1.14)$$

где h_i - экспериментально полученные значения переходной характеристики ЛДС в момент времени t_i . Весовая функция динамической системы $k(t)$ определяется соотношением $k(t) = dh(t)/dt$. Ее непараметрическая оценка примет вид:

$$k_s(t) = h'_s(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s h_i H'\left(\frac{t-t_i}{c_s}\right). \quad (2.1.15)$$

Подставив непараметрическую оценку весовой функции в интеграл Дюамеля и заменив интеграл его дискретным аналогом (суммой), получим модель линейной системы:

$$\hat{x}_s(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} h_i H'\left(\frac{t-\tau_j-t_i}{c_s}\right) u(\tau_j) \Delta\tau, \quad (2.1.16)$$

где $\Delta\tau$, $(\tau_j, j=1, \overline{t/\Delta\tau})$ - шаг дискретизации выборки. Далее рассматриваются непараметрические алгоритмы идентификации нелинейных динамических систем класса Винера и Граамерштейна.

2.2 Непараметрическая модель систем класса Винера

В работе исследуются динамические системы, которые могут быть представлены в виде последовательного соединения линейного динамического и безынерционного нелинейного блоков, называемые модель Винера[91, 128]. Общая схема такого приведена на Рисунке 2.4:

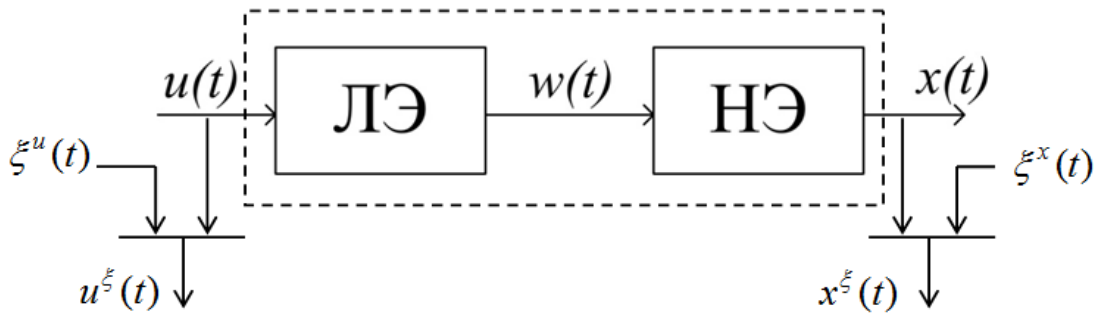


Рисунок 2.4 – Модель Винера, ЛЭ и НЭ – линейная динамическая и нелинейная части системы соответственно

где ЛЭ - линейный элемент, НЭ – нелинейная функция, $u(t)$ - входная переменная, $w(t)$ - выход линейной части объекта (не измеряемый), $x(t)$ - выходная переменная объекта.

Во многих случаях параметризовать линейный элемент (ЛЭ) не представляется возможным из-за недостатка априорной информации, при этом структура нелинейного элемента может быть известна с точностью до параметров. В результате задача идентификации формулируется в условиях как параметрической, так и непараметрической неопределенности

[48, 91]. Необходимо на основании измерений входа и выхода объекта построить математическую модель из условия минимума критерия оптимальности

$$M\{Q(x(t), \hat{x}(t))\} \rightarrow \min_{\hat{x}(t)}, \quad (2.2.1)$$

где $Q(\cdot)$ – некоторая выпуклая функция.

Основная идея алгоритма, предлагаемого для построения моделей систем класса Винера, заключается в использовании непараметрических оценок для описания связей системы, информация о которых по каким-то причинам неизвестна (в данном случае измерению недоступны значения выхода линейной динамической части системы), а также параметрическом оценивании нелинейных функций.

Линейная динамическая система может быть описана интегралом свертки (2.1.5), поэтому модель ЛЭ системы класса Винера примет вид:

$$w(t) = \int_0^t h'(t-\tau)u(\tau)d\tau, \quad (2.2.2)$$

где $h(t-\tau)$ - переходная функция линейной части системы.

Пусть структура нелинейного элемента в модели Винера, описываемая функцией $f(w(t), a)$, задана с точностью до набора параметров a . Как видно из рисунка 2.4, значение выхода исследуемого объекта вычисляется как некоторая функция от значения $w(t)$:

$$x(t) = f(w, \bar{a}), \quad (2.2.3)$$

где $f(w(t))$ – нелинейный оператор, структура которого известна в общем виде, $\bar{a}$ - неизвестные параметры, значение которых необходимо оценить на основании реализации $x(t_i), w(t_i), i = \overline{1, s}$. Тогда математическая модель исследуемого объекта примет вид [46, 144]:

$$\hat{x}(t) = \hat{f}\left(\int_0^t h(t-\tau)u(\tau)d\tau, \hat{a}\right) = \hat{f}\left(\int_0^t \hat{k}'(t-\tau)u(\tau)d\tau, \hat{a}\right). \quad (2.2.4)$$

где $k(t)$ – весовая функция ЛЭ системы.

Математическая модель нелинейного объекта класса Винера может быть представлена в виде (2.2.4), где вместо неизвестной весовой функции $k(t)$ и параметров нелинейного элемента $\bar{a}$ используются их оценки. Но требуемые оценки могут быть получены, если бы имелась выборка $\{u_i, w_i\}, i = \overline{1, s}$, которая отсутствует. Таким образом, необходимо при тех же условиях эксперимента (то есть значениях входного воздействия, шага дискретизации и величины помехи), в которых были получены измерения «входных-выходных» величин системы $\{u_i, x_i\}, i = \overline{1, s}$, сформировать выборку $\{u_i, w_i\}, i = \overline{1, s}$, где u_i - измерения входных воздействий и w_i – оценка выхода линейной части системы. При этом оценка $\hat{w}_i$ рассчитывается по результатам дополнительных экспериментов с системой (алгоритм

оценивания w_i зависит от типа нелинейности системы)[67]. В случае, когда структура и параметры нелинейного элемента системы неизвестны, тогда оценивать вид нелинейного звена системы можно следующим образом: на вход объекта последовательно подаются некоторые сигналы $u_i = \text{const}$ разной величины, затем снимаются значения выхода системы в установившемся режиме для каждого входного воздействия. В результате получим обучающую выборку, на основании которой строится модель нелинейной части системы.

Для пояснения алгоритма идентификации линейного элемента исследуемого процесса сначала предположим, что измерение его выхода $w(t)$ может быть оценено каким-то образом, т.е. получена выборка $\{u_i, w_i\}, i = \overline{1, s}$.

Значение переходной функции $h(t)$ представляет собой реакцию линейного динамического элемента системы на входное воздействие $u(t)=1$, то есть $h(t)=w(t/u(t)=1)$. При этом значение $w(t)$ недоступно для измерения. Возможно измерить только выход нелинейного объекта (обозначим его $x^1(t)$), который будет иметь значение, равное $x^1(t)=f(h(t))$.

Когда для некоторых классов нелинейных элементов выражение (2.2.3), описывающее нелинейность, может быть разрешено относительно $w(t)$ [68]:

$$w(t) = \hat{f}^{-1}(x(t), a). \quad (2.2.5)$$

Тогда можно записать

$$f^{-1}(x(t_j), \alpha) \sum_{i=1}^m \Phi\left(\frac{t_j - t_i}{C_m}\right) = \sum_{i=1}^m w_1(t_i) \Phi\left(\frac{t_j - t_i}{C_m}\right) \quad (2.2.6)$$

Для момента времени t_j

$$\omega_s(t_j) = \frac{\sum_{i=1}^m \omega_1(t_i) \Phi\left(\frac{t_j - t_i}{c_m}\right)}{\sum_{j=1}^m \Phi\left(\frac{t_j - t_i}{c_m}\right)}. \quad (2.2.7)$$

В общем случае на основании полученной выборки, минимизируя среднеквадратичный критерий $\sum_{j=1}^s (x_j - \hat{x}_j)^2 \rightarrow \min_{\alpha, \omega}$ можно найти оценки параметров α и $\hat{w}_i$,  [68, 88]. Задача нахождения оценки переходной функции ЛЭ и параметров НЭ α свелась к решению системы уравнений относительно $s+k$ переменных, где k – размерность вектора α .

Тогда значения переходной функции линейного элемента системы в дискретные моменты времени могут быть оценены следующим образом:

$$h_i = w_i^1 = \hat{f}^{-1}(x_i^1, a), \quad (2.2.8)$$

где x_i^1 – экспериментально полученные значения выхода исследуемого объекта при подаче на

вход воздействия $u(t)=1(t)$, h_i – значения оценки переходной характеристики линейного элемента системы в дискретные моменты времени t_i , полученные по выборке $u(t_i) = 1(t_i)$, $x(t_i)$, $i = \overline{1, s}$. Алгоритмы оценивания неизвестной функции $f^1(x, a)$ и ее параметров $\hat{a}$ зависят от вида функции нелинейного элемента и будут подробно описаны в следующих пунктах раздела. На основании выборки дискретных значений h_i можно оценить переходную функцию системы в виде непараметрической оценки регрессии [31,85]:

$$\hat{h}(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s h_i H\left(\frac{t-t_i}{c_s}\right), \quad (2.2.9)$$

где  – колоколообразная функция, вид которой допускает проведение операции дифференцирования. В этом случае непараметрическая оценка весовой функции, которая является производной по времени от переходной, примет следующий вид:

$$\hat{k}(t) = \hat{h}'(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s h_i H'\left(\frac{t-t_i}{c_s}\right), \quad (2.2.10)$$

Подставив оценку весовой функции в интеграл Дюамеля в соответствии с (2.2.2), получим непараметрическую модель, оценивающую выход ЛЭ [85, 48]:

$$\hat{w}(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} \hat{h}_i H'\left(\frac{t-\tau_j-t_i}{c_s}\right) u(\tau_j) \Delta\tau, \quad (2.2.11)$$

где τ - переменная интегрирования, Δt - шаг дискретизации выборки.

Тогда в соответствии с полученными оценками неизвестных величин, непараметрическая модель системы класса Винера (2.2.4) примет вид [49]:

$$\hat{x}(t) = \hat{f}\left(\int_0^t h'(t-\tau)u(\tau)d\tau, \hat{a}\right) = \hat{f}\left(\frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} \hat{h}_i H'\left(\frac{t-\tau_j-t_i}{c_s}\right) u(\tau_j) \Delta\tau, \hat{a}\right), \quad (2.2.12)$$

где $f\{w(t), a\}$ – оценка нелинейной функции, $\hat{a}$ – оценки параметров НЭ системы, $\hat{h}(t)$ – оценка переходной функции линейного элемента системы.

В общем виде получен алгоритм, позволяющий строить непараметрические модели нелинейных динамических систем, представленных в виде модели класса Винера. Для реализации алгоритма необходимо оценить значение переходной функции линейного элемента системы, а также параметры нелинейности. Приведенная непараметрическая модель не требует наличия полной информации о структуре объекта, в отличие от большинства других подходов.

Вид нелинейности системы класса Винера предполагается известным с точностью до набора параметров. На рисунке 2.5 приведены графики НЭ квадратора и звена с насыщением.

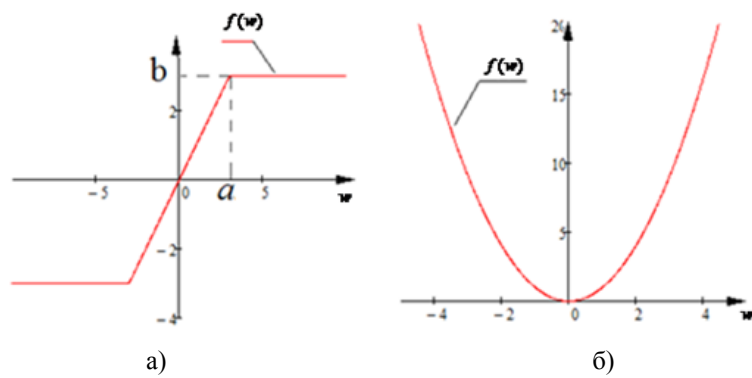


Рисунок 2.5 – Общий вид НЭ, а) звено с насыщением б) квадратор

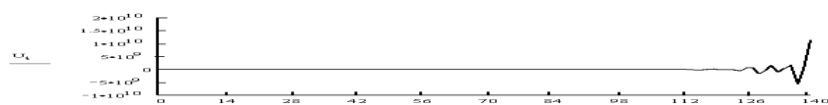
Далее рассмотрим описанный выше общий алгоритм идентификации нелинейных систем класса Винера с применением непараметрических процедур более подробно и для различных типов нелинейных элементов в системе, включая метод оценки параметров нелинейных элементов системы.

2.2.1 Моделирование систем класса Винера с квадратором

Пусть объект состоит из последовательно соединенных безынерционных нелинейных (НЭ) и динамических линейных элементов (ЛЭ) и имеет структуру системы класса Винера (Рисунок 2.4). Нелинейная часть системы представляет собой квадратор и может быть описана функцией: $f(w) = aw^2$, $a = \text{const}$. Тогда выход исследуемого объекта вычисляется следующим образом: $x(t) = f(w, a) = aw^2$. При этом значения $w(t)$ являются недоступными для измерения. Обозначим переходную характеристику ЛЭ системы  Выход нелинейной системы равен $x^1(t) = ah^2(t)$, то есть оценку $h(t)$ можно выразить через выход исследуемого нелинейного процесса [60]:

$$h(t) = \sqrt{x^1(t)/a}. \quad (2.2.13)$$

При произвольном входном воздействии и нулевых начальных условиях выход линейной части системы описывается выражением (2.2.11), или, при замене интеграла его численным аналогом и применении непараметрических процедур для оценивания переходной функции линейного элемента системы:



$$u_k \quad (2.2.14)$$

С учетом (2.2.12), оценка выхода линейного элемента примет вид:

$$\hat{w}(t) = \frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \sqrt{\frac{x^1(t_i)}{a}} \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau, \quad (2.2.15)$$

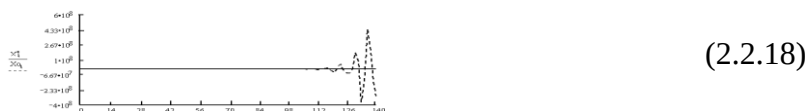
где a - неизвестный параметр квадратора.

Непараметрическая модель нелинейного объекта тогда примет вид [46]:

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) &= a \left[\frac{1}{sc_s} \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \sqrt{x^1(t_i)} \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right]^2 = \\ &= \left[\frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \sqrt{x^1(t_i)} \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right]^2 = \\ &= \left[\frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \sqrt{a \cdot \hat{h}^2(t_i)} \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right]^2, \end{aligned} \quad (2.2.17)$$

где $x^1(t_i)$ – реакция нелинейной системы на единичное входное воздействие.

Качество полученных моделей оценивается с помощью относительной средней ошибки.



где x_i - значение выхода исследуемого объекта, $\hat{x}_i$ - значение выхода модели.

Пример. Рассмотрим нелинейную динамическую систему класса Винера, поведение которой имитируется следующим образом: линейная часть объекта описывается дифференциальным уравнением второго порядка:

$$2 \cdot y''(t) + 0.3 \cdot y'(t) + 1.5 \cdot y(t) = u(t)$$

Нелинейный элемент представляет собой квадратор с параметром $a=4.37$. При построении модели системы, описывающие ее уравнения неизвестны, они используются только для получения выборки измерений входных и выходных переменных. На рисунках 2.6-2.7 показаны результаты моделирования такой системы.

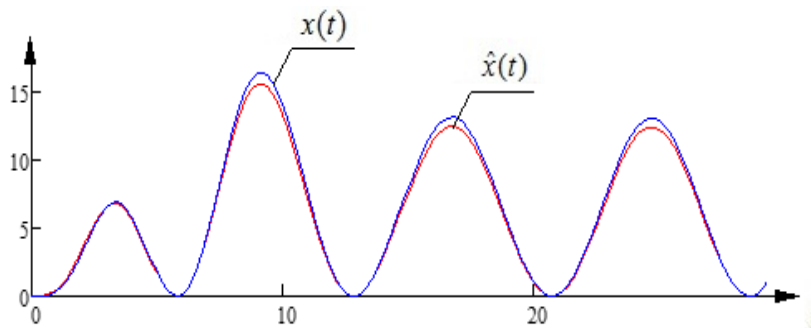


Рисунок 2.6 – Результат идентификации процесса класса Винера, $\hat{x}$ - модель нелинейной системы, $x(t)$ - выход системы, объем выборки $s=150$, помеха 0%, шаг дискретизации $\Delta t=0.2$, помеха 0%, входное воздействие: $u(t)=2\cos(0.4t)$, относительная средняя ошибка моделирования 1.9%

На рисунке 2.6 (и далее) приняты следующие обозначения: $x(t)$ - выход объекта, $\hat{x}(t)$ - выход модели. Добавим к значениям выхода объекта помеху в размере 5% от его величины:

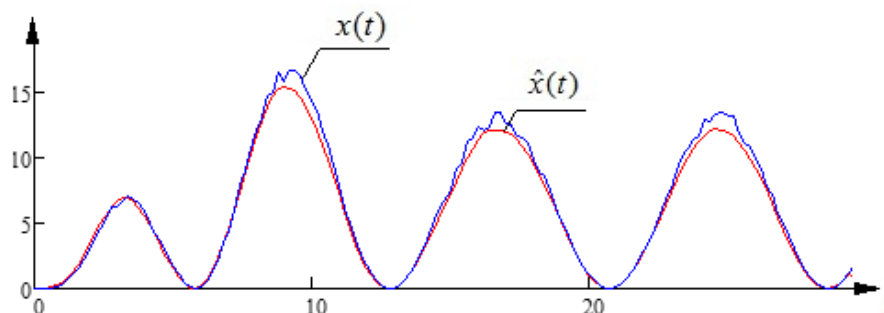


Рисунок 2.7 – Результат идентификации процесса класса Винера, $s=150$, $\Delta t=0.2$, помеха 5%, $u(t)=2\cos(0.4t)$, относительная средняя ошибка моделирования 2.5%

Из рисунков видно, что предложенная непараметрическая модель достаточно точно описывает исследуемую систему, в том числе и при наличии помех в измерениях данных.

Рассматривается модель класса Винера, нелинейная часть которой представляет собой квадратор в общем виде, т.е. нелинейный элемент описывается функцией $x(t) = f(w(t)) = aw^2 + bw + c$, где $a, b, c = \text{const}$ – неизвестные параметры. Выход нелинейной системы при единичном входном воздействии может быть рассчитан следующим образом:

$$x^1(t) = ah^2(t) + bh(t) + c, \quad (2.2.19)$$

где $h(t)$ – переходная функция линейной части системы. Однако значения $h(t)$ недоступны для измерения. Для того, чтобы выразить переходную функцию через выход нелинейной системы, составим квадратное уравнение: $ah^2 + bh + c - x^1 = 0$. Его решением является выражение:

$$\hat{h}(t) = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - x^1)}}{2a}, \quad (2.2.20)$$

где параметры a, b, c – неизвестны.

Параметры уравнения предлагается находить следующим образом:

Пусть в дифференциальном уравнении, описывающем линейную динамическую часть системы, коэффициент усиления равен единице. То есть ЛЭ может быть описан уравнением вида $ax'' + bx' + c = u(t), c=1$. При подаче на вход системы единичного воздействия, выход ЛЭ системы $w(t)=h(t)$ стремится к единице. При этом выход нелинейного объекта в соответствии с (2.2.19) стремится к величине, равной $(a+b+c)$, т.е. к значению $f(1)$. При $u(t)=2$ значение выхода ЛЭ $w(t) = 2 \cdot h(t)$, его установившееся значение $w^{ycm}(t) = 2$ и выход объекта $x(t) = f(2 \cdot h(t))$ стремится к величине $x^{ycm}(t) = f(2)$.

Таким образом, предлагается провести серию m экспериментов, в ходе которых на вход системы подаются воздействия $u_j = r_j, r_j = \text{const}$. При этом $u_j = u_{\min} + j \cdot \Delta u$. Тогда при произвольном входном воздействии: $u(t) = m$ значение выхода ЛЭ $w(t) = m \cdot h(t)$, $w^{ycm}(t) = m$ и выход объекта $x(t) = f(m \cdot h(t))$, $x^{ycm}(t) = f(m)$. В результате получим выборку объема m :

$$\{U, Q\}: U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}, Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}, \quad (2.2.21)$$

где q_i – установившееся значение выхода системы при входном воздействии u_i . Причем, как показано выше, $q_i = f(u_i)$. Полученная в ходе эксперимента выборка показана на рисунке 2.8.

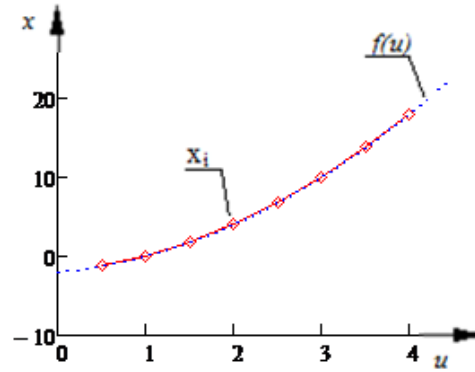


Рисунок 2.8 - Функция $f(u)$, описывающая НЭ системы, x - ее оценка (элементы выборки)

В общем случае параметры квадратичного уравнения можно найти по известным значениям трех его точек, т.е. по результатам 3 экспериментов. Если для уравнения $y = ax^2 + bx + c$ известны координаты 3 различных точек его графика $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$, его коэффициенты могут быть найдены как:

$$a = \left(y_3 - \frac{x_3(y_2 - y_1) + x_2y_1 - x_1y_2}{x_2 - x_1} \right) / x_3(x_3 - x_1 - x_2) + x_1x_2,$$

$$b = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} - a(x_1 + x_2), \quad c = \frac{x_2y_1 - x_1y_2}{x_2 - x_1} + ax_1x_2.$$

Однако в реальных условиях на «входные-выходные» переменные системы действуют помехи в каналах измерения. Тогда по выборке (2.2.21) модель нелинейного элемента нужно оценивать не по трем точкам, так как такая оценка не будет адекватна. Модель нелинейного элемента может быть построена по нескольким точкам с применением различных методов аппроксимации, например, метода наименьших квадратов или как непараметрическую оценку функции регрессии. Таким образом, получим оценку нелинейной части объекта в виде:

$$\hat{f}(w) = \hat{a}w^2 + \hat{b}w + \hat{c}. \quad (2.2.22)$$

При произвольном входном воздействии и нулевых начальных условиях выход линейного звена системы может быть вычислен в виде (2.2.14). Или, с учетом рассчитанного значения переходной функции ЛЭ:

$$w(t) = \frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - x^1)}}{2a} \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau, \quad (2.2.23)$$

x^1 - выход системы при единичном входном воздействии.

Модель нелинейного объекта класса Винера $x(t) = \hat{f}(w(t), a, b, c)$ тогда примет вид:

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) = & a \left[\frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - x^1)}}{2a} \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right]^2 + \\ & + b \cdot \left[\frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - x^1)}}{2a} \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right] + c, \end{aligned} \quad (2.2.24)$$

где a, b, c – оценки параметров функции $f(w)$.

Пусть в линейной части системы коэффициент усиления отличен от единицы. Тогда в обучающей выборке (2.2.21), значения q_i будут прямо пропорциональны $f(u_i)$. Нелинейный блок системы, имеющий вид $f(w) = aw^2 + bw + c$ в результате оценки параметров может быть описан функцией $\hat{f}(w) = a^1 \cdot w^2 + b^1 \cdot w + c^1$, где a^1, b^1, c^1 – оценки параметров НЭ.

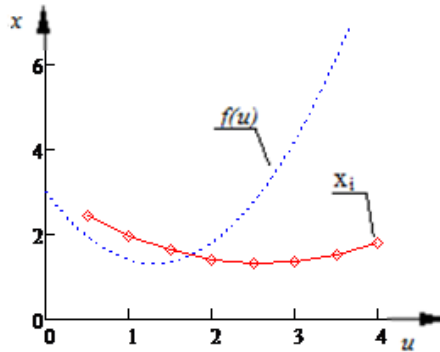


Рисунок 2.9 - Функция $f(u)$, описывающая НЭ системы, x - ее оценка (элементы выборки)

В итоге в качестве оценки нелинейного элемента объекта имеем функцию $\hat{f}(u) = a^1 w^2 + b^1 w + c^1$, параметры которой отличаются от истинных. Оценка переходной функции ЛЭ с учетом рассчитанных параметров примет вид:

$$\hat{h}(t) = \frac{-b^1 \pm \sqrt{(b^1)^2 - 4a^1(c^1 - x^1)}}{2a^1}. \quad (2.2.25)$$

При произвольном входном воздействии оценка выхода линейной части системы может быть рассчитана следующим образом:

$$w(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b^1 \pm \sqrt{(b^1)^2 - 4a^1 \cdot (c^1 - x^1)}}{2a^1} \cdot H' \left(\frac{t - t_i - \tau_j}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau. \quad (2.2.26)$$

Тогда модель нелинейного объекта $\hat{x}(t) = \hat{f}(w(t), a^1, b^1, c^1)$ примет вид:

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) = & a^1 \left[\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b^1 \pm \sqrt{(b^1)^2 - 4a^1 \cdot (c^1 - x^1)}}{2a^1} \cdot H' \left(\frac{t - t_i - \tau_j}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right]^2 + \\ & + b^1 \left[\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b^1 \pm \sqrt{(b^1)^2 - 4a^1 \cdot (c^1 - x^1)}}{2a^1} \cdot H' \left(\frac{t - t_i - \tau_j}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right] + c^1. \end{aligned} \quad (2.2.27)$$

При $u(t) = 1(t)$ выход системы равен $x^1(t) = a \cdot h^2 + b \cdot h + c$, где $h(t)$ - переходная функция ЛЭ, a, b, c – неизвестные (истинные) значения параметров НЭ. Выразим переходную характеристику ЛЭ через известное значение выхода x :

$$h(t) = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - x^1)}}{2a}. \quad (2.2.28)$$

Выразим оценку переходной функции через параметры НЭ системы:

$$h(t) = \frac{-b \cdot h(t) \pm \sqrt{b^2(h(t))^2 - 4a(c - x^1)}}{2a \cdot h(t)} = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - x^1)}}{2a \cdot h(t)}. \quad (2.2.29)$$

Покажем, что модель (2.2.27) является оценкой нелинейной системы, для которой выполняется условие адекватности: $\frac{1}{s} \cdot \sum_{i=1}^s (x(t_i) - \hat{x}(t_i))^2 < \varepsilon, \varepsilon > 0$.

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) = & a^1 \left[\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b \pm \sqrt{(b)^2 - 4a \cdot (c - x^1)}}{2a \cdot h(t)} \cdot H' \left(\frac{t - t_i - \tau_j}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right]^2 + \\ & + b^1 \left[\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b \pm \sqrt{(b)^2 - 4a \cdot (c - x^1)}}{2a \cdot h(t)} \cdot H' \left(\frac{t - t_i - \tau_j}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right] + c^1 = \\ = & a \cdot h^2(t) \left[\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b \pm \sqrt{(b)^2 - 4a \cdot (c - x^1)}}{2a \cdot h(t)} \cdot H' \left(\frac{t - t_i - \tau_j}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right]^2 + \\ & + b \cdot h(t) \left[\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b \pm \sqrt{(b)^2 - 4a \cdot (c - x^1)}}{2a \cdot h(t)} \cdot H' \left(\frac{t - t_i - \tau_j}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right] + c = \\ = & a \cdot \left[\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b \pm \sqrt{(b)^2 - 4a \cdot (c - x^1)}}{2a} \cdot H' \left(\frac{t - t_i - \tau_j}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right]^2 + \\ & + b \left[\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{-b \pm \sqrt{(b)^2 - 4a \cdot (c - x^1)}}{2a} \cdot H' \left(\frac{t - t_i - \tau_j}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right] + c. \end{aligned} \quad (2.2.30)$$

Если предположить истинные параметры нелинейного элемента системы известными, модель (2.2.27) будет иметь вид:

$$\begin{aligned}\hat{x}(t) = f(\hat{w}(t)) &= f\left(\frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - x^1)}}{2a} \cdot H'\left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s}\right) u(\tau_j) \Delta \tau\right) = \\ &= a \left[\frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - x^1)}}{2a} \cdot H'\left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s}\right) u(\tau_j) \Delta \tau \right]^2 + \\ &+ b \cdot \left[\frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - x^1)}}{2a} \cdot H'\left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s}\right) u(\tau_j) \Delta \tau \right] + c,\end{aligned}\quad (2.2.31)$$

где x^1_i – реакция нелинейной системы на единичное воздействие, a, b, c – реальные параметры НЭ системы, a^1, b^1, c^1 – рассчитанные параметры. Так как (2.2.30) и (2.2.31) идентичны, можно сделать вывод, что модель (2.2.27) адекватно описывает исследуемую систему.

Пример. Рассмотрим нелинейную динамическую систему класса Винера, состоящую из квадратора ($a=2, b=-1, c=1$) и разностного аналога дифференциального уравнения $3 \cdot x''(t) + 1,3 \cdot x'(t) + 1 \cdot x(t) = u(t)$ (имитирующего ЛЭ): $x_i = 1,9 \cdot x_{i-1} - 1 \cdot x_{i-2} + 0,005u(t_i)$. Результат моделирования такого процесса представлен на Рисунке 2.10.

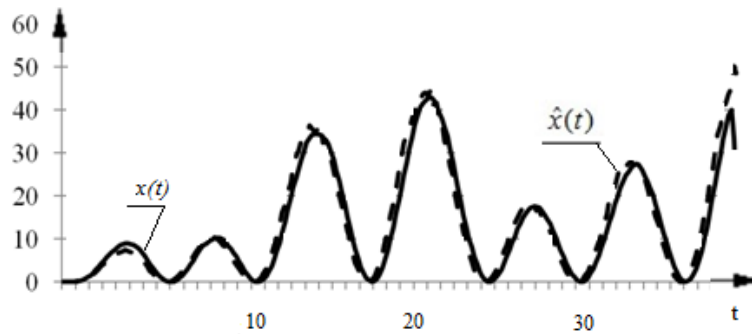


Рисунок 2.10 – Результат оценки выхода $x(t)$. $s=250, \Delta t=0.16$, помеха 5%, $u(t)=3\cos(0.5t)+\sin(0.2t)$, относительная ошибка моделирования 3.7%

Как видно из рисунка и в соответствии со значением ошибки модели можно сделать вывод, что предлагаемый алгоритм позволяет достаточно точно оценивать значение выхода исследуемой системы.

2.2.2 Моделирование систем класса Винера с насыщением

Пусть нелинейное звено системы класса Винера описывается звеном с насыщением вида (2.1.2). В данном случае параметры нелинейного элемента предлагается определить опытным путем в результате экспериментов над системой. Для построения модели такой системы предлагается следующий алгоритм:

1. Проводится серия m экспериментов, в ходе которых на вход системы подаются воздействия различной величины $u_j = r_j$, $r_j = \text{const}$. При этом, величина входных воздействий рассчитывается следующим образом – выбираются границы допустимых значений входных воздействий $u_{\min} \leq u(t) < u_{\max}$, далее определяется шаг дискретизации $\Delta u = (u_{\max} - u_{\min})/m$, $u_j = u_{\min} + j \cdot \Delta u$. В результате получим выборку, $\{u_j, x^{ycm}_j\}, j=1, \bar{m}$, где $x^{ycm} = x^y$ – установившееся значение выхода исследуемой системы[49].

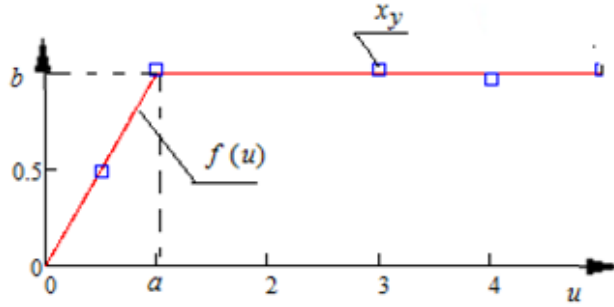


Рисунок 2.11 – Элементы обучающей выборки $\{u_j, x^{ycm}_j\}, j=1, \bar{m}$,

2. По данной выборке оцениваются параметры НЭ системы:

- находится расстояние между двумя соседними измерениями обучающей выборки:
 $\Delta_j = |x^y_j - x^y_{j-1}| / \Delta u$, где Δu – шаг дискретизации.
- оценивается порог нелинейности $\hat{a} = x^y_j$, если $\Delta_j < \varepsilon, \varepsilon > 0$, ε – некоторая малая величина (заданная исследователем);
- оценка параметра $\hat{b} = 1/m \cdot \sum_{j=1}^m x^y_j$, где $x_j = \hat{a}$, и $x_j = x^{ycm}_{j-1}$.
- оценка нелинейного элемента системы может быть получена в виде:

$$\hat{f}(w) = \begin{cases} \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \cdot w, & |w| \leq \hat{a} \\ \hat{b}, & |w| > \hat{a} \end{cases} \quad (2.2.32)$$

3. На вход объекта подается ступенчатая функция, значение которой не превышает порога a . В результате может быть получена оценка переходной характеристики ЛЭ $h(t)$ и построена модель линейной части объекта в виде интеграла Дюамеля.

4. Строится модель объекта, выход которой вычисляется как значение функции, описывающей НЭ, аргументом которой является выход ЛЭ объекта:

$$\begin{cases} \hat{x}(t) = \hat{f}(w(t)), \\ \hat{w}(t) = \int_0^t \hat{h}'(t-\tau)u(\tau)d\tau, \end{cases} \quad (2.2.33)$$

где $\hat{f}(\cdot)$ - оценка функции (2.2.32) НЭ системы, $\hat{w}(t)$ - оценка выхода линейного элемента.

Пример. Рассматривается нелинейная динамическая система класса Винера, состоящая из звена с насыщением с параметрами $b=0.75$, $a=1$ и разностного аналога дифференциального уравнения (имитирующего линейную часть объекта): $x_i = 2 \cdot x_{i-1} - 0.97 \cdot x_{i-2} + 0.005u(t_i)$. Результат моделирования приведен на рисунке 2.12.

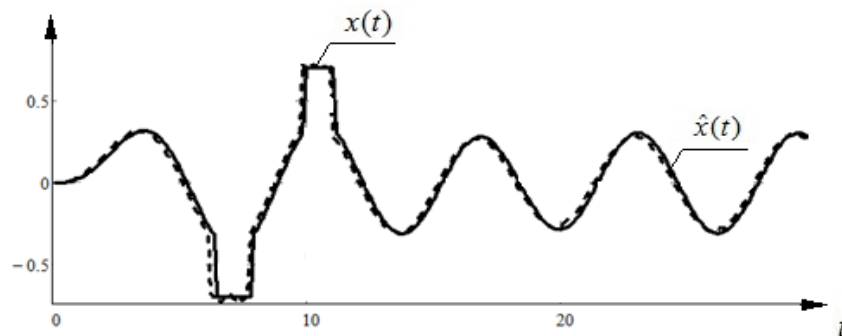


Рисунок 2.12 – Результаты оценки выхода $x(t)$, $s=200$, шаг дискретизации $\Delta t=0.15$, помеха 5%, $u(t)=0.35\sin(t)$, ошибка моделирования 2%

Анализируя результат работы модели нелинейного динамического объекта с видом нелинейности типа звено с насыщением, можно сделать выводы о том, что непараметрическая модель достаточно точно описывает систему при различных входных воздействиях.

2.3 Непараметрическая модель нелинейных систем класса Гаммерштейна

Рассматривается еще один тип системы, составленной из линейного динамического и нелинейного статического блоков, у которой нелинейный элемент предшествует линейному (система класса Гаммерштейна), общая схема которой приведена на рисунке 2.13.

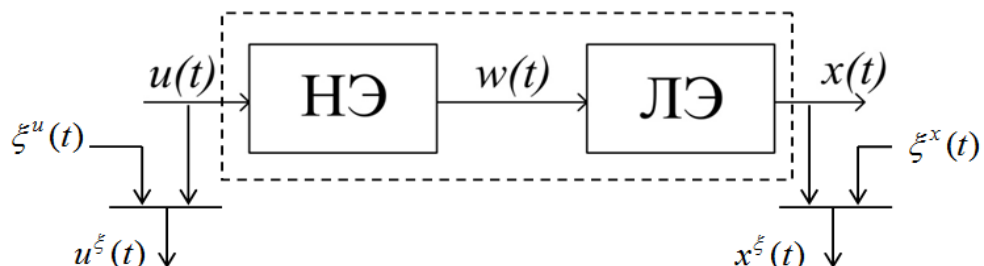


Рисунок 2.13 – Схема нелинейной системы (ЛЭ – линейная динамическая часть, НЭ - нелинейный элемент системы, $w(t)$ – выход промежуточного звена объекта)

Пусть помехи в каналах измерения системы приведены к выходу и вход $u(t)$ известен точно, а выход $x(t)$ измеряется со случайными ошибками. Выход нелинейного элемента $w(t)$ измерению недоступен. Система находится в условиях, когда параметризованная структура ЛЭ не известна, а структура НЭ известна с точностью до параметров. Необходимо на основании измерений выхода объекта при известном входном воздействии построить модель, удовлетворяющую условию минимума квадратичного критерия [91]. Как видно из рисунка 2.13, связь между входной $u(t)$ и выходной $x(t)$ переменными объекта при нулевых начальных условиях может быть описана уравнениями [91, 144]:

$$\begin{aligned} w(t) &= f(u(t), a), \\ x(t) &= \int_0^t h(t-\tau)w(\tau)d\tau, \end{aligned} \quad (2.3.1)$$

Или, исключая переменную $w(t)$,

$$x(t) = \int_0^t h(t-\tau) f(u(\tau), a) d\tau, \quad (2.3.2)$$

где $h(t)$ – переходная функция динамического элемента; $f(u, a)$ – нелинейная функция своих аргументов a , заданная с точностью до вектора неизвестных параметров $\bar{a} = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_k)$ размерности K . Соотношение (2.3.2) описывает модель Гаммерштейна, для идентификации которой необходимо найти весовую функцию ЛЭ и вектор параметров $\bar{a}$.

Пусть $x^1(t)$ – реакция нелинейного объекта на входной сигнал $u(t) = 1(t)$, $x(t)$ – реакция объекта на некоторый тестовый сигнал $u(t)$, форма которого отличается от ступенчатого, например, $u(t) = t$ или $u(t) = \sin(t)$. Измерения сигналов $x^1(t)$ и $x(t)$ в дискретные моменты времени образуют выборки наблюдений $\{u_i, x_i^1, t_i\}$ и $\{u_i, x_i, t_i\}_{i=1, \dots, S}$ соответственно.

Сначала ставится задача идентификации ЛЭ системы. Сигнал $u(t) = 1(t)$, после прохождения НЭ, сохраняет ступенчатую форму, но меняет свое значение:

$$w^1(t, u(t) = 1) = f(1(t), a) = \beta, \quad (2.3.3)$$

где β – константа. Обозначим $h_\beta(t) = \beta \cdot h(t)$. Выход нелинейной системы (2.3.2) при входном сигнале $u(t) = f(t)$ запишется в виде [91, 51]:

$$x^1(t) = \int_0^t h'_\beta(t-\tau) f(\tau) d\tau. \quad (2.3.4)$$

Тогда $x^1(t)$ можно рассматривать как модель некоторой линейной системы с переходной функцией $h_\beta(t)$.

Весовая функция $k_\beta(t) = \frac{d}{dt}x^1(t)$ и ее оценка $\hat{k}_\beta(t)$ может быть получена на основе выборки $\{u_i, x^1_i, t_i\}, i = \overline{1, S}$. В результате оценка весовой функции $\hat{k}_\beta(t)$, определяется с точностью до неизвестного параметра β . Модель (2.3.2) примет вид:

$$\hat{x}(t) = \int_0^t \hat{k}_\beta(t-\tau)w(\tau)d\tau = \int_0^t \hat{k}_\beta(t-\tau)f(u(\tau), \bar{a})d\tau. \quad (2.3.5)$$

Вводя вектор параметров $\bar{a} = (a_0, a_1, \dots, a_k)$ размерности $k+1$, имеем

$$\hat{x}(t) = \int_0^t \hat{h}_\beta(t-\tau)f(u(\tau), \bar{a})d\tau. \quad (2.3.6)$$

Оценки параметров $\bar{a}$ находятся на основе выборки измерений $\{u_i, x_i\}, i = \overline{1, S}$ реакции объекта $x(t)$ на входной сигнал $u(t)$ произвольной формы как решения экстремальной задачи

$$\sum_{i=1}^S (x_i - \hat{x}(t_i))^2 \rightarrow \min_a, \quad (2.3.7)$$

к которой приводит критерий оптимальности (2.2.1) с квадратичной функцией $Q(t)$. Экстремальная задача (2.3.7) может быть решена с помощью большого числа хорошо разработанных методов оптимизации.

В общем виде получены алгоритмы, позволяющие строить непараметрические модели нелинейных динамических систем, представленных в виде модели Гаммерштейна. Далее приводятся частные случаи моделей систем, когда нелинейный элемент представляет собой квадратор и звено с насыщением.

2.3.1 Модель систем класса Гаммерштейна с квадратором

Пусть имеем систему, представленную в виде модели Гаммерштейна (Рисунок 2.14). Причем нелинейная часть системы представляет собой квадратор, описываемый функцией вида: $f(u) = au^2$, где $a = \text{const}$. Выход НЭ тогда $w(t) = f(u, a) = au^2$. При $u(t) = 1(t)$ выход нелинейного элемента системы равен $w(t) = a$. Выход нелинейного объекта рассчитывается следующим образом:

$$x^1(t) = \int_0^t h'(t-\tau)w(\tau)d\tau = a \int_0^t h'(t-\tau)u^2(\tau)d\tau = a \int_0^t h'(t-\tau)d\tau, \quad (2.3.8)$$

Выход $x^1(t)$ при $u(t)=1$ может считаться оценкой переходной функции линейного элемента, значение которой умножено на некоторый коэффициент, то есть $x_1(t) = ah(t)$.

Тогда оценка переходной функции ЛЭ выражается как [52]:

$$\hat{h}(t) = x^1(t) / a, \quad (2.3.9)$$

При произвольном входном воздействии и нулевых начальных условиях выход линейной части системы описывается выражением (2.3.8). С учетом (2.3.9), модель исследуемого объекта примет вид:

$$\hat{x}(t) = a \int_0^t \hat{h}'(t-\tau) u^2(\tau) d\tau = \int_0^t \hat{x}^1(t-\tau) u^2(\tau) d\tau. \quad (2.3.10)$$

Далее приводится непараметрическая модель нелинейного объекта, представленного в виде модели Гаммерштейна с квадратором [52]:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} \hat{x}_i^1 H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u^2(\tau_j) \Delta\tau, \quad (2.3.11)$$

где $x^1(t)$ – реакция нелинейной системы на единичное входное воздействие.

Пример. Рассмотрим нелинейную динамическую систему Гаммерштейна, состоящую из квадратора с параметром $a=3$ и разностного аналога дифференциального уравнения $3 \cdot x''(t) + 0,52 \cdot x'(t) + 1 \cdot x(t) = u(t)$ (имитирующего объект): $x_i = 1,97 \cdot x_{i-1} - 0,975 \cdot x_{i-2} + 0,005 u(t_i)$. Результаты моделирования данного объекта при различных входных воздействиях представлены на рисунках 2.14 и 2.15.

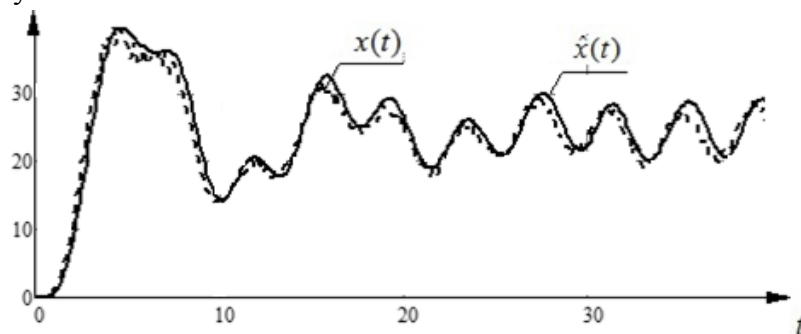


Рисунок 2.14 – Результат моделирования системы класса Гаммерштейна, объем выборки $s=300$, входное воздействие: $u(t)=4\sin(0.8t)$, шаг дискретизации $\Delta t=0.117$, помеха 5%, относительная ошибка моделирования 3.2%

Добавим к выходу объекта помеху 5% от значения выходного сигнала.

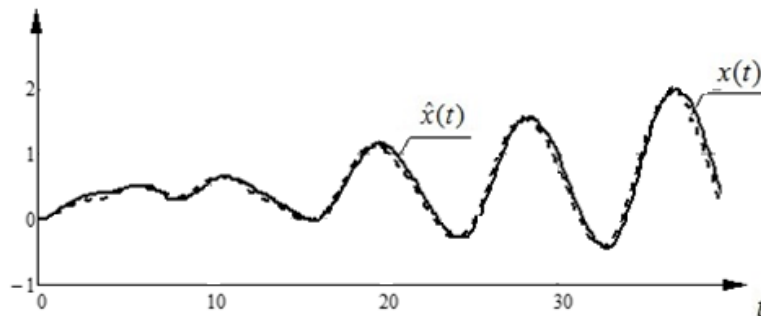


Рисунок 2.15 – Результат моделирования системы класса Гаммерштейна, $s=300$, $\Delta t=0.117$, помеха 5%, $u(t)=0.5\cos(0.75t)+0.01t$, относительная ошибка моделирования 2.88%

Анализируя модели нелинейного динамического объекта с квадратором, можно сказать, что непараметрическая модель достаточно хорошо описывает систему при различных значениях параметров нелинейной части объекта, в условиях зашумленности каналов связи, при различных входных воздействиях.

2.3.2 Модель систем класса Гаммерштейна с насыщением

Рассмотрим нелинейную динамическую систему класса Гаммерштейна, нелинейность в которой представлена звеном с насыщением, то есть описывается функцией вида:

$$\hat{f}(u) = \begin{cases} \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \cdot u, & |u| \leq \hat{a} \\ \hat{b}, & |u| > \hat{a} \end{cases} \quad (2.3.12)$$

где a, b – некоторые неизвестные параметры.

Модель системы в общем виде может быть описана уравнением вида (2.3.2), где неизвестными являются значения параметров функции $f(u, a, b)$ и переходная характеристика линейного элемента системы $h(t)$.

Параметры функции, описывающей НЭ предлагается оценить по следующей схеме:

1. Проводится серия экспериментов, в ходе которых на вход системы последовательно подаются воздействия $u_j = r_j$, $r_j = \text{const}$. При этом, $u_j = r_j = u_{\min} + j \cdot \Delta u$, где $j = \overline{1, m}$, $u_{\min} \leq u(t) < u_{\max}$ – границы допустимых значений входных воздействий, $\Delta u = (u_{\max} - u_{\min})/m$ – шаг дискретизации.

Если $u(t)_j = r_j$, то выход нелинейного элемента $w(t) = \frac{b}{a} \cdot r_j$ если $r_j < a$, или, в противном случае ($r_j > a$), $w(t) = b$. Выход нелинейного объекта $x(t)_j$ равен значению переходной характеристики линейного элемента $h(t)$, умноженной на некоторый коэффициент.

Ниже в таблице представлены обобщенные данные о значениях различных переменных нелинейной динамической системы при подаче на ее вход воздействий различной величины.

Таблица 1. Обобщение экспериментов для определения параметров нелинейного элемента

$u(t)$	$w(t)$	$x(t)$	X_{ycm}
r_1	$\frac{b}{a} \cdot r_1$	$x(t) = \frac{b \cdot r_1}{a} \cdot \int_0^t h'(t - \tau) d\tau = \frac{b \cdot r_1}{a} \cdot \hat{h}(t)$	$\frac{b \cdot r_1}{a} \cdot h_y$
r_2	$\frac{b}{a} \cdot r_2$	$x(t) = \frac{b \cdot r_2}{a} \cdot \hat{h}(t)$	$\frac{b \cdot r_2}{a} \cdot h_y$
r_3	$\frac{b}{a} \cdot r_3$	$x(t) = \frac{b \cdot r_3}{a} \cdot \hat{h}(t)$	$\frac{b \cdot r_3}{a} \cdot h_y$

...	...	...	...
$r_k > a$	b	$x(t) = b \int_0^t \hat{h}'(t-\tau) d\tau = b \cdot \hat{h}(t)$	$b \cdot h_y$
...	...	...	...
$r_m > a$	b	$x(t) = b \cdot \hat{h}(t)$	$b \cdot h_y$

Получим обучающую выборку, составленную из значений входных воздействий и установившегося значения выхода системы: $\{u(t)_j, x(t)_j = x_y\}$, $j = 1, \overline{m}$, на основании которой параметры НЭ оцениваются следующим образом:

2. Находится расстояние между соседними измерениями: $d_j = |x_j - x_{j-1}| / \Delta u$, где Δu – шаг дискретизации по u .

3. Параметры функции $f(u)$ оцениваются согласно алгоритму (2.2.32).

В соответствии с видом функции (2.3.12), строится оценка нелинейного элемента:

Модель нелинейного объекта класса Гаммерштейна с насыщением:

$$\hat{x}(t) = \int_0^t \hat{h}'(t-\tau) \hat{f}(u(\tau), \hat{a}, \hat{b}) d\tau. \quad (2.3.13)$$

Численный вариант данной модели:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} \hat{h}_i H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) \hat{f}(u(\tau_j)) \Delta\tau. \quad (2.3.14)$$

Пример. Рассмотрим нелинейную динамическую систему класса Гаммерштейна, состоящую из звена с насыщением ($a=2$ $b=0.3$) и разностного аналога дифференциального уравнения: $x_i = 1,804 \cdot x_{i-1} - 0,874 \cdot x_{i-2} + 0,035u(t_i)$. Отметим, что вид уравнения, описывающего динамический процесс, и параметры a , b при построении непараметрической модели неизвестны, известны только реализации, полученные в ходе экспериментов. На рисунках 2.16-2.17 приведены модели описанного объекта при различных входных воздействиях.

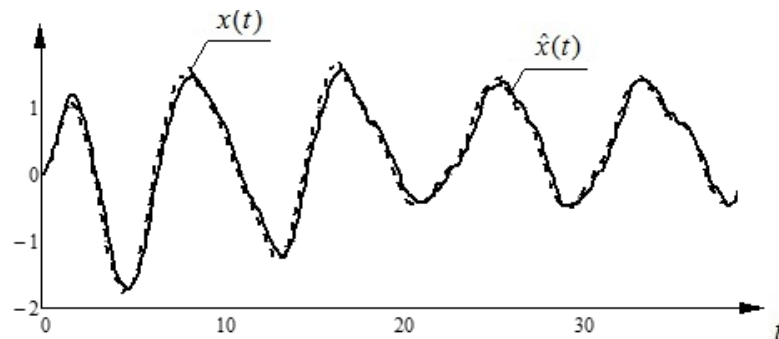


Рисунок 2.16 – Результаты моделирования, объем выборки $s=300$, помеха 5%, входное воздействие $u(t)=0.5\cos(0.75t)+0.01t$.

Далее подадим на вход объекта $u(t)=5\cos(0.7t)\cos(0.4t-0.2)$.

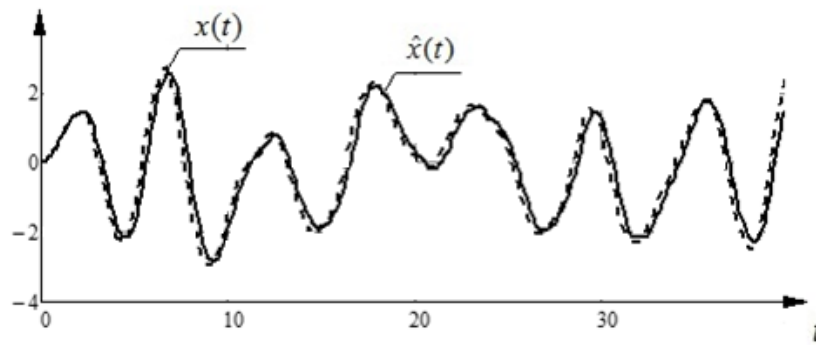


Рисунок 2.17 – Результаты моделирования, $x(t)$ - выход системы, объем выборки $s=200$, помеха 5%, входное воздействие $u(t)=5\cos(0.7t)\cos(0.4t-0.2)$

Анализируя результаты вычислительных экспериментов, можно считать, что модели нелинейного динамического объекта с видом нелинейности типа звена насыщения и квадратора, достаточно точно описывают систему при различных значениях параметров нелинейной части объекта, в условиях зашумленности каналов связи, при различном объеме выборки и различных входных воздействиях.

2.4 Определение вида нелинейности моделей Винера и Гаммерштейна

Рассматривается нелинейная динамическая система класса Винера или Гаммерштейна, вид нелинейного элемента которой неизвестен. Необходимо построить модель такой системы в соответствии с общей схемой, представленной на рисунке 2.1. В пунктах 2.2 – 2.3 Раздела 2 были описаны алгоритмы определения параметров функции НЭ системы в случае, когда задана ее параметрическая структура. Обобщим данные процедуры на случай непараметрической неопределенности, когда неизвестна структура и параметры функции, описывающей НЭ. Основная идея алгоритма оценивания нелинейного блока систем класса Винера и Гаммерштейна в данном случае состоит в формировании обучающей выборки на основании результатов дополнительных экспериментов. По данной выборке модель нелинейного блока системы может быть построена с применением непараметрического подхода.

Оценка нелинейного блока моделей класса Винера. Для простоты будем предполагать, что в линейной части системы типа Винера коэффициент усиления равен единице. Тогда при подаче на вход системы единичного воздействия, выход ЛЭ будет равен его переходной характеристике $h(t)$ и его значение будет стремиться к единице. При этом выход нелинейного объекта $x(t)=f(w)$ будет стремиться к величине $f(1)$, где $f(w)$ – функция НЭ системы. При входном воздействии $u(t)=2$, выход линейного элемента будет равен значению переходной

функции, умноженному на величину $u(t)$, то есть $w(t)=2h(t)$, и будет стремиться к 2. Выход объекта $x(t)=f(2h(t))$ будет стремиться к значению $f(2)$.

Для получения обучающей выборки проводится серия из m экспериментов, в ходе которых на вход системы последовательно подаются воздействия $u_j = r_j$, $r_j = \text{const}$. При этом, $u_j = r_j = u_{\min} + j \cdot \Delta u$, где $j = \overline{1, m}$, $u_{\min} \leq u(t) < u_{\max}$ – принятые границы допустимых значений входных воздействий, $\Delta u = (u_{\max} - u_{\min})/m$ – шаг дискретизации обучающей выборки.

Проведя серию экспериментов, можем получить следующую выборку

$$\{U, Q\}: U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}, Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}, \quad (2.4.1)$$

где q_i – установившееся значение выхода системы $x(t)$ при входном воздействии $u(t)=r_i$. Причем $q_i=f(r_i)$. Если коэффициент усиления системы отличен от единицы, в выборке (2.4.1) значения q_i пропорциональны $f(u_i)$, т.е. $q_i=Cf(u_i)$, C – коэффициент пропорциональности. На рисунке 2.18 показан график функции $f(u_i)$ и точки выборки (2.4.1), по которым строится оценка НЭ системы.

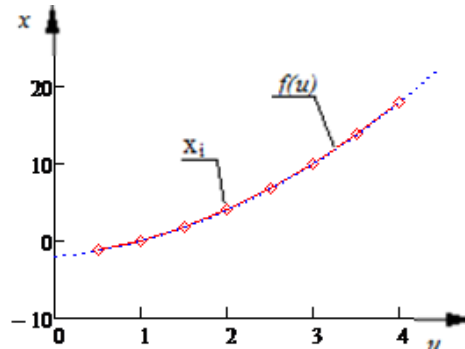


Рисунок 2.18 - Общий вид нелинейного элемента системы (квадратор), Функция, описывающая НЭ объекта $f(u)$, $x_i=q_i$ – обучающая выборка (2.4.1)

На основании обучающей выборки $\{U, Q\}$ предлагается строить оценку функции нелинейного звена объекта в виде $q = \hat{f}(u)$, а также зависимость $u = g(q) = \hat{f}^{-1}(q)$, где $g(q)$ – оценка функции, обратной к $f(u)$.

Пусть $\{u_i, q_i\}, i = \overline{1, s}$ – выборка статистически независимых наблюдений значений величин (u, q) , распределенных с неизвестной плотностью вероятности $p(u, q)$. Априори вид нелинейной стохастической зависимости $q = f(u)$ не задан, но известно, что оператор $f(x)$ имеет однозначный характер. Для построения математической модели функции $f(u)$ можно использовать формулу непараметрической оценки регрессии Розенבלата-Парзена:

$$\hat{f}(u) = \frac{\sum_{i=1}^m q_i \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_m}\right)}{\sum_{i=1}^m \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_m}\right)}, \quad (2.4.2)$$

где $\Phi(\cdot)$ – колоколообразная функция, c_s – параметр размытости, $\{u_i, q_i\}$ – выборка объема m .

Выбор оптимального параметра размытости, осуществляется путем минимизации среднеквадратичной ошибки по параметру c_s :

$$W(C_m) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (q_i - \hat{f}(u_i))^2 \rightarrow \min_{C_m} \quad (2.4.3)$$

Оценку функции $u = \hat{f}^{-1}(u)$ получаем в виде.

$$\hat{g}(q) = \hat{f}^{-1}(q) = \frac{\sum_{i=1}^m u_i \Phi\left(\frac{q - q_i}{c_m}\right)}{\sum_{i=1}^m \Phi\left(\frac{q - q_i}{c_m}\right)}. \quad (2.4.4)$$

В общем случае оценка (2.4.2) восстанавливает лишь часть нелинейного звена $f(u)$ при $u > 0$, однако необходимо определить вид функции при любом аргументе. Для этого предполагаем, что функция НЭ симметрична относительно оси ординат $f(-u) = f(u)$ или $f(-u) = -f(u)$. Таким образом, можно считать, что вид нелинейности системы определен с помощью оценок (2.3.2), (2.4.4). Выход исследуемого нелинейного объекта:

$$x(t) = \hat{f}(w), \quad (2.4.5)$$

где $w(t)$ – выход линейного элемента системы, оценка $f(w)$ определяется согласно (2.4.2). Неизвестным здесь остается значение $w(t)$. При единичном входном воздействии выход нелинейной системы $x^1(t) = f(h(t))$ то есть значения переходной функции ЛЭ $h(t)$:

$$h(t) = f^{-1}(x^1(t)) = \hat{g}(x^1(t)), \quad (2.4.6)$$

где x_i^1 – реакция нелинейной системы на единичное входное воздействие.

При произвольном входном воздействии модель линейного элемента:

$$w(t) = \int_0^t h'(t - \tau) u(\tau) d\tau = \frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \hat{g}(q_i) \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \quad (2.4.7)$$

Подставив оценку $w(t)$ в (2.4.5), получим непараметрическую оценку прогноза выхода нелинейного объекта класса Винера в условиях неопределенности:

$$\hat{x}(t) = \hat{f} \left[\frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \hat{g}(x_i^1) \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) u(\tau_j) \Delta \tau \right], \quad (2.4.8)$$

Пример. Схема проведения экспериментов и получения обучающей выборки. Рассмотрим нелинейную динамическую систему класса Винера, линейная часть объекта описывается дифференциальным уравнением: $2 \cdot x''(t) + 0.3 \cdot x'(t) + 1.5 \cdot x(t) = u(t)$. Нелинейный элемент - квадратор. При последовательной подаче на вход нелинейной системы $u(t)=1,2,3,4,5,6,\dots,10$ получим выборку объемом 15, состоящую из значений входных и соответствующих им выходных величин объекта.

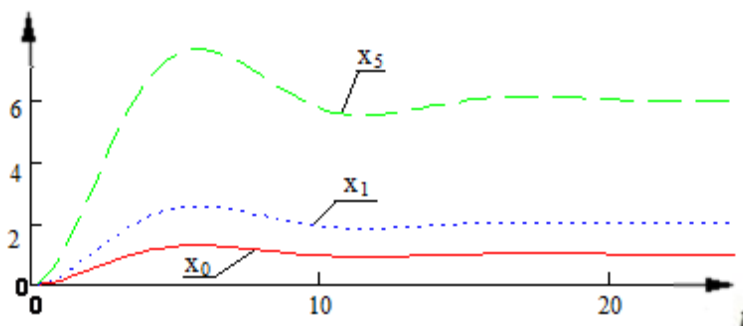


Рисунок 2.19 - Реакция объекта x_i на тестовые входные возмущения

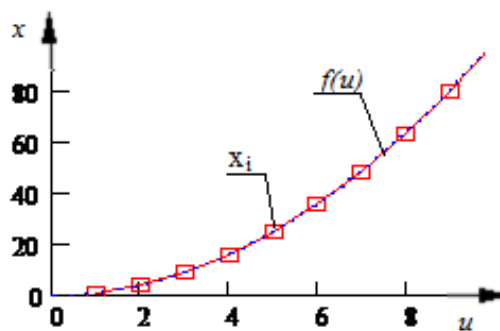


Рисунок 2.20 - Функция НЭ $f(u)$, x_i – выборка значений системы на тестовые возмущения

По точкам полученной выборки, при помощи непараметрической оценки регрессии восстанавливаем общий вид нелинейной части системы.

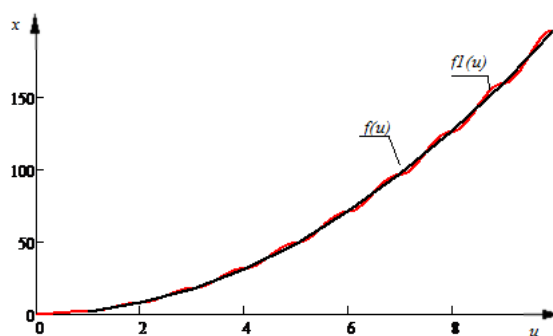


Рисунок 2.21 - Функция НЭ $f(u)$, $\hat{f}(u)$ – ее непараметрическая оценка

Как видно из рисунка 2.21, непараметрическая модель НЭ дает достаточно точное описание исследуемой функции $f(u)$.

Оценка нелинейного блока моделей класса Гаммерштейна. Рассмотрим задачу идентификации системы класса Гаммерштейна (рисунок 2.14), исходная информация соответствует условиям непараметрической неопределенности. То есть структура и параметры моделей как динамического, так и безынерционного блоков системы неизвестны. Требуется построить модель системы на основании измерений «входных-выходных» переменных.

При подаче на вход системы воздействия $u(t) = 1(t)$, выход нелинейного блока принимает значение, равное $f(1(t)) = c1, c1 = \text{const}$. Выход исследуемого объекта $x^1(t)$ в соответствии с (2.3.5) стремится к величине:

$$x^1(t) = \int_0^t h(t-\tau) f(1(\tau)) d\tau = c1 \int_0^t h(t-\tau) d\tau, \quad (2.4.9)$$

где $h(t)$ - переходная функция линейного звена системы. Тогда при некотором произвольном входном воздействии $u(t) = r, r = \text{const}$ выход нелинейного $w(t)$ и линейного $x(t)$ блоков системы равны соответственно следующим величинам:

$$w(t) = f(r) = R, R = \text{const}, \quad x(t) = R \int_0^t h(t-\tau) d\tau = f(r) \int_0^t h(t-\tau) d\tau \quad (2.4.10)$$

Для получения обучающей выборки проводится серия из m экспериментов, в ходе которых на вход системы последовательно подаются воздействия $u_j = r_j, r_j = \text{const}$. При этом, $u_j = r_j = u_{\min} + j \cdot \Delta u$, где $j = \overline{1, m}$. В результате получим выборку:

$$\{U, Q\}: U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}, Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}, \quad (2.4.11)$$

где q_i – установившееся значение выхода системы $x(t)$ при входном воздействии $u(t) = u_i$. Причем значения q_i будут пропорциональны $f(u_i)$, т.е. $q_i = C f(u_i)$, C – коэффициент пропорциональности.

Оценку зависимости величины установившегося значения выхода q от величины входного сигнала u строим в виде непараметрической оценки регрессии.

$$\hat{f}(u) = \frac{\sum_{i=1}^m q_i \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_m}\right)}{\sum_{i=1}^m \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_m}\right)}, \quad (2.4.12)$$

где u_i и q_i – элементы выборки, m – объем выборки. Значения полученной оценки $q = \hat{f}(u)$ в каждой точке u будут прямо пропорциональны значениям функции НЭ $f(u)$, т.е. $\hat{f}(u) = C \cdot f(u)$, $C = \text{const}$ – коэффициент пропорциональности. Будем полагать, что вид нелинейности системы определен в виде (2.4.12). Тогда выход нелинейного блока может быть вычислен как:

$$w(t) = \hat{f}(u(t)). \quad (2.4.13)$$

Выход нелинейной системы при единичном входном воздействии:

$$x(t, u(t) = 1) = x^1(t) = f(1) \cdot \int_0^t h(t-\tau) 1(\tau) d\tau = f(1) \cdot h(t). \quad (2.4.14)$$

Тогда оценка переходной функции: $\hat{h}(t) = x^1(t) / f(1)$.

Модель системы класса Гаммерштейна при произвольном входном воздействии:

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \frac{x^1(t_j)}{\hat{f}(1)} \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) \hat{f}(u(\tau_j)) \Delta \tau, \quad (2.4.15)$$

Предложенный алгоритм позволяет во многих случаях оценить вид нелинейности динамической системы класса Винера или Гаммерштейна, находящейся в условиях непараметрической неопределенности, а также построить ее модель. Исключение составляют системы с неоднозначной нелинейностью, например, люфт, так как предлагаемый метод оценки не позволяет получить адекватную оценку функции, описывающей НЭ объекта.

2.5 Численные исследования непараметрических моделей нелинейных систем

2.5.1 Результаты численных исследований критериев линейности

При решении задач идентификации и управления на практике необходимо, чтобы полученная модель объекта описывала его адекватно. То есть при отсутствии полной априорной информации об объекте, необходимо получение наибольшего числа сведений о нем. Для этого ставятся задачи, связанные с исследованием свойств объекта, в том числе задача проверки гипотезы о его линейности. Численные исследования включают сравнение значений критериальных функций $W1$ (1.3.3) и $W2$ (1.3.13) для моделей нелинейных динамических систем с различными видами нелинейности, а также некоторой линейной системы. Вывод о линейности системы делается на основании значений критериев, если $W1$ и $W2$ принимают значение, достаточно близкое к 0.

Пример 1. В качестве имитации поведения объекта рассматривается его описание дифференциальным соотношением:

$$2,9 \cdot x''(t) + 1,3 \cdot x'(t) + 1 \cdot x(t) = u(t). \quad (2.5.1)$$

В качестве имитации линейной компоненты объекта используется линейная разностная модель 2-го порядка. Численный аналог выражения (2.5.1) для момента времени t_i :

$$x_i = 1,941 \cdot x_{i-1} - 0,946 \cdot x_{i-2} + 0,005 \cdot u(t_i),$$

где x_i - значение выхода системы в момент времени t_i . Объем выборки принят $s = 250$. На численные значения выходных сигналов наложена случайная помеха, составляющая 5% от величины сигнала. Для данного примера значение среднеквадратического критерия линейности равно $W1=0.002$, критерия относительной меры нелинейности – $W2=0.034$. То есть, на

основании значений критериев, можно подтвердить принадлежность динамической системы, описываемой уравнением (2.5.1) к классу линейных.

Пример 2. Рассмотрим нелинейную систему класса Винера, линейная часть которой описывается уравнением (2.5.1), а нелинейный элемент представляет собой функцию $f(x)=x^2$. В качестве тестового входного сигнала принят: $u(t)=2\sin(0.3\pi t)$. Пусть построена модель объекта как непараметрическая оценка ЛДС (2.1.16). То есть при построении модели исследователи предполагали, что объект относится к классу линейных. На рисунке 2.22 приведен график значений выхода исследуемой системы и ее модель.

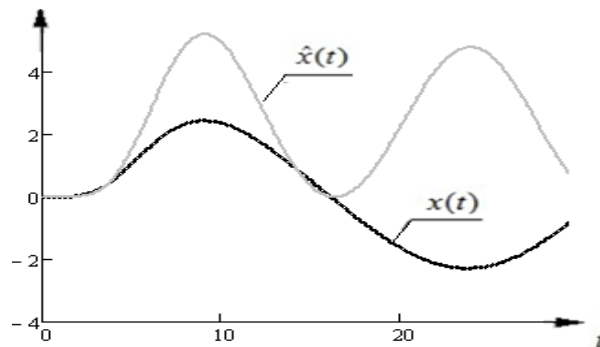


Рисунок 2.22 – Результат моделирования системы класса Винера, x – реакция объекта на тестовое возмущение, $\hat{x}(t)$ – модель объекта в виде интеграла Дюамеля

Критерий линейности, основанный на среднеквадратической ошибке линейной модели $W1=11.304$, относительная мера нелинейности – $W2=0.999$. Можно сделать вывод о том, что линейная модель не может адекватно описать данную систему, поэтому она может быть отнесена к классу нелинейных.

Пример 3. Рассмотрим объект, поведение которого имитируется следующим дифференциальным уравнением: $x'(t) + 2,5 \cdot x(t) + 1,5x(t)^2 = u(t)$, где $s=300$ – объем выборки, $u(t)=\sin(0.6t)$. По аналитическому виду дифференциального уравнения можно отнести данную систему к классу нелинейных, однако она не описывается моделью класса Винера или Гамерштейна. На рисунке 2.23 приведено значение выхода системы и его модель.

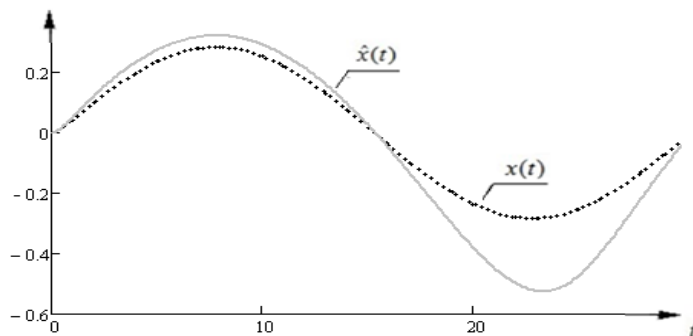


Рисунок 2.23 – Результат моделирования системы. x – реакция объекта на тестовое возмущение, $\hat{x}(t)$ – модель объекта в виде интеграла Дюамеля

Критерий линейности, основанный на среднеквадратической ошибке $W1=0.012$, относительная мера нелинейности – $W2=0.99288$. В данном случае, исходя из значения критериев, нелинейность системы может быть принята несущественной, так как среднеквадратическая ошибка моделирования не позволяет однозначно сделать вывод о линейности исследуемой системы.

Пример 4. Рассмотрим нелинейную систему класса Винера, линейная часть которой описывалась уравнением (2.5.1), а нелинейный элемент – звено с насыщением. В качестве входного сигнала использовано: $u(t)=2\sin(0,3\pi t)$.

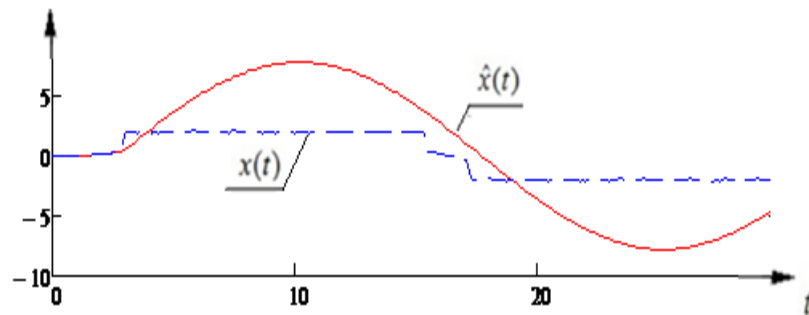


Рисунок 2.24 – Результат моделирования системы, x – выход объекта, $\hat{x}(t)$ – его модель в виде интеграла Дюамеля

Критерий линейности, основанный на среднеквадратической ошибке линейного описания процесса равен $W1=14.655$, относительная мера нелинейности – $W2=0.903$. На основании данных критериев можно сделать вывод о нелинейности исследуемой системы.

Пример 5. На примере системы класса Винера с квадратором, ЛЭ которой описывается уравнением (2.5.1) исследуем зависимость значения критериев линейности от объема выборки. Результаты показаны на Рисунках 2.25 и 2.26.

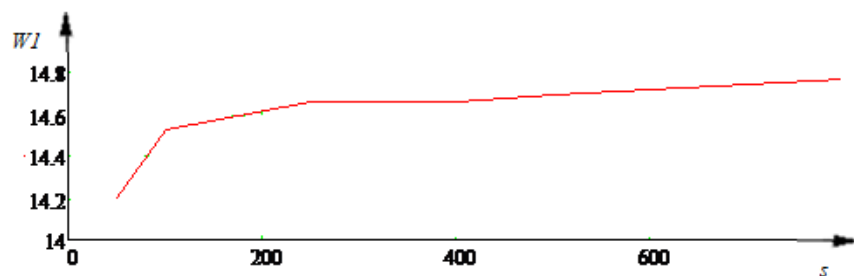


Рисунок 2.25 – Зависимость значений критерия (1.3.3) от объема выборки

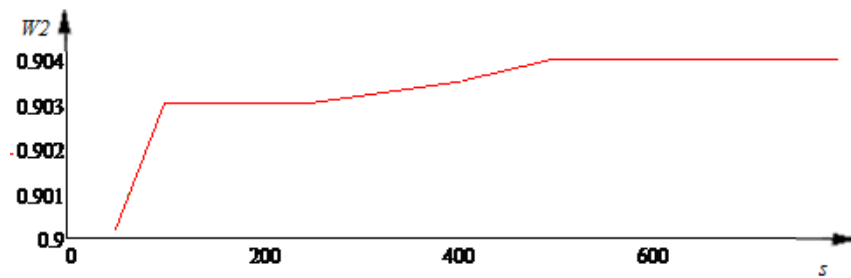


Рисунок 2.26 – Зависимость значений критерия (1.3.13) от объема выборки

С возрастанием объема выборки величины критериев становятся более стабильными, что объясняется уменьшением влияния случайных помех, содержащейся в выборке, на качество непараметрической модели.

Пример 6. На Рисунках 2.27 и 2.28 показаны результаты сравнения критериев линейности системы класса Винера, содержащей нелинейный элемент в виде звена с насыщением при $u(t)=2\sin(0.3\pi t)$. Объем выборки $s = 250$.

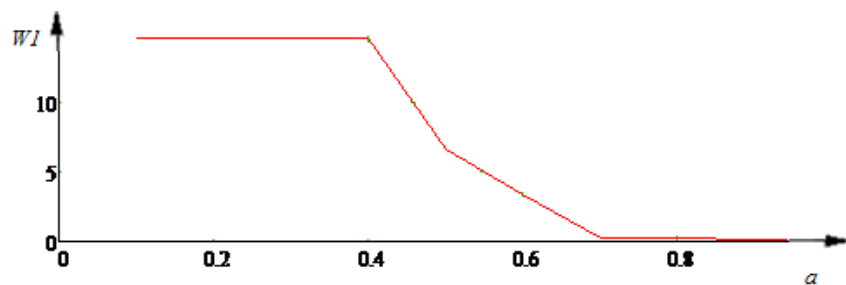


Рисунок 2.27 – Зависимость значений критерия (1.3.3) от величины порога насыщения

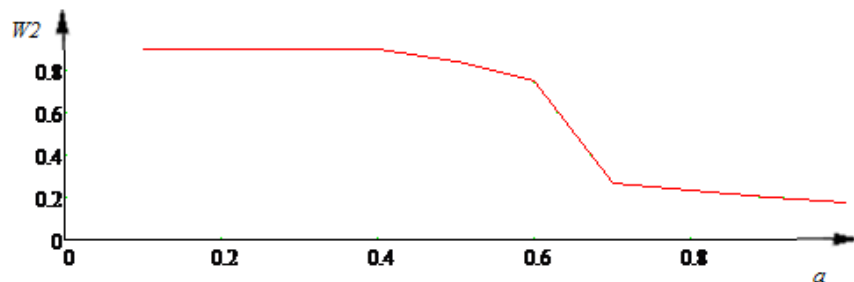


Рисунок 2.28 – Зависимость значений критерия (1.3.13) от величины порога насыщения

Величины критериев (1.3.3), (1.3.13) для нелинейных систем со звеном насыщения постоянны до определенного значения порога насыщения, а затем она уменьшается при снижении влияния на нелинейность системы. Следовательно, уменьшается и ошибка идентификации системы в терминах линейных моделей.

На основании результатов численных исследований, можно сделать вывод о необходимости применения обоих критериев для установления факта линейности. В противном случае нельзя достоверно судить о принадлежности исследуемой системы к классу линейных или нелинейных.

2.5.2 Численные исследования моделей нелинейных динамических систем

В качестве объекта численных исследований предложенных алгоритмов идентификации использовались различные процессы класса Винера и Гаммерштейна (см. рисунки 2.4 и 2.13 соответственно). Исследовались системы с нелинейным элементом вида квадратор и звено с насыщением. Моделирование проводилось с применением непараметрических алгоритмов, приведенных в пунктах 2.2-2.4.

В качестве колоколообразного ядра, необходимого для непараметрического оценивания зависимостей, использовалась функция:

$$H(z) = \begin{cases} \frac{\cos(z) + 1}{2\pi}, & |z| \leq \pi \\ 0, & |z| > \pi \end{cases} \quad (2.5.2)$$

где z – произвольная переменная (аргумент функции). Выбор колоколообразной функции основывается на том, что для реализации алгоритмов требуется значение производной от данной функции, а выбранный вид позволяет проводить операцию дифференцирования:

Отметим еще раз, что исследуемые объекты находятся в условиях частичной непараметрической неопределенности. То есть линейная динамическая часть объектов класса Винера и Гаммерштейна описывается некоторым линейным дифференциальным уравнением неизвестного порядка. В примерах уравнение объекта приводится для того, чтобы получить общее представление о моделируемом процессе. Исследователю доступны только измерения реакции систем при различных входных воздействиях (выборка «входных-выходных» переменных), а также структура функции НЭ с точностью до параметров.

Для анализа работы предложенных алгоритмов идентификации получены и исследованы основные количественные результаты, характеризующие качество работы моделей объектов при различных условиях. Исследовались зависимости ошибки идентификации от значений интервала дискретизации (т.е. интервала измерения характеристик процесса); от уровня ошибок измерения, а также от объема выборки.

Помехи в каналах измерения объектов имитировались следующим образом:

$$x_{i,sh} = x_i + c \cdot \xi_i \quad (2.5.3)$$

где x_i – выход объекта (без учета влияния помехи), ξ – нормально распределенная аддитивная помеха с нулевым математическим ожиданием и единичной дисперсией. Константа c определяет уровень (интенсивность) помехи.

Качество моделей оценивается с помощью относительной средней ошибки.

$$W = \frac{1}{s} \cdot \sum_{i=0}^{s-1} \frac{|x_i - \hat{x}_i|}{|x_{\min} - x_{\max}|} \cdot 100\%, \quad (2.5.4)$$

где x_i - значение выхода исследуемого объекта, $\hat{x}_i$ - значение выхода модели.

Моделирование процессов класса Винера. Рассматриваются системы класса Винера, структура функции НЭ которых известна с точностью до параметров.

Идентификация систем с квадратором. Пример 1. Рассмотрим нелинейную динамическую систему класса Винера, состоящую из квадратора ($a=2$) и разностного аналога дифференциального уравнения $3 \cdot x''(t) + 1,3 \cdot x'(t) + 1 \cdot x(t) = u(t)$ (имитирующего объект):

$$x_i = 1,9 \cdot x_{i-1} - 1 \cdot x_{i-2} + 0.005u(t_i) \quad (2.5.5)$$

Структура и параметры уравнения, описывающего процесс, неизвестны. По выборке входных и выходных переменных процесса построена его непараметрическая модель, график которой представлен на рисунке 2.29.

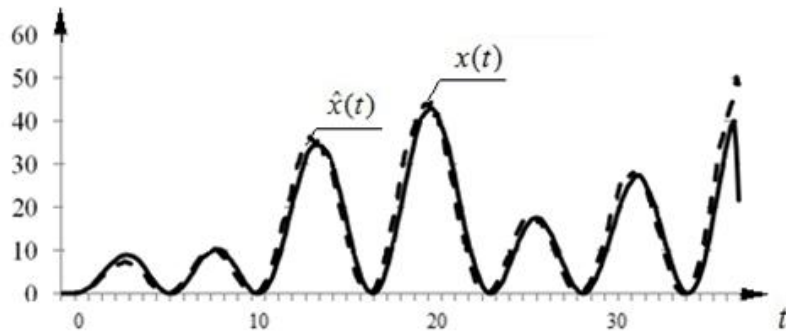


Рисунок 2.29 – Результаты моделирования системы класса Винера, $x(t)$ - выход системы, $\hat{x}(t)$ - выход модели, $s=250$, помеха 5%, $u(t)=3\cos(0.5t)+\sin(0.2t)$, ошибка моделирования 2,6%

Пример 2. Рассматривается система класса Винера, линейная часть которой имитируется уравнением (2.5.7), нелинейный элемент - $f(z) = z^2 + 1.6z - 2$. Оценка параметров НЭ: $a1=1.01$, $b1=1.61$, $c1=-2$. На рисунках представлены результаты моделирования при $u(t)=2\cos(0.4t)$.

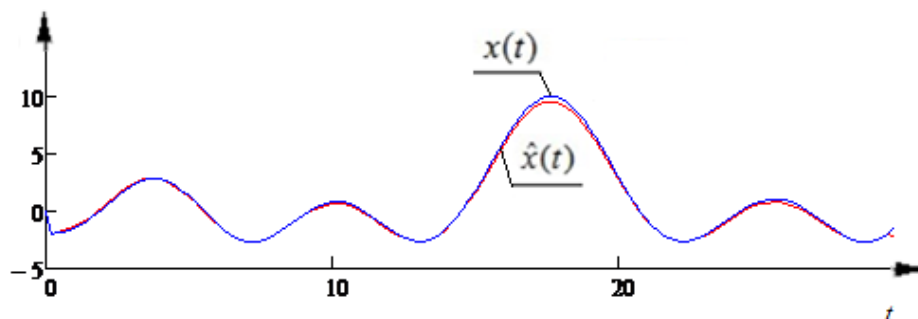


Рисунок 2.30 – Результат моделирования системы класса Винера, $x(t)$ - выход системы, $\hat{x}(t)$ - выход модели, $s=150$, $\Delta t=0.2$, помеха 0%, относительная ошибка моделирования 1.1%,

Добавим помеху, значение которой составляет 5% от величины выходной переменной:

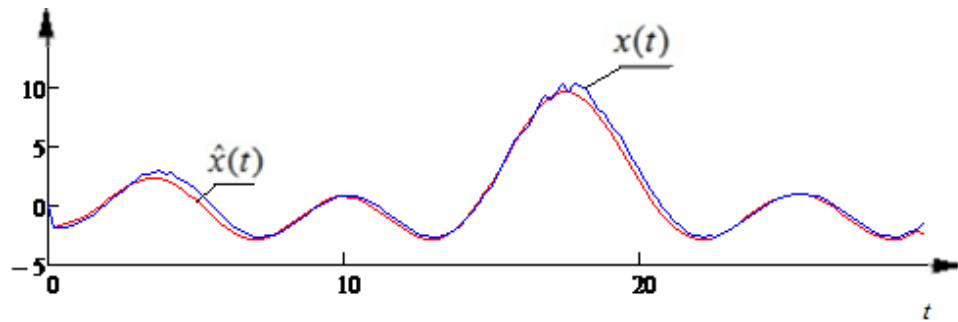


Рисунок 2.31 – Результаты моделирования системы класса Винера, объем выборки $s=150$, шаг дискретизации выборки $\Delta t=0.2$, помеха 5%, относительная средняя ошибка моделирования 2.5%

Пример 3. Рассмотрим система класса Винера, поведение линейного динамического блока которого имитируется следующим образом:

$$1.5 \cdot y''(t) + 0.7 \cdot y'(t) + 2 \cdot y(t) = u(t) \quad (2.5.6)$$

Нелинейный элемент $f(z) = z^2 - 2.6z + 3$. Оценка нелинейного элемента: $\hat{f}(z) = 0.25z^2 - 1.3z + 3$.

На рисунках 2.32-2.33 представлены модели данной системы:

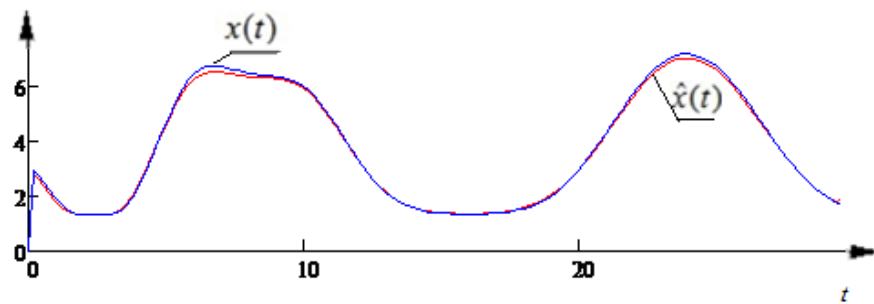


Рисунок 2.32 – Результаты моделирования системы класса Винера, объем выборки $s=150$, шаг дискретизации $\Delta t=0.2$, помеха 0%, относительная средняя ошибка моделирования 1%, входное воздействие: $u(t)=2\cos(0.4t)$

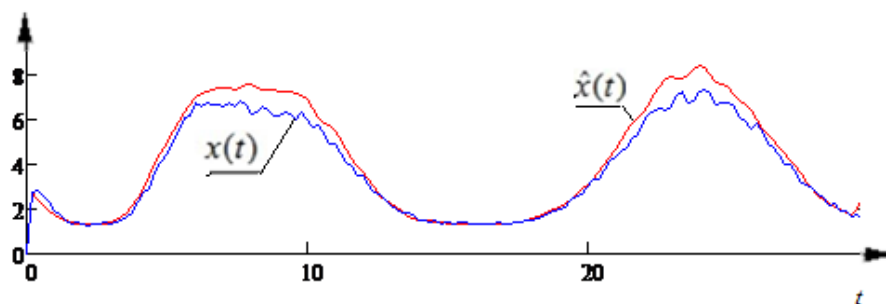


Рисунок 2.33 – Результаты моделирования системы класса Винера, $s=150$, $\Delta t=0.2$, помеха 7%, $u(t)=2\cos(0.4t)$, относительная средняя ошибка моделирования 5.3%

Анализируя результаты моделирования можно сказать, что предлагаемые алгоритмы позволяют достаточно точно оценивать значения выхода исследуемой системы при различных входных воздействиях.

Пример 4. Рассмотрим три нелинейные системы класса Винера с квадратором ($a=3$),

линейные блоки которых имитируются дифференциальными уравнениями различных порядков. Общий вид дифференциальных уравнений систем 2, 3 и 5 порядков соответственно:

$$2 \frac{d^2 x}{dt^2} + 0.9 \frac{dx}{dt} + x = u \quad (2.5.7)$$

$$2 \frac{d^3 x}{dt^3} + 4 \frac{d^2 x}{dt^2} + 1.5 \frac{dx}{dt} + x = u \quad (2.5.8)$$

$$0.1 \frac{d^5 x}{dt^5} + 1.06 \frac{d^4 x}{dt^4} + 0.61 \frac{d^3 x}{dt^3} + 2.1 \frac{d^2 x}{dt^2} + 0.5 \frac{dx}{dt} + x = u. \quad (2.5.9)$$

Вид и параметры уравнения, описывающего процесс, неизвестны. Непараметрические модели процессов строятся в условиях частичной неопределенности, по выборке входных и выходных переменных. Качество моделей оценивается по величине относительной средней ошибки прогноза (2.5.6). В таблице приведены обобщенные результаты моделирования описанных систем в различных условиях. Исследована зависимость качества модели от частоты измерения (шага дискретизации выборки Δt) и уровня помех в каналах измерения (в пределах 0-10% от значения выходного сигнала).

Таблица 2 – обобщенные результаты численного исследования моделей систем класса Винера

Шаг дискретизации	$\Delta t=2$	$\Delta t=1.5$	$\Delta t=1$	$\Delta t=0.5$	$\Delta t=0.25$	$\Delta t=0.15$	$\Delta t=0.1$
Система 2 порядка							
$\xi=0\%$	2.9	2.5	1.8	1.5	1	1	0.7
$\xi=5\%$	3.5	3.1	2.9	2.8	2.5	1.9	1.2
$\xi=7\%$	7.1	6.5	6.4	6.1	5.3	5.3	4.5
$\xi=10\%$	9.6	9	8.5	8.2	7.8	7.3	6.9
Система 3 порядка							
$\xi=0\%$	3.6	2.9	1.9	1.5	1.1	1.1	1
$\xi=5\%$	3.9	3.8	3.3	3.1	2.6	1.8	1.5
$\xi=7\%$	7.2	7	6.6	6.4	5.2	5	4.4
$\xi=10\%$	10.1	9.2	8.5	8.1	7.4	7.4	7.1
Система 5 порядка							
$\xi=0\%$	3.7	2.8	2	1.8	1.5	1.5	1.4
$\xi=5\%$	4.3	4.1	3.9	3.3	2.8	1.9	1.6
$\xi=7\%$	8.3	8	7.2	6.7	5.9	5.6	4.6
$\xi=10\%$	12.6	10.2	9.5	8.6	7.9	7.6	7.4

В таблице приведены значения относительной средней ошибки модели (2.5.6) (%). Из таблицы видно, что качество модели ухудшается при наличии помех в каналах измерения переменных (7% и больше), а также при малом объеме выборки (что соответствует достаточно шаг дискретизации). Для применения непараметрических алгоритмов идентификации не требуется выбор структуры модели, поэтому при наличии выборки достаточного объема и качества модели позволяют эффективно прогнозировать поведение нелинейных систем класса Винера с квадратором независимо от порядка их ЛЭ.

Идентификация систем класса Винера с насыщением. Пример 5. Рассматривается некоторый нелинейный динамический объект, линейная часть которого имитируется дифференциальным соотношением второго порядка:

$$2,9 \cdot y''(t) + 1,27 \cdot y'(t) + 1 \cdot y(t) = u(t). \quad (2.5.10)$$

Выход нелинейного процесса равен: $x(t) = f(y(t))$, $f(\cdot)$ - функция, описывающая НЭ системы. Нелинейный элемент – звено с насыщением с параметрами: $b=5$, $a=2$. Результат моделирования данного объекта при различном уровне помех в каналах измерения (0 и 5%) представлен на рисунках 2.34-2.35.

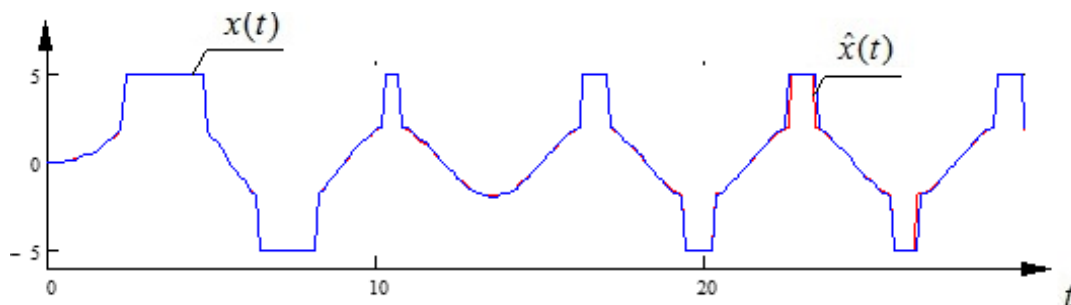


Рисунок 2.34 – Результаты моделирования системы класса Винера, объем выборки $s=250$, $\Delta t=0.2$, помеха 0%, ошибка моделирования 2.31%, $u(t)=5\sin(t)$

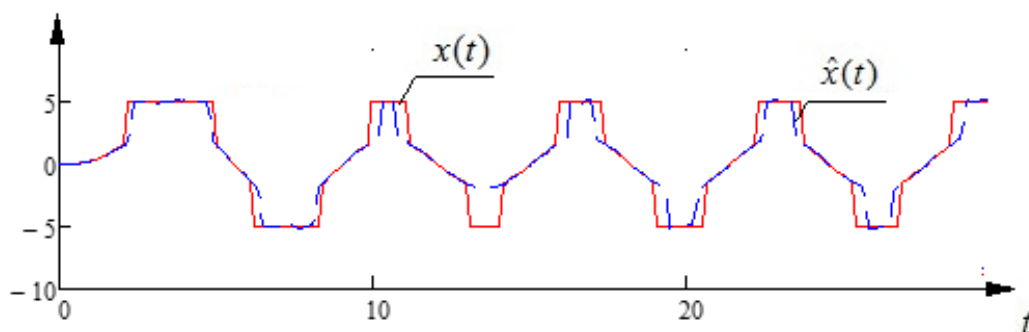


Рисунок 2.35 – Результаты моделирования системы класса Винера, $s=250$, $\Delta t=0.2$, помеха 5%, относительная средняя ошибка моделирования 2.56%, $u(t)=5\sin(t)$

В таблице приведены обобщенные результаты моделирования систем из примера 4 – величина ошибки модели в зависимости от шага дискретизации выборки и уровня помех в каналах измерения (0-10%).

Таблица 3 – обобщенные результаты численного исследования моделей систем класса Винера с насыщением в зависимости от шага Δt и уровня помех

Шаг дискретизации	$\Delta t=2$	$\Delta t=1.5$	$\Delta t=1$	$\Delta t=0.5$	$\Delta t=0.25$	$\Delta t=0.15$	$\Delta t=0.1$
Система 2 порядка							
$\xi=0\%$	2.9	2.3	1.8	1.6	1.4	1.3	1
$\xi=5\%$	3.3	3	2.6	2.4	2.1	2.1	1.5
$\xi=7\%$	7.3	6.4	6.4	6	5.1	4.6	4.3
$\xi=10\%$	9.4	8.9	8.5	8.4	7.7	7.2	6.7
Система 3 порядка							
$\xi=0\%$	2.9	2.7	1.8	1.5	1.4	1.2	1.2
$\xi=5\%$	3.7	3	3	2.7	2.2	1.6	1.4
$\xi=7\%$	7	7	6.5	5.5	4.9	4.3	4.2
$\xi=10\%$	10	9.7	8.4	7.3	7	6.5	6.1
Система 5 порядка							
$\xi=0\%$	3.6	2.4	2	1.5	1.6	1.6	1.6
$\xi=5\%$	4.7	4	3.7	3.5	2.8	1.8	1.7
$\xi=7\%$	8.1	8	7.6	6.6	5.4	5.3	4.8
$\xi=10\%$	12.5	10.1	9.8	8.4	7.9	7.7	6.7

Из таблицы 3 видно, что непараметрическая модель дает достаточно точный прогноз поведения нелинейных систем класса Винера с квадратором, при этом величина ошибки модели существенно не меняется для систем 2-5 порядков, находящихся в одинаковых условиях. Проанализировав результаты работы модели нелинейного динамического объекта с известным видом нелинейности (звено насыщения, квадратор) можно сделать выводы, что непараметрическая модель достаточно точно описывает данную систему при различных значениях параметров нелинейной части объекта, в условиях зашумленности каналов связи в пределах 1-6%, при различном объеме выборки и различных входных воздействиях.

Моделирование процессов класса Гаммерштейна.

Идентификация систем с квадратором. Пример 1. Рассмотрим нелинейную систему класса Гаммерштейна с квадратором ($a=3$), линейный элемент которой имитируется с помощью разностного аналога дифференциального уравнения: $x_i = 1,9 \cdot x_{i-1} - 0,91 \cdot x_{i-2} + 0,004u(t_i)$. Результаты моделирования системы в различных условиях представлены на рисунках 2.36-2.38.

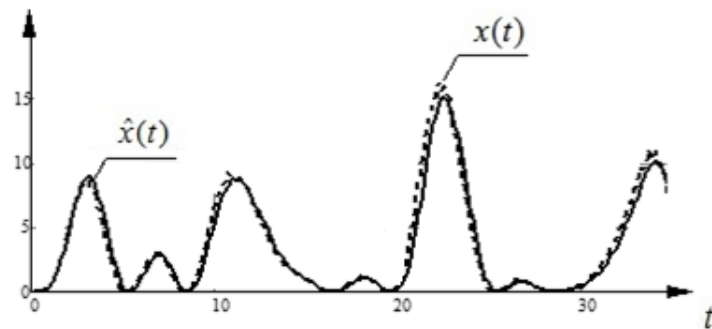


Рисунок 2.36 – Результаты моделирования системы класса Гаммерштейна, $s=300$, $\Delta t=0.2$, помеха 5%, относительная средняя ошибка моделирования 2.29%, $u(t)=2\cos(0.6t)+e^{\sin(t)}$

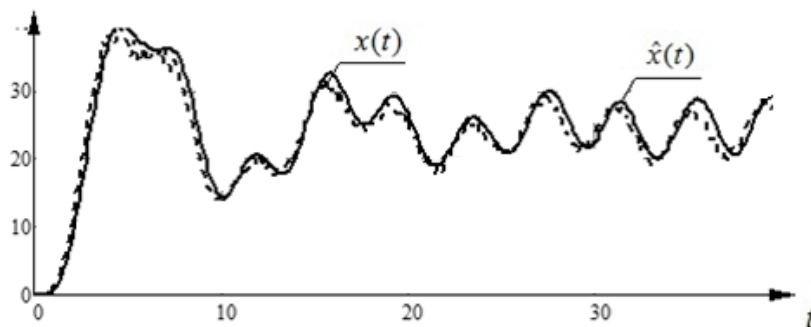


Рисунок 2.37 – Результаты моделирования системы класса Гаммерштейна, $s=300$, $\Delta t=0.2$, помеха 5%, ошибка моделирования 2.18%, $u(t)=4\sin(0.8t)$

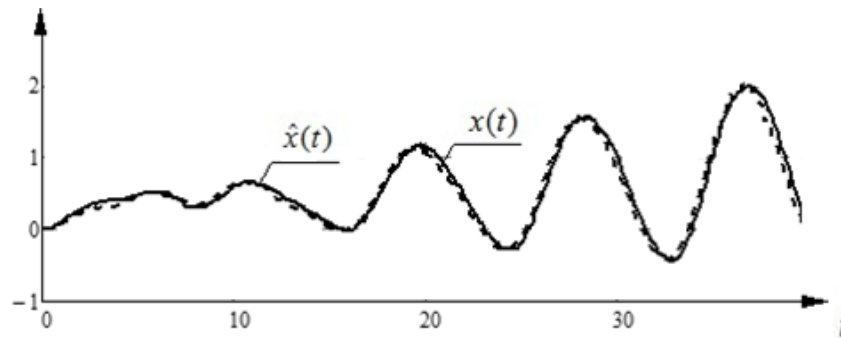


Рисунок 2.38 – Результаты моделирования системы класса Гаммерштейна, $s=300$, $\Delta t=0.2$, помеха 5%, ошибка моделирования 2.36%, $u(t)=0.5\cos(0.75t)+0.01t$

Далее в таблице 4 приведены обобщенные результаты моделирования системы из примера 1 в различных условиях, то есть исследована зависимость качества модели от частоты измерения (шага дискретизации выборки) и уровня помех в каналах измерения (в пределах 0-10% от значения выходного сигнала).

Таблица 4 – обобщенные результаты численного исследования моделей систем класса Гаммерштейна с квадратором в зависимости от Δt и уровня помех

Шаг дискретизации	$\Delta t=2$	$\Delta t=1.5$	$\Delta t=1$	$\Delta t=0.5$	$\Delta t=0.25$	$\Delta t=0.15$	$\Delta t=0.1$
Система 2 порядка							
$\xi=0\%$	2.8	2.1	1.7	1.5	1.4	1.2	1
$\xi=5\%$	3.2	3	2.6	2.4	2.3	2	1.7
$\xi=7\%$	6.5	6.1	5.6	5.2	4.5	4.3	4
$\xi=10\%$	9.3	9.3	8.7	8.4	7.9	7.6	6.9
Система 3 порядка							
$\xi=0\%$	2.6	2.3	1.8	1.6	1.3	1.1	1.1
$\xi=5\%$	3.1	3	2.8	2.6	2.2	1.9	1.4
$\xi=7\%$	6.8	6.4	5.4	5.1	4.8	4.3	4
$\xi=10\%$	10.3	10.1	8.6	7.6	7.3	6.6	6.3
Система 5 порядка							
$\xi=0\%$	3.6	2.5	2.2	1.8	1.6	1.4	1.3
$\xi=5\%$	4.2	3.9	3.7	3.6	2.7	1.6	1.5
$\xi=7\%$	6.8	5.9	5.1	4.9	4.9	4.7	4.5
$\xi=10\%$	12.4	10.4	9.5	8.5	8.3	7.3	6.5

Из таблицы видно, что непараметрическая модель дает достаточно точный прогноз поведения нелинейных систем класса Гаммерштейна с квадратором.

Идентификация систем с насыщением. Пример 2. На рисунках 2.39-2.40 представлена непараметрическая модель системы класса Гаммерштейна, НЭ которой – звено с насыщением (параметры $a=2$ $b=0.3$), ЛЭ имитируется дифференциальным уравнением: $x''(t) + 0,32 \cdot x'(t) + 2 \cdot x(t) = u(t)$.

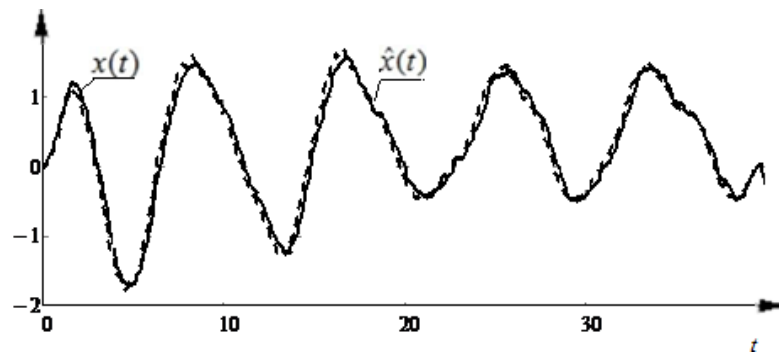


Рисунок 2.39 – Результаты моделирования системы класса Гаммерштейна, $s=300$, $\Delta t=0.15$, помеха 5%, $u(t)=0.5\cos(0.75t)+0.01t$, ошибка моделирования 2.45%

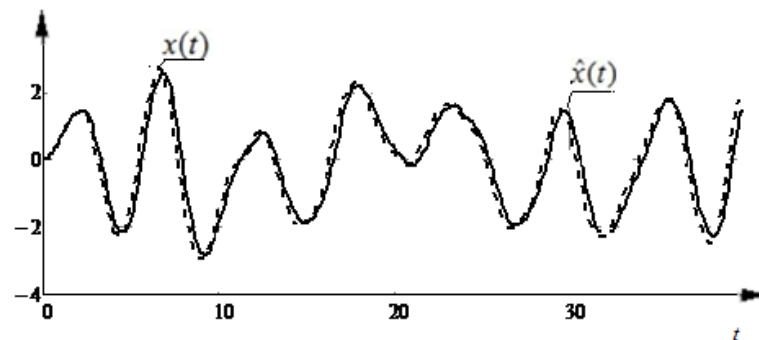


Рисунок 2.40 – Результаты моделирования системы класса Гаммерштейна, $s=200$, шаг дискретизации $\Delta t=0.15$, помеха 5%, $u(t)=5\cos(0.7t)\cos(0.4t-0.2)$, ошибка моделирования 3.5%

В таблице 5 приведены результаты моделирования системы из примера 2 в различных условиях, исследована зависимость качества модели от частоты измерения (шага дискретизации выборки) и уровня помех в каналах измерения (в пределах 0-10% от значения выходного сигнала).

Таблица 5 – обобщенные результаты численного исследования моделей систем класса Гаммерштейна с насыщением в зависимости от Δt и уровня помех

Шаг дискретизации	$\Delta t=2$	$\Delta t=1.5$	$\Delta t=1$	$\Delta t=0.5$	$\Delta t=0.25$	$\Delta t=0.15$	$\Delta t=0.1$
Система 2 порядка							
$\xi=0\%$	2.2	2	1.6	1.5	1.2	1	0.9
$\xi=5\%$	2.8	2.7	2.1	2	1.8	1.8	1.5
$\xi=7\%$	5.7	5	4.8	4.1	3.9	3.6	3.5
$\xi=10\%$	9.1	9	8.7	8.3	7.6	7.5	6.6
Система 3 порядка							
$\xi=0\%$	2.6	2.4	1.7	1.5	1.4	1.2	1.2
$\xi=5\%$	3	3	2.7	2.4	2.3	1.8	1.3
$\xi=7\%$	6.4	6	5.4	4.7	4	3.7	3.6
$\xi=10\%$	10	10	9.6	8.7	8.3	7.6	6.2
Система 5 порядка							
$\xi=0\%$	3.5	2.5	2.4	1.9	1.5	1.5	1.4
$\xi=5\%$	3.6	3	2.5	2.3	1.8	1.6	1.5
$\xi=7\%$	4.7	4.7	4.1	3.9	3.9	3.7	3.5
$\xi=10\%$	10.3	10.2	9.5	8.5	8.2	6.7	5.5

Проанализировав результаты работы модели нелинейного динамического объекта с видом нелинейности типа звена насыщения и квадратора, можно сделать выводы о том, что

непараметрическая модель достаточно точно описывает систему при различных значениях параметров нелинейной части объекта, в условиях зашумленности каналов связи, при различном объеме выборки и различных входных воздействиях.

2.5.3 Оценивание нелинейного элемента моделей класса Винера и Гаммерштейна

В качестве примера рассмотрим систему класса Винера, линейная часть которого описывается следующим дифференциальным соотношением:

$$2 \cdot w''(t) + 0.3 \cdot w'(t) + w(t) = u(t) \quad (2.5.11)$$

Задача идентификации ставится в условиях неопределенности, когда структура и параметры функции нелинейного элемента неизвестны. Требуется проведение дополнительных экспериментов для формирования обучающей выборки объема m . Приведем примеры моделей систем с различным видом НЭ.

Пример 1. Пусть нелинейный элемент системы (2.5.11) – звено с насыщением с параметрами $a=0,4$, $b=1$. Входное воздействие: $u(t)=2\cos(0.4t)$

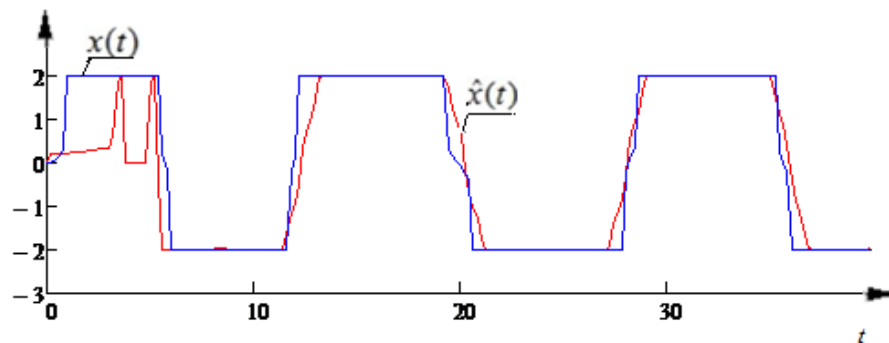


Рисунок 2.41 – Результаты моделирования системы класса Винера, $s=150$, $\Delta t=0.15$, помеха 0%, объем обучающей выборки $m=20$, относительная ошибка моделирования 8.5%

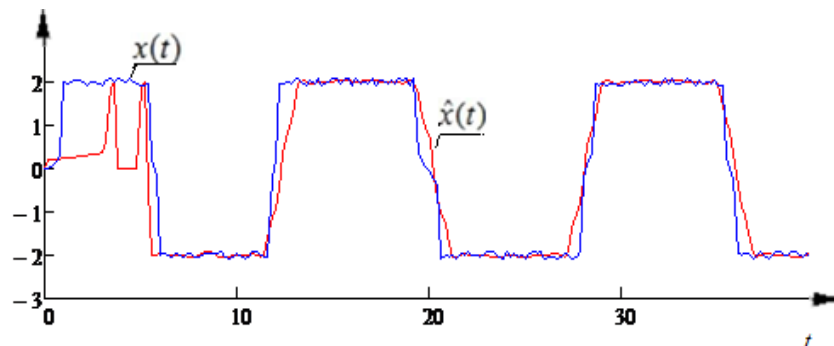


Рисунок 2.42 – Результаты моделирования системы класса Винера, $s=150$, $\Delta t=0.15$, помеха 5%, $m=20$, относительная ошибка моделирования 8.9%

Пример 2. Нелинейный элемент системы класса Винера – квадрат $f(w)=2w^2$,

линейный блок описывается выражением (2.5.11). На Рисунке 2.43 представлена непараметрическая модель линейного элемента системы, построенная по выборке объема $m=20$:

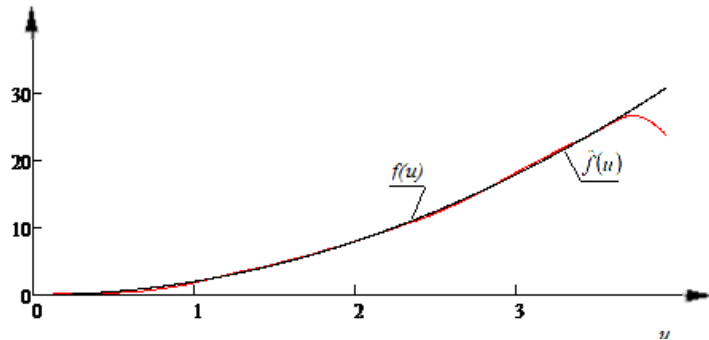


Рисунок 2.43 – $f(u)$ – функция НЭ системы, $\hat{f}(u)$ – ее модель (непараметрическая оценка)

На рисунке 2.44 приведена оценка выхода системы класса Винера при входном воздействии: $u(t)=2\cos(0.4t)$.

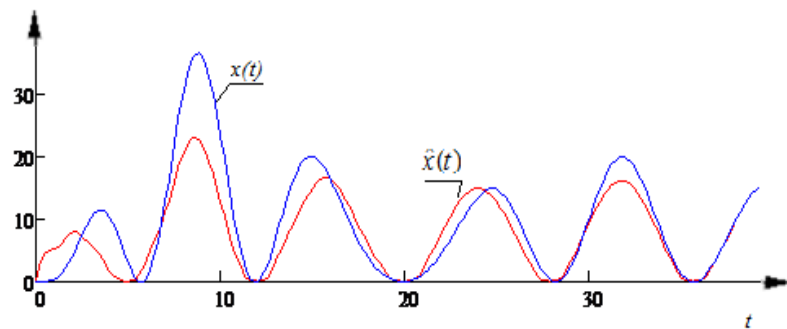


Рисунок 2.44 – Результаты моделирования системы класса Винера, объем выборки $s=150$,

$\Delta t=0.2$, помеха 0%, относительная ошибка моделирования 7.3%

Добавим помеху 5% от значения выходного сигнала:

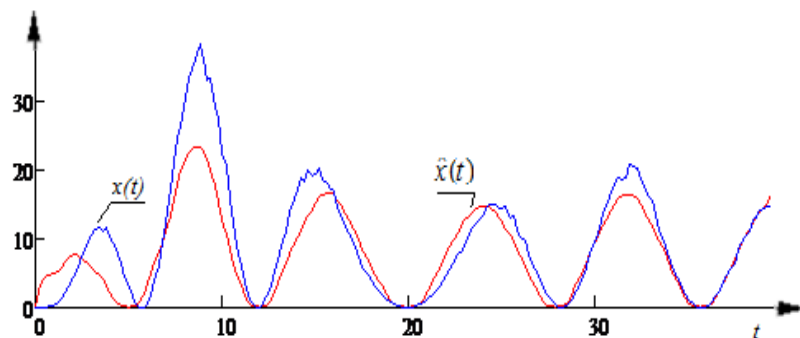


Рисунок 2.45 – Результаты моделирования системы класса Винера, $s=150$, $\Delta t=0.2$, помеха 5%,

ошибка моделирования 7.6%

В данном случае модели строятся в условиях неопределенности и так как объем обучающей выборки, по которой оценивается НЭ составляет всего 15-20 точек, ошибка

идентификации достаточно большая (7-8%). Для улучшения качества моделей требуется увеличить объем дополнительных экспериментов m .

Пример 3. Нелинейный элемент системы класса Винера описывается соотношением $f(w) = w^3 + w$, ЛЭ – (2.5.11). Объем обучающей выборки $m=50$. На рисунке 2.46 приведена модель системы при $u(t)=2\cos(0.4t)$.

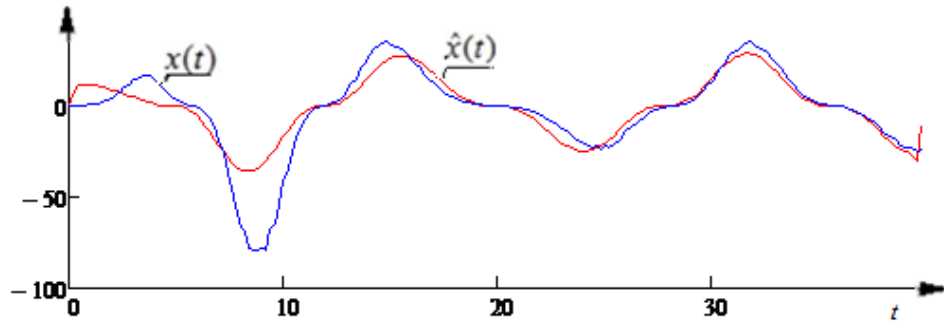


Рисунок 2.46 – Результаты моделирования системы класса Винера, $s=150$, $\Delta t=0.15$, помеха 5%, относительная средняя ошибка модели 5.5%

Пример 4. Линейный элемент системы класса Винера имитируется выражением (2.5.11), НЭ описывается соотношением

$$f(w) = \begin{cases} w-1 & , |w| > 1 \\ 0 & , |w| \leq 1 \end{cases}$$

Объем обучающей выборки $m=10$. На рисунках 2.47-2.48 приведены модели исследуемой системы при различном уровне помех в каналах измерения переменных (0%, 5%) и входном воздействии: $u(t)=2\cos(0.4t)$.

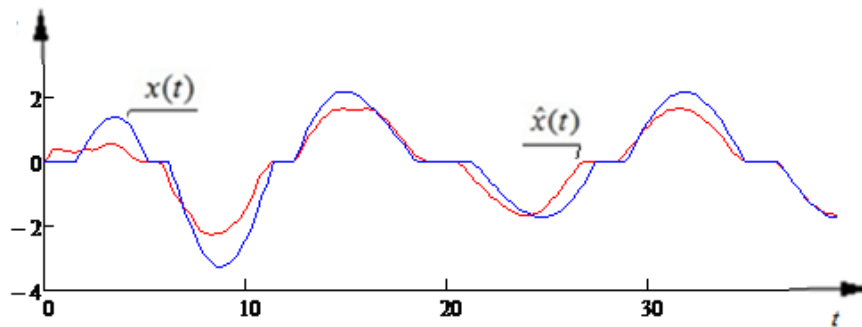


Рисунок 2.47 – Результаты моделирования системы класса Винера, $s=150$, $\Delta t=0.15$, помеха 0%, относительная ошибка моделирования 6.1%

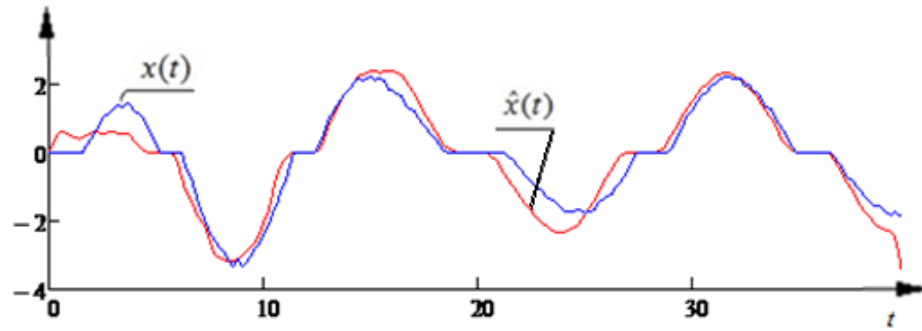


Рисунок 2.48 – Результаты моделирования системы класса Винера, $s=150$, шаг дискретизации $\Delta t=0.15$, помеха 5%, ошибка моделирования 6.1%

В данном случае может быть получен достаточно точный прогноз поведения системы, находящейся в условиях неопределенности.

Модель класса Гаммерштейна. Линейная часть исследуемого объекта класса Гаммерштейна имитируется дифференциальным соотношением:

$$2 \cdot y''(t) + 0.3 \cdot y'(t) + y(t) = u(t) \quad (2.5.12)$$

Нелинейный элемент представляет собой функцию $f(w) = w^3 + w$. Примем объем обучающей выборки $m=50$. На рисунках 2.49-2.50 приведены модели исследуемой системы при входном воздействии: $u(t) = 2\cos(0.4t)$.

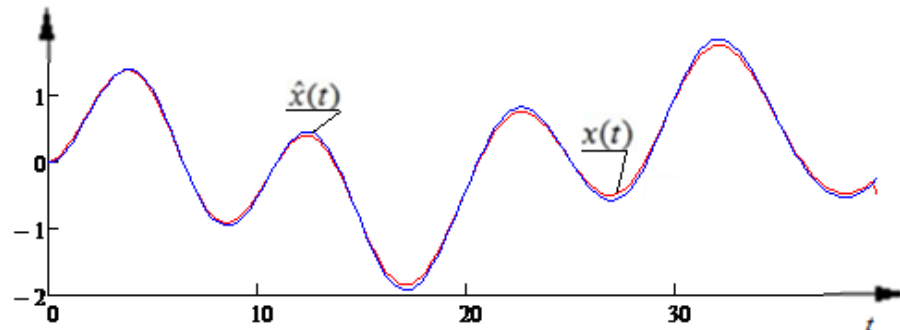


Рисунок 2.49 – Результаты моделирования системы класса Гаммерштейна, $s=150$, шаг дискретизации $\Delta t=0.2$, помеха 0%, ошибка моделирования 1.5%

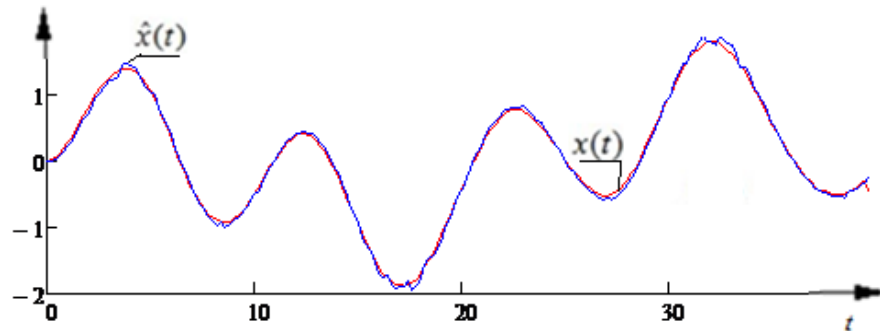


Рисунок 2.50 – Результаты моделирования системы класса Гаммерштейна, $s=150$, шаг дискретизации $\Delta t=0.15$, помеха 5%, ошибка моделирования 1.85%

Далее изображены зависимости, отражающие качество и сравнительный анализ работы моделей в целом. Рассмотрим системы: а) класса Винера б) класса Гаммерштейна. Линейная часть объектов описывается уравнением: $2.9 \cdot y''(t) + 1.27 \cdot y'(t) + 3.15y(t) = u(t)$.

Нелинейные блоки объектов представляют собой звено с насыщением с параметрами: $a=0.5$ $b=2$. На рисунках 2.51-2.52 представлены модели а) и б) при входном воздействии $u(t) = 5\cos(0.4t)\sin(0.2t)$

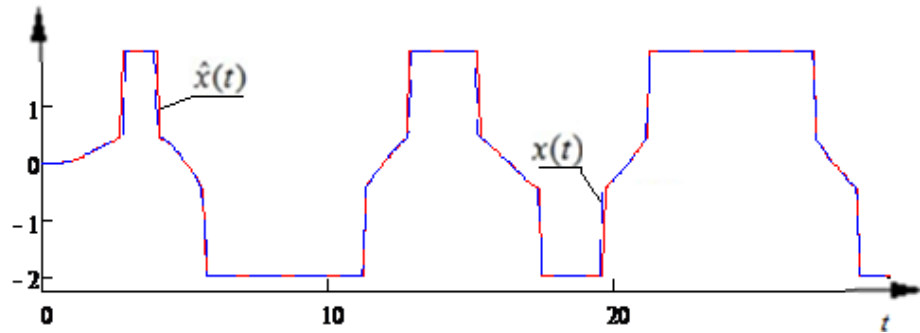


Рисунок 2.51 – Результаты моделирования системы класса Винера, $s=350$, $\Delta t=0.086$, помеха 0%, относительная средняя ошибка моделирования 3.3%, среднеквадратическая ошибка модели $5.83 \cdot 10^{-3}$

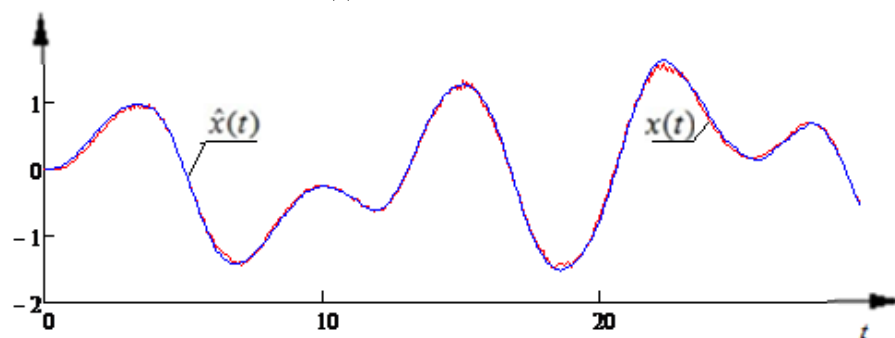


Рисунок 2.52 – Результаты моделирования системы класса Гаммерштейна, $s=350$, $\Delta t=0.086$, помеха 0%, относительная средняя ошибка моделирования 1.25%, среднеквадратическая ошибка модели $2 \cdot 10^{-3}$

Далее приведены обобщенные результаты численных исследований

1) Зависимость ошибки идентификации от объема обучающей выборки m , необходимой для оценивания нелинейного элемента системы, то есть от числа дополнительных экспериментов. По оси абсцисс отложен объем обучающей выборки, а по оси ординат – ошибка идентификации моделей.

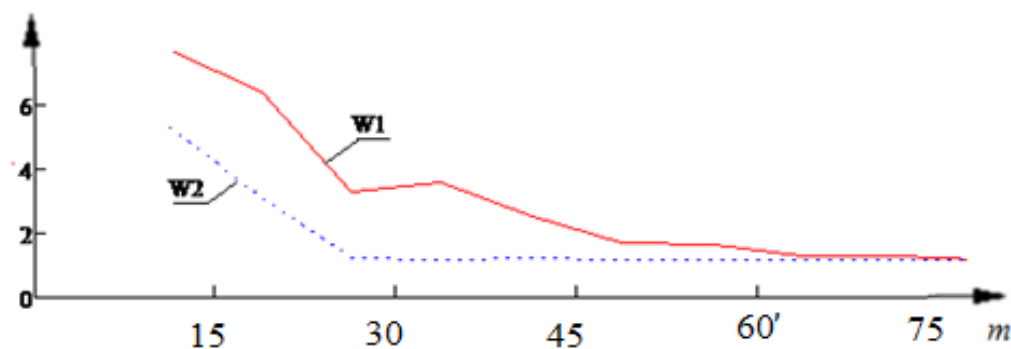


Рисунок 2.53 – Зависимость ошибки идентификации от объема обучающей выборки, w_1 , w_2 – относительные средняя ошибка моделей систем а) и б) соответственно

Из приведенных результатов видно, что алгоритмы обеспечивают качество моделирования, улучшающееся с увеличением объема выборки.

2) Зависимость ошибки идентификации алгоритма от значений интервала дискретизации выборки (Δt). На рисунке 2.54 по оси абсцисс отложена величина Δt , а по оси ординат – ошибка идентификации.

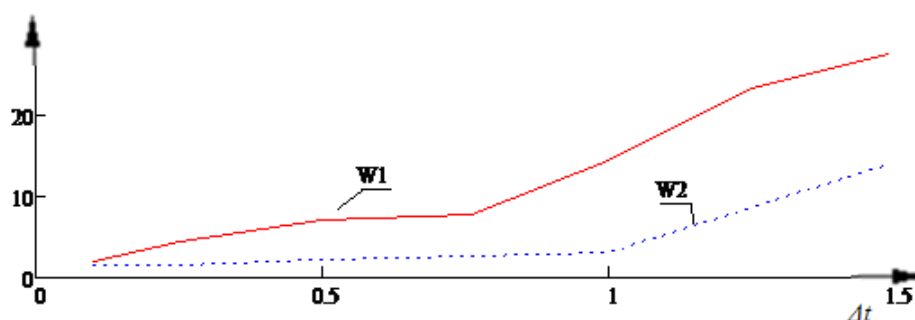


Рисунок 2.54 – Зависимость ошибки идентификации от шага дискретизации

Из приведенных графических зависимостей видно, что ошибка идентификации растет с увеличением интервала дискретизации.

3) Зависимость ошибки идентификации алгоритма от уровня помех в каналах измерения. По оси абсцисс отложен уровень помех ξ в процентах, а по оси ординат – ошибка идентификации алгоритма.

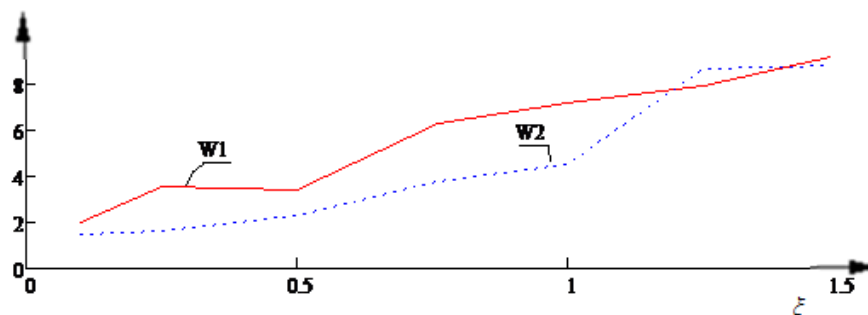


Рисунок 2.55 – Зависимость ошибки идентификации от уровня помех

Проанализировав результаты численных исследований, можно сделать выводы, что непараметрические алгоритмы построения нелинейных динамических систем являются помехоустойчивыми при уровне помех в пределах 5-7% от абсолютного значения выхода объекта. Для всех серий экспериментов характерна следующая зависимость: с увеличением объема выборки качество моделирования увеличивается, а с уменьшением объема выборки уменьшается, а также с увеличением уровня помех качество прогноза значительно ухудшается.

В целом, непараметрические алгоритмы идентификации динамических объектов с неизвестным типом нелинейного элемента достаточно точно описывают нелинейные системы класса Винера и Гаммерштейна, находящиеся в условиях непараметрической неопределенности. Для реализации алгоритмов требуется проведение дополнительных экспериментов, однако их количество намного меньше, чем потребуется для описания исследуемого объекта в параметрическом виде. При этом сигналы, которые требуется подавать на вход системы, соответствуют тем, которые используются при ее нормальном функционировании (то есть нет необходимости выбирать какой-то определенный класс входных воздействий, например, «белый шум»).

Выводы к разделу 2

Во втором разделе диссертационной работы рассмотрены основные особенности идентификации нелинейных динамических систем в условиях непараметрической неопределенности. Предложены и реализованы алгоритмы, позволяющие создавать модели нелинейных систем класса Винера и Гаммерштейна, линейная динамическая часть которых находится в условиях непараметрической неопределенности. При этом рассматривается два случая: когда вид нелинейности предполагается известным с точностью до параметров и неизвестным. Соответственно этому, разработан алгоритм для оценки параметров нелинейного элемента системы в случае, когда нелинейность описана в виде квадратора или звена с насыщением. Для каждого из этих случаев описаны алгоритмы создания математических моделей.

Предлагается метод определения вида нелинейного элемента, основанный на оценивании функций, описывающих нелинейную часть систем. Оценка строится с применением непараметрического подхода на основании результатов нескольких экспериментов над системой.

Приведены результаты комплексного численного исследования полученных моделей нелинейных систем класса Винера и Гаммерштейна при различных уровнях априорной информации о типе их нелинейности. Результаты проведенных экспериментов показывают довольно хорошее качество моделирования систем в различных условиях.

3 УПРАВЛЕНИЕ НЕЛИНЕЙНЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ В УСЛОВИЯХ МАЛОЙ АПРИОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ

3.1 Постановка задачи управления

Система управления в широком смысле – это соединение отдельных элементов в определенную конфигурацию, обеспечивающую получение требуемых характеристик состояния исследуемой системы [30, 110]. Задача управления состоит в том, чтобы посредством выбора входного воздействия обеспечить желаемое поведение выходного сигнала системы. В общем виде схема системы управления приведена на рисунке 3.1:



Рисунок 3.1 – Система с отрицательной обратной связью (регулятор)

Как видно из рисунка 3.1, данная схема основана на применении принципа обратной связи (рассогласования), то есть в системе вычисляется разность между желаемым значением выходной переменной и измерением ее действительного значения [90]. Регуляторы формируют управляющее воздействие только на основании сравнения значений выхода объекта и задающего воздействия. Основная проблема решения задачи управления в данной постановке состоит в сложности настройки параметров регулятора. При недостаточно точной настройке параметров регулятор не сможет подстраиваться под конкретный объект и частную ситуацию управления им. Например, если значительно изменятся какие-то характеристики исследуемого объекта или окружающие его условия, цель управления достигаться не будет. Такие системы управления могут обладать недостаточной гибкостью в приспособлении к изменению условий эксплуатации. Для адаптации такой системы к изменению окружающих условий может потребоваться участие человека – оператора.

В связи с этим разработаны подходы к управлению, основанные на принципе адаптации. При анализе и синтезе систем управления такого класса используются математические модели физических объектов. Постановка задачи при этом предполагает наличие некоторой модели объекта и цели управления [17, 94, 115]. На основе использования модели в дальнейшем строятся алгоритмы адаптивного управления (управление с идентификатором). Теория адаптивного управления в настоящее время активно развивается, в том числе и для нелинейных

систем. Среди подходов к разработке алгоритмов управления можно выделить: использование регуляторов со скользящими режимами [30, 129, 136, 146]; алгоритмы скоростного градиента с явной и неявной эталонными моделями. Однако большинство из таких методов требуют знания структуры модели объекта управления (в общем случае модель в пространстве состояний). Общая схема систем управления с идентификатором представлена на рисунке 3.2 [90, 134, 141].

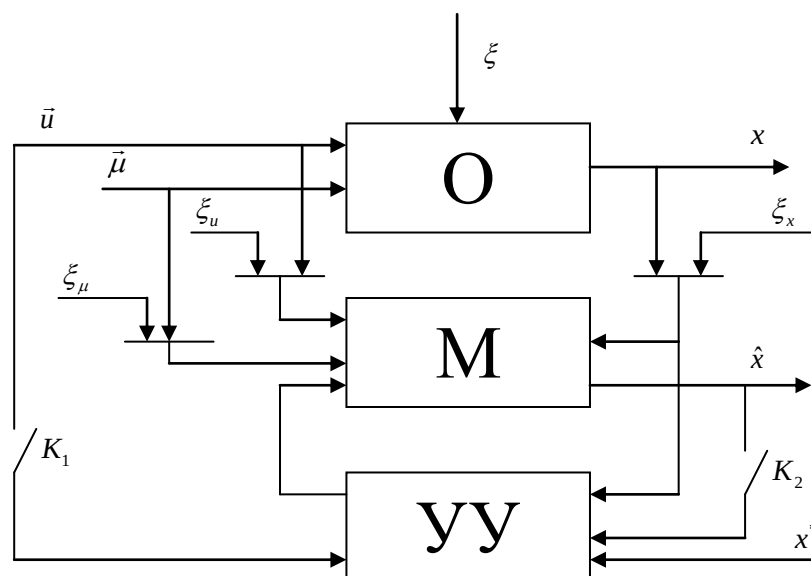


Рисунок 3.2 – Схема алгоритма управления с идентификатором

где O – управляемый объект (ОУ), M – модель объекта управления, $УУ$ – регулятор (устройство управления), u – входная величина (управляемый параметр), μ – неуправляемый параметр, x – выходная величина, x^* – заданное желаемое состояние выхода объекта, ξ – случайное воздействие на объект, ξ_u, ξ_μ, ξ_x – аддитивные помехи в каналах измерений ($M\{\xi\} = 0, D\{\xi\} < \infty$), K_1, K_2 – переключатели, переводящие систему из режима накопления информации в режим управления. Исходная информация о состоянии ОУ содержит наблюдения «входных-выходных» переменных исследуемого процесса $\{u_i, x_i\}, i = \overline{1, s}$, где s – объем выборки. Требуется по имеющимся априорным сведениям построить регулятор, который будет формировать управляющее воздействие, переводящее систему из начального состояния в желаемое. То есть необходимо найти множество $\{u_i^*\}$ для которого справедливо $x(u^*) \approx x^*$.

Рассматривается задача, когда неизвестна параметрическая структура исследуемого объекта и его модели, однако имеются некоторые сведения качественного характера о процессе; такие как, например, однозначность его характеристик или вид функции нелинейного блока динамического процесса. Плотности распределения вероятности случайных факторов, действующих на объект, а также в каналах измерения переменных, неизвестны, но для простоты предполагаются нормальными и аддитивными.

Первый этап решения задачи управления в данном случае предполагает построение

модели ОУ по наблюдениям. Выбор модели и алгоритма ее построения зависит от уровня априорной информации об объекте. В наиболее общем виде модель исследуемого процесса может быть представлена следующим образом

$$x(t) = A(\bar{u}[t], \xi[t]), \quad (3.1.1)$$

где $\xi[t]$ – обобщенный вектор случайных помех, действующих на процесс и в измерительных устройствах, A – оператор модели.

В качестве критерия для формирования управляющего воздействия берется функционал:

$$R = \int_0^T (x(t) - x^*(t))^2 dt, \quad (3.1.2)$$

где T – фиксированная величина, $0 \leq t \leq T$ (время наблюдения реакций системы). Для решения задач адаптации и управления в условиях различной априорной информации необходимы соответствующие обучающие выборки. Возможны три схемы накопления информации [62]:

- Пассивное накопление информации – Обучающая выборка $\{u_i, x_i\}, i = \overline{1, s}$ задана. Задача сводится к оцениванию тем или иным способом оптимального решающего правила (3.1.2).

- Активное накопление информации - обучающая выборка $\{u_i, x_i\}, i = \overline{1, s}$ последовательно поступает в адаптивную систему. Тогда по мере поступления текущей информации корректируется статистическая оценка решающего правила. В такой системе обучение (адаптация) носит дуальный характер.

- Смешанное накопление информации - обучающая выборка $\{u_i, x_i\}, i = \overline{1, s}$ вводится в систему, а затем пополняется наблюдениями $\{(u_{s+1}, x_{s+1}), (u_{s+2}, x_{s+2}), \dots\}$ (комбинированное обучение). Обучение также носит активный характер и зависит от выработки адаптивной системой воздействий, которые подаются на объект.

Эффект приспособления к условиям функционирования в адаптивных системах обеспечивается за счет накопления и обработки информации о поведении объекта в процессе эксплуатации системы. Это способствует более полному использованию информации о протекающих процессах при формировании сигналов управления и позволяет снизить влияния неопределенности на качество управления, компенсируя недостаток априорных сведений на этапе проектирования систем. Таким образом, адаптивное управление необходимо в тех случаях, когда влияние неопределенности или «неполноты» априорной информации о работе системы становится существенным для обеспечения заданного качества процессов управления.

Для решения задач идентификации на уровне непараметрической априорной информации применяются методы непараметрической статистики. Для линейных динамических систем разработан математический аппарат, позволяющий проводить анализ и синтез их математических моделей, однако все эти методы неприменимы или ограниченно

применимы для нелинейных динамических систем (НДС). Для НДС предлагается подход к идентификации (подробно описанный в Разделе 2), основанный на модификации непараметрических моделей. В данном разделе рассматривается задача управления нелинейными динамическими объектами класса Винера и Гаммерштейна, имеющейся априорной информации о которых недостаточно для построения систем управления с заданными показателями качества.

3.2 Алгоритм дуального управления

Теория дуального управления была разработана советским ученым А. А. Фельдбаумом в 1962 г. и существенно развита его последователями. Область применения этой теории в основном включает дискретно-непрерывные системы. Сущность дуализма состоит в том, что управляющие воздействия носят двойственный характер. Они, как отмечает А.А. Фельдбаум, «должны в известной мере изучающими, но в известной мере направляющими»[134]. Такой вид управления предлагается использовать в ситуациях, когда неизвестны уравнения движения объекта, а также нет начальной информации, достаточной для того, чтобы заранее рассчитать оптимальный закон управления. Теория дуального управления в постановке А.А.Фельдбаума предполагает наличие довольно большого объема априорной информации (байесов уровень априорной информации) об исследуемом объекте и каналах связи. Это часто вызывает серьезные затруднения при разработке систем дуального управления реальными процессами и объектами. В связи с этим существенный интерес представляют исследования Я.З.Цыпкина по синтезу систем дуального управления в условиях параметрической априорной информации и изложенной в [141]. В качестве примера системы адаптивного управления Я.З.Цыпкиным был рассмотрен линейный объект, описываемый следующим уравнением:

$$x_t = \sum_{i=1}^n a_i x_{t-i} + a_0 u_{t-1}, \quad (3.2.1)$$

где $c = (a_0, a_1, \dots, a_n)$ – вектор коэффициентов, $z_t = (x_{t-1}, \dots, x_{t-n}, u_{t-1})$ – вектор ситуаций. Можно представить выражение (3.2.1) в следующей матричной форме:

$$x_t = c^T z_t, \quad (3.2.2)$$

где T – знак транспонирования.

Закон управления принимается линейным и может быть задан в виде:

$$u_{t-1} = \sum_{j=1}^m b_j x_{t-j}, \quad (3.2.3)$$

либо в матричной форме

$$u_{t-1} = b^T Y_t, \quad (3.2.4)$$

где $b = (b_1, \dots, b_m)$ – вектор параметров управляющего устройства, $Y_t = (x_{t-1}, \dots, x_{t-m})$ – вектор выходных переменных управляющего устройства.

Идентификация объекта осуществляется с помощью алгоритма «изучения»:

$$c_t = c_{t-1} + \gamma_t^c (x_t - c_{t-1}^T z_t) z_t, \quad (3.2.5)$$

при квадратичном критерии качества $M \left\{ (x_t - c^T z_t)^2 \right\}$.

Алгоритм управления имеет следующий вид:

$$b_t = b_{t-1} + \gamma_t^b (x_t^* - c_{t-1}^T z_t) V_t c_t, \quad (3.2.6)$$

где x_t^* – задающее воздействие, γ – это переменный коэффициент, удовлетворяющий условиям Роббинса-Монро [150], а V_t равно

$$V_t = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_{t-1}}{\partial b_{t-1}^1} & \dots & \frac{\partial x_{t-m}}{\partial b_{t-1}^1} & \frac{\partial u_{t-1}}{\partial b_{t-1}^1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial x_{t-1}}{\partial b_{t-1}^m} & \dots & \frac{\partial x_{t-m}}{\partial b_{t-1}^m} & \frac{\partial u_{t-1}}{\partial b_{t-1}^m} \end{bmatrix}, \quad (3.2.7)$$

матрица функций чувствительности размера $m \times (m+1)$.

Структура системы дуального управления представлена на рисунке 3.5.

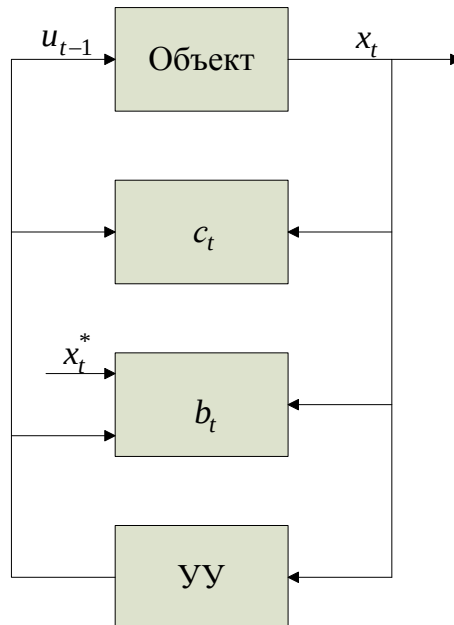


Рисунок 3.3 – Схема системы параметрического дуального управления

Данная схема включает в себя блок идентификации (оценка параметров c) и блок управления (оценка параметров b). Блок управляющего устройства (УУ) реализует заданный

закон управления (5-6). Каждому значению состояния объекта x_t соответствуют свои наборы параметров c и b .

Как в байесовой, так и в адаптивной постановке задачи дуального управления предполагается математическое описание объекта с точностью до вектора параметров, которое требует большого объема априорной информации об объекте исследования. Однако в случае, когда объект является недостаточно изученным (с точки зрения математического описания), но требуется управлять им, времени и средств для создания параметрической модели может быть недостаточно. В этих случаях целесообразно использовать непараметрические методы, то есть рассматривать задачу дуального управления, постановка которой формулируется с точки зрения непараметрического подхода, что было предложено в работах А.В. Медведева [27,31,89,90].

В работе ставится задача управления нелинейными системами классов Винера и Гаммерштейна, то есть нахождения такого управляющего воздействия, которое привело бы значение выхода систем к желаемому значению. Предлагается алгоритм дуального управления для нелинейных динамических систем, которые находятся в условиях частичной неопределенности, то есть их структура и параметры неизвестны. В связи с этим «изучающая» часть регулятора, при построении которой требуются знания об объекте управления, может быть построена с применением непараметрического подхода к идентификации.

3.3 Непараметрический алгоритм адаптивного управления

В теории автоматического управления [18, 30, 128 и др.] для создания адаптивного регулятора обычно предполагается математическое описание объекта управления, которое включает знание его структуры с точностью до вектора параметров. На практике в большинстве случаев на объект оказывают влияние случайные помехи в каналах измерения, а также неуправляемые воздействия. Кроме того, исходной информации об объекте может быть недостаточно для того, чтобы обосновано выбрать алгоритм формирования управляющего воздействия. В таком случае приходится проводить множество экспериментов на объекте, которые часто оказываются длительными и дорогостоящими. Если вид уравнения, описывающего процесс, не известен, для решения задач идентификации и управления в краткосрочный период изучения объекта не применимы параметрические методы, наиболее распространенные в теории управления. Однако такие методы имеет смысл применять для создания полной параметрической модели объекта в долгосрочный период, после того, как задача управления объектом решена, а также получено больше информации об объекте.

При управлении дискретно-непрерывными процессами различной природы на промышленных предприятиях наиболее часто применяют стандартные типовые законы регулирования, использующие для формирования управляющего воздействия принцип обратной связи (такие, как П, ПИ, ПИД регуляторы). Они эффективно используются при управлении хорошо контролируемыми техническими объектами, например, турбинами, плавильными печами, реакторами, и др. При этом качество регулирования существенно зависит от настроек параметров регуляторов, и в ряде случаев оказывается недостаточно эффективными (например, при наличии помех в каналах измерения объекта, или если задающее воздействие представляет собой сложную функцию). Кроме того, данный вид типовых регуляторов, используемых в промышленности, не является обучающимся (адаптивным). То есть при повторном переводе объекта из одного состояния в другое, регулятор функционирует таким же образом, как и ранее, так как не накапливает информацию о предыдущих состояниях объекта.

В условиях непараметрической неопределённости [32] уравнение процесса с точностью до вектора параметров не известно. В связи с этим может быть предложен непараметрический подход к синтезу управляющего устройства (регулятора). Данный метод предполагает выполнение двух этапов. Первый этап сводится к тому, что по измеренным со случайной ошибкой реализациям управляющего входного и результирующего выходного процессов строится модель динамической системы. Следующий этап состоит в том, что модель объекта управления (ОУ) используется для получения переходных характеристик обратного оператора системы. Оценка обратного оператора позволяет синтезировать управляющее воздействие для желаемого выходного процесса [80]. Подробно предлагаемые алгоритмы описаны далее.

Пусть имеется некоторая система, исходная информация о которой представляет собой измерения ее «входных-выходных» переменных, требуется построить регулятор для такой системы, способный формировать управляющее воздействие, приводящее систему к желаемому состоянию. Преобразование входных сигналов исследуемого объекта $u(t) \in U$ в выходные $x(t) \in X$ можно рассматривать как некоторый оператор A , действующий в пределах области определения входных сигналов U и переводящий U в X . То есть исследуемый процесс в операторной форме будет описываться уравнением [84, 89]:

$$x(t) = A\{u(t)\}, \quad (3.3.1)$$

где A – неизвестный оператор, описывающий процесс. Если оператор A взаимнооднозначно отображает пространство U в X , то может быть сделано предположение, что существует ограниченный обратный оператор A^{-1} , отображающий X в U , переводящий множество значений выхода системы $x \in X(t)$ к значениям входов $u \in U(t)$. Пусть существует обратный к A оператор, т.е. A^{-1} : $AA^{-1} = I$ – единичный оператор, тогда, зная желаемое значение выхода

системы, можно формировать задающее воздействие:

$$u(t) = u^*(t) = A^{-1}\{x^*(t)\}. \quad (3.3.2)$$

То есть, задавая траекторию $x^*(t)$, можно найти из (3.3.2) идеальное значение $u^*(t)$. Схематически эта идея представлена на рисунке 3.4. Если найти обратный оператор A^{-1} для системы и «включить» на входе системы A , то, подавая на вход обратного оператора траекторию движения $x^*(t)$, получим [90]:

$$x^*(t) = A\{u^*(t)\} = A\{A^{-1}\{x^*(t)\}\} = x^*(t). \quad (3.3.3)$$

Управляющее воздействие, сформированное в соответствии с (3.3.2) может быть отнесено к категории идеальных регуляторов. В связи с тем, что модель A^{-1} при практической реализации будет являться оценкой обратного оператора, и будет отклоняться от истинного значения обратного оператора, то $x(t) \approx x^*(t)$.

Идея регуляторов такого типа относится к группе методов обратных операторов [89], которые основаны на том, что если бы объект точно описывался некоторым известным оператором, то «включение» на входе этого объекта обратного оператора (оценка которого точно найдена) исчерпывало бы проблему управления. Однако, при исследовании реальных объектов такие методы часто не применимы в связи с тем, что недостаточно априорных сведений об объекте. Это связано с несколькими факторами. Во-первых, неизвестно точное уравнение, описывающее процесс (для динамических систем - неизвестен вид весовой функции системы). Во-вторых, на вход объекта часто трудно подать точное значение требуемого воздействия (например, функцию Хэвисайда). Кроме того, наблюдения реализаций «входных-выходных» переменных объекта всегда осуществляется со случайными помехами. Даже в случае, когда исследуемая динамическая система точно описана в виде ее передаточных функций, обратный оператор может оказаться физически нереализуем [94]. Таким образом, основное направление развития адаптивных методов управления (охватывающих задачи моделирования) связано с преодолением неопределенности в описании объектов. Система управления в таком случае является разомкнутой, ее структурная схема состоит из последовательного соединения регулятора и управляемого объекта (рисунок 3.4).

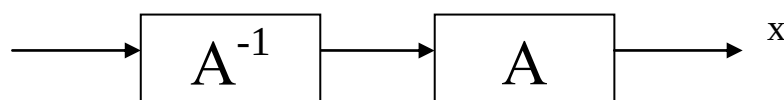


Рисунок 3.4 – Структурная схема функционирования непараметрического регулятора

Задача управления сводится к тому, что необходимо построить модель системы с последующим вычислением управляющего воздействия $u^*(t)$ с целью приближения выхода модели к желаемому выходу системы $x^*(t)$. Основная проблема при реализации описанного алгоритма заключается в том, что во многих случаях невозможно построить обратный оператор, так как оператор A – неизвестен. В качестве частичного решения данной проблемы для некоторых технических систем предлагается вводить в системы управления корректирующие цепочки, компенсирующие звенья и т.д.[90]. Структура регулятора определяется исходя из априорной информации, включающей предположение о классе операторов, описывающих управляемую систему.

Настоящее исследование посвящено разработке методики управления нелинейными динамическими системами класса Винера и Гаммерштейна в условиях частичной неопределенности. Разрабатываемый подход базируется на операторном представлении объекта. Центральная идея предлагаемого подхода состоит в непараметрическом оценивании переходных характеристик динамических систем прямого и обратного оператора системы [80]. Предлагается оценивать обратные операторы объектов с применением непараметрической оценки регрессии Надарая-Ватсона[98]. Модели систем класса Винера и Гаммерштейна состоят из разделенных линейной динамической части и нелинейного элемента, то есть можно считать, что объект управления описывается двумя операторами, один из которых является линейным. Поэтому сначала рассмотрим непараметрический алгоритм управления линейными динамическими системами.

3.3.1 Непараметрический алгоритм управления линейными динамическими системами

Структура линейной динамической системы в общем виде описывается линейным дифференциальным уравнением неизвестного порядка. В этом случае, как уже говорилось ранее, реакция системы $x(t)$ на воздействие $u(t)$ оценивается в виде интеграла Дюамеля:

$$x(t) = h(0)u(t) + \int_0^t k(t-\tau)u(\tau)d\tau, \quad (3.3.4)$$

где $k(t)$ – весовая (импульсная переходная) функция системы, которая является производной переходной функции $h(t)$. Если представить систему в виде (3.3.1), описывающий ее оператор A будет линейным. Интегральный ограниченный оператор модели (3.3.4) имеет непрерывное ядро $k(t)$ и действует в пространстве непрерывных функций. В литературе, например, в [34] Дезоера Ч., Заде Л. показано, что оператор, обратный к (3.3.4) будет линейным и ограниченным и может быть описан интегралом свертки. Если линейный оператор A отображает взаимнооднозначно

пространство U в X , то существует линейный и ограниченный обратный оператор A^{-1} , отображающий X в U . Если оценить оператор A^{-1} и подключить к входу в саму систему, то, подавая на вход требуемую траекторию движения процесса $x^*(t)$, на выходе системы получим $x(t) = x^*(t)$. Если бы объект точно описывался интегралом Дюамеля, то «включение» на входе этого объекта обратного оператора (который точно найден) исчерпывало бы проблему управления линейными объектами (рисунок 3.5). То есть в соответствии с (3.3.2) управляющее воздействие, приводящее систему к желаемому состоянию $x(t) = x^*(t)$ будем искать в виде:

$$u^*(t) = A^{-1}x(t) = \int_0^t v'(\tau) x(t-\tau) d\tau, \quad (3.3.5)$$

где $v(t)$ - переходная функция объекта в направлении «выход-вход». На реальном объекте получить обратные характеристики нельзя, так как невозможно физически создать объект, обратный к исследуемому. Но возможно сгенерировать их на модели. В этом случае оператор A (модель объекта) представлен выражением (3.3.4), A^{-1} описывается в виде (3.3.5).

Обратной переходной функцией объекта (переходной характеристикой в направлении «выход-вход») будем считать такое значение $u(t)$, для которого выполняется соотношение: $x(t) = 1(t) \forall t \in [0, T]$, где $1(t)$ - функция Хэвисайда. Далее такую величину $u(t)$ будем обозначать $v(t)$. Для получения обратного оператора переходной функции системы требуется, прежде всего, оценить такие значения воздействий $v(t) = u(t)$, при подаче которых на вход системы получим выход, равный $x(t) = 1$. Таким образом, из соотношения (соответствующего непараметрической модели объекта) [85]:

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{s \cdot c_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} h_i \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) \cdot u(\tau_j) \Delta \tau = 1. \quad (3.3.6)$$

предлагается выразить величину $u(t)$, которая и будет равна $v(t)$. Получим выборку $\{u_i, t_i\}, i = \overline{1, s}$ значений $v(t)$ в дискретные моменты времени.

Если измерение выхода объекта происходит в дискретные моменты времени t с интервалом Δt : $t_i = i \cdot \Delta t, i = \overline{1, s}$, то будем решать уравнение (3.3.6) следующим образом: Пусть $t=0$, тогда (3.3.6) примет вид:

$$\hat{x}(0) = \frac{1}{s \cdot c_s} \cdot \sum_{i=1}^s h_i \cdot H' \left(\frac{-t_i}{c_s} \right) \cdot u(0) \Delta \tau = 1. \quad (3.3.7)$$

Тогда
$$u(0) = \frac{1}{\frac{1}{s \cdot c_s} \cdot \sum_{i=1}^s h_i \cdot H' \left(\frac{-t_i}{c_s} \right) \cdot \Delta \tau},$$

Далее при $t = t_1 = \Delta t$,

$$\hat{x}(\Delta t) = \frac{1}{s \cdot c_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^1 h_i \cdot H' \left(\frac{\Delta t - \Delta \tau - t_i}{c_s} \right) \cdot u(\tau_j) \Delta \tau = 1. \quad (3.3.8)$$

Тогда
$$u(\Delta t) = \frac{1}{\frac{1}{s \cdot c_s} \cdot \sum_{i=1}^s h_i \cdot H' \left(\frac{-t_i}{c_s} \right) \cdot \Delta \tau} + u(0),$$

В итоге, решая уравнение (3.3.6) относительно $u(t)$, получим оценку реализации переходной функции системы в направлении «выход-вход» в виде:

$$\hat{v}(t) = u(t) = \frac{1 - \sum_{j=0}^{\frac{t-\Delta\tau}{\Delta\tau}} \sum_{i=1}^s h_i H' \left(\frac{j \Delta \tau - t_i}{c_s} \right) u(t - j \Delta \tau) \Delta \tau}{\Delta \tau \sum_{i=1}^s k_i H' \left(\frac{-t_i}{c_s} \right)}, \quad (3.3.9)$$

где $u(0) = 0$, c_s - параметр размытости, используемый при создании непараметрической модели системы, $h(t)$ – переходная функция ЛДС.

Тогда в соответствии с (3.3.5) и (3.3.9) непараметрический алгоритм управления линейной динамической системой примет вид:

$$u^*(t) = \frac{T}{s c_s^u} \sum_{j=0}^{t/\Delta\tau} \sum_{i=1}^s \hat{v}_i H' \left(\frac{j \Delta \tau - t_i}{c_s^u} \right) x^*(t - j \Delta \tau) \Delta \tau, \quad (3.3.10)$$

где c_s^u - параметр размытости для непараметрического регулятора.

Однако непараметрические оценки на основании информации, содержащейся в случайных выборках измерений входных и выходных данных объекта управления, не позволяют получить идеальное описание обратного оператора. Необходимо учитывать также тот факт, что непараметрический регулятор настраивается с использованием модели, а не функционирует с реальным объектом, поэтому при любых изменениях характеристик объекта, возможно резкое ухудшение процесса управления. Таким образом, при управлении реальными системами, в которых необходимо учитывать множество факторов, часто невозможно получить эффективный закон регулирования в виде (3.3.10). Поэтому при управлении динамической системой возможно использование дополнительного регулятора, включенного в цепь обратной связи.

3.3.2 Замкнутая схема управления

Дополнительный регулятор, включенный в схему управления динамической системой, устранит возможные неточности регулирования, вызванные погрешностью непараметрического

оценивания обратного оператора. В качестве дополнительных регуляторов могут быть применены стандартные, основанные на принципе обратной связи схемы управления, такие как П-регулятор (пропорциональный), ПИ-регулятор (пропорционально-интегральный), ПИД-регулятор. Схема полученной системы управления приведена на рисунке 3.5 [89, 146].

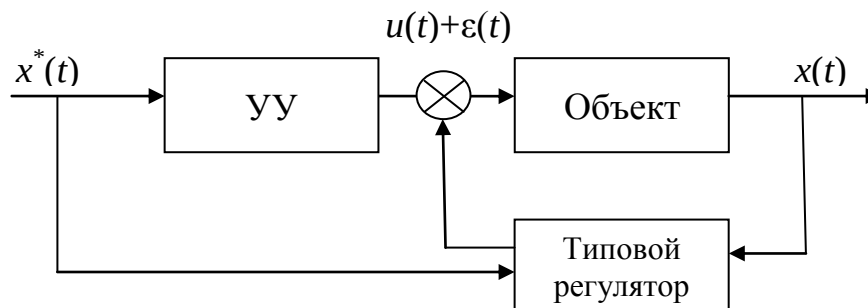


Рисунок 3.5 – Замкнутая схема системы управления (*Типовой регулятор* - регулятор типа ПИ, ПИД, $\varepsilon(t)$ - сигнал, вырабатываемый в цепи обратной связи)

где Объект – управляемый объект (ОУ, представляемый оператором A), УУ – непараметрический регулятор (устройство управления, которое может быть представлено в виде оценки обратного оператора A^{-1}), u – входная величина (управляемый параметр), $\varepsilon(t)$ – сигнал, вырабатываемый регулятором в цепи обратной связи (ошибка регулятора), x – выходная величина, x^* – задающее воздействие, поступающее на управляющее устройство.

При реализации замкнутой схемы управляющее воздействие включает две составляющие:

$$u^*(t) = A^{-1}x^*(t) + \varepsilon(t, x^*(t)), \quad (3.3.11)$$

где первое слагаемое на основании знаний об объекте управления формирует задающее воздействие для достижения желаемого отклика объекта, второе слагаемое корректирует отклонение управляемой величины, компенсирует влияние случайных помех. Такая схема формирования управляющего воздействия основана на принципе дуального управления. Математическая модель в данном случае необходима для оценки обратного оператора системы, который и является основой предлагаемого непараметрического регулятора.

Численный вариант (3.3.11) примет вид:

$$u^* = u^*(t) = \sum_{i=1}^s v'(t-t_i)x(t_i)\Delta t + \varepsilon(x(t), x^*(t)), \quad (3.3.12)$$

где $\varepsilon_i = \varepsilon(x(t_i) - x^*(t_i))$ – некоторая функция разности $(x(t_i) - x^*(t_i))$, играющая роль корректора в зависимости от величины параметра ε_i , $\hat{v}(t-\tau)$ – оценка обратной переходной функции системы, $x^*(t)$ – задающее воздействие.

Отметим, что при построении модели объекта переходные характеристики снимаются на объекте, а при построении алгоритма управления переходные характеристики в обратном направлении снимаются на модели. Алгоритм (3.3.12) является алгоритмом адаптивного управления, в нем сочетаются изучение объекта и приведение его к цели. Численный пример, иллюстрирующий эффективность алгоритма (3.3.10) представлен далее.

Пример. Для иллюстрации предложенного алгоритма управления рассмотрим линейный динамический объект, поведение которого имитируется дифференциальным уравнением второго порядка:

$$2 \cdot x''(t) + 0.7 \cdot x'(t) + 2x(t) = u(t), \quad (3.3.13)$$

Структура и параметры системы (3.3.13) неизвестны. Для имитации такого объекта и получения значений его «входных-выходных» переменных применим метод конечных разностей как численный метод решения дифференциальных уравнений. Представим данную систему в виде: $a \cdot x''(t) + b \cdot x'(t) + c \cdot x(t) = u(t)$, где a, b, c – некоторые коэффициенты уравнения.

Тогда численное решение (3.3.13):

$$x_i = \frac{\left(\frac{b}{\Delta t} + 2 \cdot \frac{a}{\Delta t^2} \right) \cdot x_{i-1} - \frac{a}{\Delta t^2} \cdot x_{i-2} + u(t_i)}{\frac{a}{\Delta t^2} + \frac{b}{\Delta t} + c}, \quad (3.3.14)$$

где x_i – значение выхода системы на i итерации, t – время, Δt – шаг дискретизации выборки.

Пусть исследуемая система в момент начала управления находилась в некотором установившемся состоянии $x_0 = \text{const}$. Реакция объекта в этом случае соответствует решению уравнения (3.3.14) для входного воздействия $u(t) = u_n(t)$ при ненулевых начальных условиях.

Выборка значений выхода объекта $\{t_i, x(t_i), i = \overline{1, s}\}$ начинает накапливаться с момента времени, обозначенного $t=0$ (момент начала наблюдения). Для построения непараметрической модели ЛДС в виде (3.3.4) необходимы оценки переходной и весовой функций объекта, по которым требуется оценить «обратную» переходную функцию объекта соотношением (3.3.9). Графики полученных обратных характеристик представлены на рисунке 3.6.

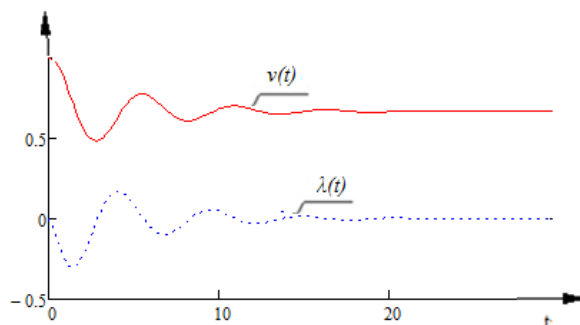


Рисунок 3.6 – «Обратные» характеристики ЛДС, где $v(t)$ и $\lambda(t)$ – переходная и весовая функции системы в направлении «выход-вход»

На основе полученных обратных характеристик строится непараметрический регулятор для управления объектом (3.3.13). Задающее воздействие $x^*(t)$ имеет ступенчатый вид.

$$x^*(t) = \begin{cases} 1, & t < 17 \\ 2, & 17 < t < 32 \\ 0.5, & t > 32 \end{cases} \quad (3.3.15)$$

При отсутствии помех результат управления имеет вид (рисунок 3.7).

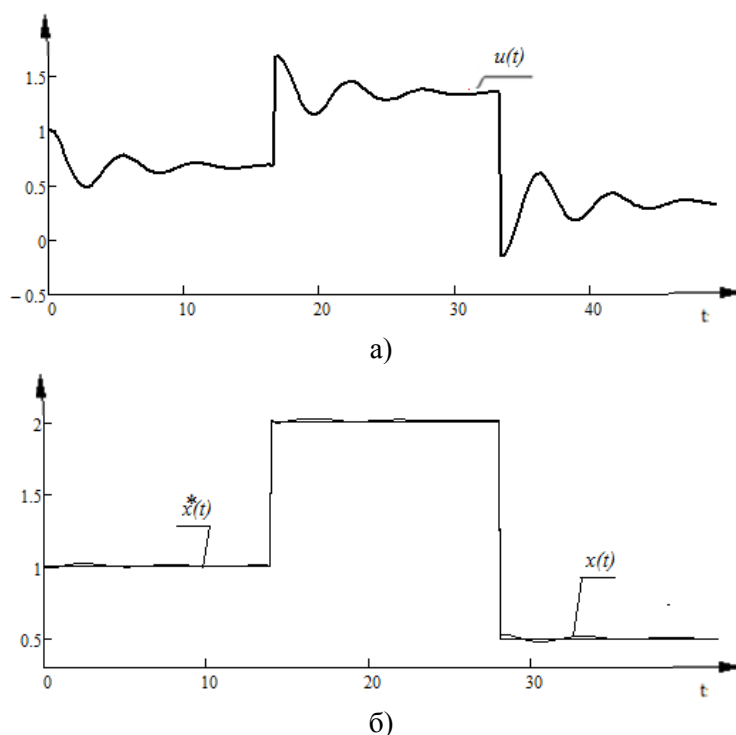


Рисунок 3.7 – Управление объектом при задании в виде ступенчатой функции при отсутствии помех, объем выборки $s=300$, ошибка управления 0.0015

На рисунках 3.7-3.16 приняты обозначения: $u(t)$ – управляющее воздействие, $x^*(t)$ – задающее воздействие (желаемое значение выхода объекта), $x(t)$ – выход объекта.

Из рисунка 3.7 видно, что управляющее воздействие $u(t)$ (рисунок 3.7 - а) при изменении значения $x^*(t)$ достаточно быстро меняет значение выхода объекта, приводя его в соответствие желаемому состоянию $x^*(t)$ (рисунок 3.7 - б). Ошибка регулирования (среднеквадратическое отклонение выхода объекта $x(t)$ от $x^*(t)$) составляет 0.01. Качество работы регулятора оценивается с использованием среднеквадратической ошибки управления (ε).

$$\varepsilon = \frac{1}{s} \cdot \sum_{i=1}^s (x(t_i) - x^*(t_i))^2. \quad (3.3.16)$$

Пусть задающее воздействие $x^*(t) = \sin(0.3t)$, то регулятор должен обеспечить выход объекта по траектории. При отсутствии помех результат управления имеет следующий вид:

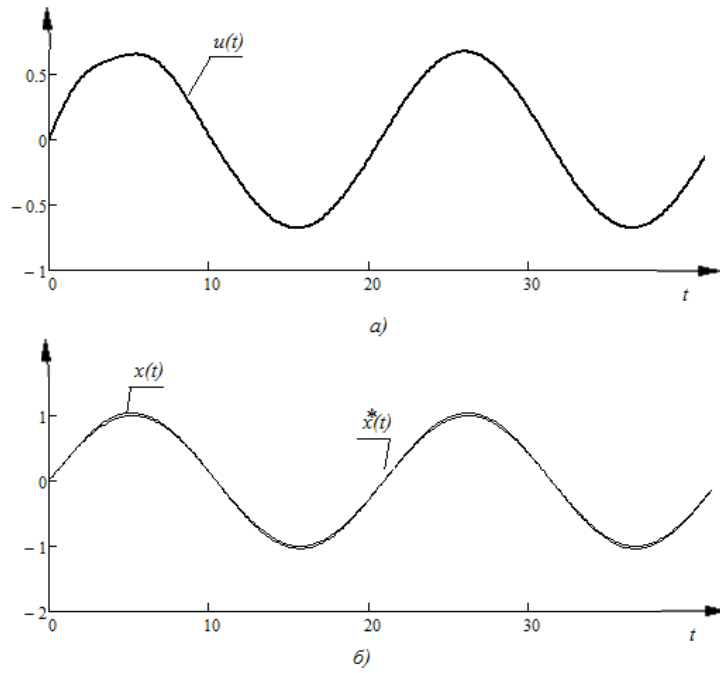


Рисунок 3.8 – Управление объектом при $x^*(t)=\sin(0.3t)$ при отсутствии помех, исходная выборка: $s=300, \Delta t=0.14, \varepsilon=0,0007$

Как видно из рисунка 3.8, ошибка регулирования достаточно небольшая, непараметрический регулятор обеспечивает выход объекта $x(t)$ практически совпадающим с $x^*(t)$ (среднеквадратическое отклонение между этими величинами составляет 0,0007).

Рассмотрим случай управления системой (3.3.13), когда на выходе объекта действует помеха, равная 5% от величины выходного сигнала. На Рисунках 3.9 и 3.10 изображены реакции объекта, управляемого непараметрическим регулятором. Качество регулирования оценивается с использованием среднеквадратической ошибки управления (ε).

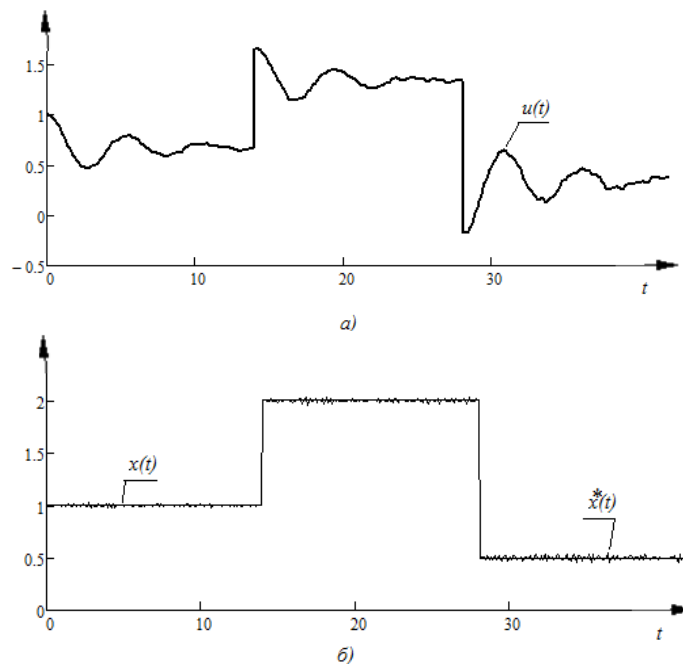


Рисунок 3.9 – Управление ЛДС, исходная выборка: $s=300, \Delta t=0.14$, со случайной помехой 5% от абсолютного значения выхода объекта, $w=0.002$, задающее воздействие (3.3.23)

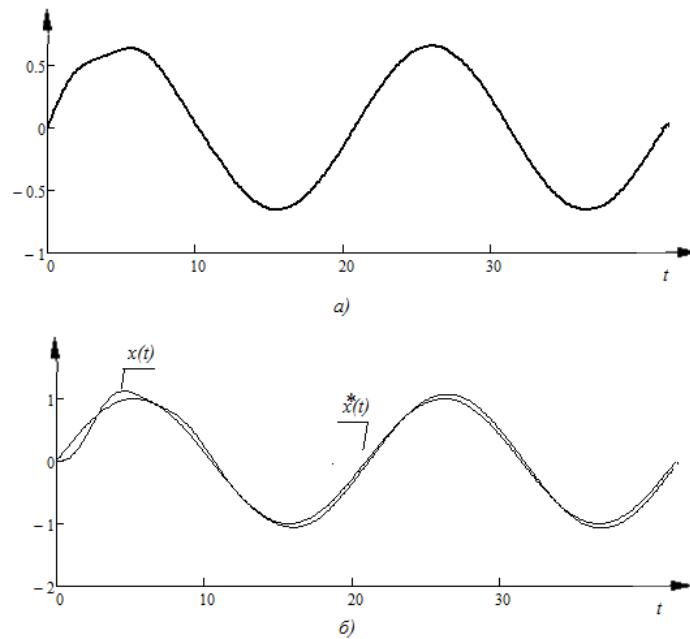


Рисунок 3.10 – Управление ЛДС, исходная выборка: $s=300, \Delta t=0.14$, со случайной помехой 5% от абсолютного значения выхода объекта, $w=0.006$, $x^*(t)=\sin(0.3t)$

Как можно видеть из рисунков, непараметрический регулятор обеспечивает достаточно точное приближение выхода объекта к желаемому значению. Работоспособность алгоритма подтверждена численными экспериментами для ЛДС при различном уровне помех, для различного вида задающих воздействий.

3.4 Непараметрический алгоритм управления нелинейной динамической системой класса Винера

Рассмотрим нелинейный динамический объект, структура которого описывается дифференциальным уравнением неизвестного порядка. Поведение такого объекта часто может быть представлено в виде моделей класса Винера или Гаммерштейна. Общая идея построения закона управления состоит во «включении» на входе объекта соответствующих обратных операторов. Подобная идея восходит к методу обратных операторов, известному в теории управления. Основное отличие непараметрических систем управления в данном случае состоит в том, что неизвестен вид уравнения, с точностью до параметров описывающего линейный блок, но уравнение, описывающее нелинейный элемент, известно с точностью до параметров.

Пусть объект управления представлен в виде модели Винера. Требуется сформировать управляющее воздействие, приводящее исследуемый объект в желаемое состояние. В данном случае схема системы управления, основанной на оценке обратного оператора ОУ, имеет вид [158]:

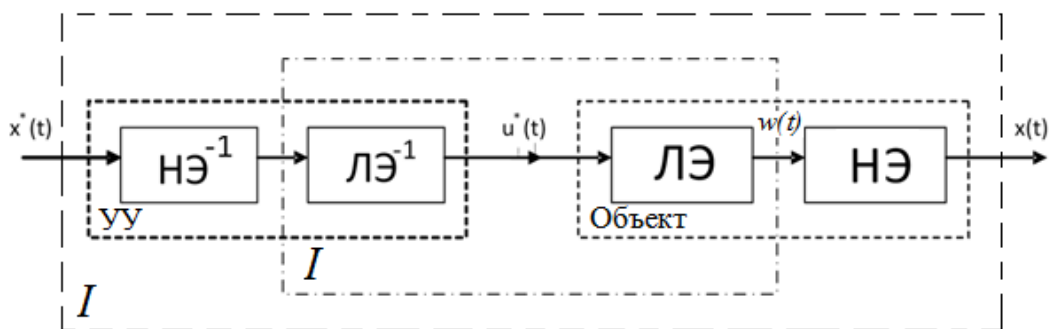


Рисунок 3.11 – Схема функционирования непараметрического регулятора для нелинейной динамической системы класса Винера, I – единичный оператор, $ЛЭ^{-1}$ – оператор, обратный к $ЛЭ$ системы, $НЭ^{-1}$ – оператор, обратный к $НЭ$

Преобразование входных сигналов объекта $u(t) \in \Omega(u)$ в выходные сигналы ЛЭ $w(t) \in \Omega(w)$ можно рассматривать как некоторый линейный оператор A , действующий в пределах области определения $\Omega(u)$, и переводящий $\Omega(u)$ в $\Omega(w)$. ЛЭ исследуемого процесса в операторной форме будет описываться уравнением $w(t) = Au(t)$, где A – неизвестный оператор, описывающий процесс. НЭ системы может быть представлен оператором B , преобразующим множества выходных сигналов ЛЭ $w(t) \in \Omega(w)$ в значения выхода объекта $x(t) \in \Omega(x)$.

Процесс может быть описан как последовательно соединенные линейная и нелинейная функционалы. Линейная часть системы представляется оператором A , нелинейная – оператором B . Получим описание системы в виде операторов:

$$w(t) = A\{u(t)\}, \quad (3.4.1)$$

$$x(t) = B\{w(t)\} = B\{A\{u(t)\}\}. \quad (3.4.2)$$

Тогда зависимость выходной величины объекта от входных воздействий:

$$x(t) = B\{A\{u(t)\}\}. \quad (3.4.3)$$

Пусть существуют обратные к A и B операторы, для которых справедливо выражение: $AA^{-1} = I$, $BB^{-1} = I$, где I – единичный оператор. Тогда, зная желаемое значение выхода системы, можно сформировать управляющее воздействие. Управляющее воздействие, сформированное на основе обратного оператора системы, может быть описано как:

$$u^*(t) = A^{-1}\{B^{-1}\{x^*(t)\}\}. \quad (3.4.4)$$

Покажем, что подавая на вход системы воздействие $u^*(t)$, сформированное по (3.4.4) получим выход $x(t)$, значение которого совпадает с задающим воздействием $x^*(t)$. Если найти обратные операторы A^{-1} и B^{-1} для системы и «включить» на ее входе в обратном порядке, то, подавая на вход обратного оператора требуемую траекторию движения $x^*(t)$, получим:

$$x^*(t) = B\{A\{u^*(t)\}\} = B\{A\{A^{-1}\{B^{-1}\{x^*(t)\}\}\}\} = x^*(t). \quad (3.4.5)$$

Выражение (3.4.4) может считаться идеальным регулятором для системы класса Винера, находящейся в условиях частичной неопределенности. Задавая траекторию $x^*(t)$, можно найти из (3.4.4) значение $u^*(t)$.

Задача управления нелинейными динамическими системами (НДС) в виде модели класса Винера или, как это будет показано далее, Гаммерштейна сводится к нахождению обратных операторов к функциям, описывающим линейную и нелинейную части системы. Основная проблема здесь состоит в отыскании обратных операторов, это является достаточно сложной задачей для НДС в связи с тем, что точное описание исследуемого процесса чаще всего отсутствует, что и ограничивает возможности применения метода обратных операторов.

Пусть объект класса Винера описывается нелинейным дифференциальным уравнением неизвестного порядка. В этом случае при ненулевых начальных условиях выход системы $x(t)$ описывается следующей системой уравнений:

$$\omega(t) = h(0)u(t) + \int_0^t h'(t-\tau)u(\tau)d\tau, \quad (3.4.6)$$

$$x(t) = f(\omega(t)), \quad (3.4.7)$$

где $h(t)$ – переходная функция ЛЭ системы (не измеряемая), $f(\cdot)$ – функция, описывающая нелинейное звено. Как уже говорилось в пункте 3.3.1, оператор A^{-1} , обратный к A (описывающему линейную динамическую часть системы) будет также линейным и может быть описан интегралом свертки следующим образом:

$$u(t) = A^{-1}\{w(t)\} = \int_0^t v'(\tau)w(t-\tau)d\tau, \quad (3.4.8)$$

где $v(t)$ – переходная функция «обратного» процесса. «Снятие» переходных характеристик объекта это традиционный прием, широко используемый в автоматике. Для моделей линейных динамических систем в виде интеграла Дюамеля может быть построен обратный оператор, где вход и выход процесса меняются местами. В этом обратном операторе присутствуют переходная и весовая функции в обратном направлении. Так как мы располагаем моделью, то оценку требуемых характеристик можно реализовать только на модели [49]. Для управления динамическим объектом, в котором реализуется тот или иной процесс, на входе объекта может быть «поставлен» «антиобъект» или обратный оператор, который и будет играть роль управляющего устройства (регулятора). При этом надо иметь в виду, что в реальных задачах исследователю часто неизвестен оператор объекта с необходимой для практики точностью.

Оператор A тогда в виде (3.4.6), а A^{-1} – выражением (3.4.7). Оператор B описывает функцию $f(\omega)$, причем предположим, что существует обратный оператор $B^{-1} = f^{-1}(x)$. Управляющее воздействие, соответствующее (3.4.4):

$$\begin{cases} u(t) = \int_0^t v'(t-\tau)w(\tau)d\tau \\ w(t) = f^{-1}(x^*(t)), \end{cases} \quad (3.4.9)$$

где неизвестными являются: $v(t)$ – переходная функция линейного звена объекта в направлении «выход-вход», а также обратная функция нелинейного звена $f^{-1}(x)$. Оценки данных неизвестных характеристик могут быть получены на модели объекта. Пусть построена непараметрическая модель системы в виде (2.2.12). При построении модели получена оценка функции, описывающей нелинейный элемент системы – следовательно, найти оператор B^{-1} .

Задача сводится к нахождению обратной весовой функции ЛЭ системы по результатам экспериментов на модели. Обратной переходной функцией будем называть такое значение входной переменной $u(t)$, при котором выход ЛЭ $w(t)=1$, ее можно выразить из соотношения.

$$\hat{w}(t) = \int_0^t \hat{h}'(t-\tau)u(\tau)d\tau = 1. \quad (3.4.10)$$

То есть необходимо решить уравнение:

$$\hat{w}(t) = \frac{1}{s \cdot c_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta t} \hat{h}_i \cdot H' \left(\frac{t - \tau_j - t_i}{c_s} \right) \cdot u(\tau_j) \Delta \tau = 1 \quad (3.4.11)$$

относительно $u(t)$. Здесь значения величин $h(t)$ и $w(t)$ – физически не измеряемые. Однако имеются их оценки, полученные в результате построения модели исследуемого объекта. Полученное значение $u(t)$ считается «обратной» переходной функцией и обозначается $u(t_i)=v(t)$:

$$\hat{v}(t) = \frac{1 - \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t-1} \hat{h}_i \cdot H' \left(\frac{t_j - t_i}{c_s} \right) \cdot f(u(t_j)) \Delta t}{\frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \hat{h}_i \cdot H' \left(\frac{t - t_j - t_i}{c_s} \right) \cdot \Delta t}, \quad (3.4.12)$$

где $\hat{h}_i = f^{-1}(x_i^1)$ – оценка переходной характеристики ЛЭ системы, которая получена при построении модели, $x^1(t)$ – выход нелинейной системы при $u(t)=1$.

По полученным дискретным значениям $v(t)$ строим непараметрическую оценку переходной функции ЛЭ системы в направлении «выход-вход».

$$\hat{v}(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s v_i \cdot H \left(\frac{t - t_i}{c_s} \right). \quad (3.4.13)$$

Управляющее воздействие соответствующее (3.4.9) находится в виде:

$$u^*(t) = \int_0^t \hat{v}'(t-\tau) \hat{w}(\tau) d\tau, \quad (3.4.14)$$

или, в дискретном варианте:

$$u^*(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} \hat{v}_i \cdot H' \left(\frac{t-t_i-\tau_j}{c_{su}} \right) \cdot \hat{f}^{-1}(x^*(\tau_j)) \Delta\tau, \quad (3.4.15)$$

где $v(t)$ – оценка переходной характеристики «обратного» линейного элемента системы, $x^*(t)$ – задающее воздействие (желаемое значение выхода системы).

Пример. Рассмотрим нелинейную динамическую систему, состоящую из квадратора и численного аналога дифференциального уравнения (имитирующего объект): $3 \cdot x''(t) + 1,3 \cdot x'(t) + 1 \cdot x(t) = u(t)$. Вид и параметры уравнения, описывающего процесс, неизвестны. Входное воздействие $u(t) = 3\cos(0.5t) + \sin(0.2t)$. Результат моделирования этого процесса представлен на рисунке 3.12.

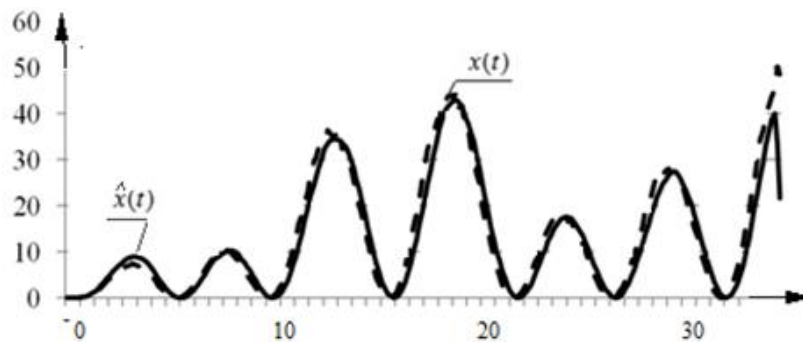


Рисунок 3.12 – Модель системы класса Винера, x – выход системы, помеха 5%

Как видно из рисунка 3.12, непараметрическая модель дает достаточно точный прогноз значений реально протекающего процесса.

Далее представлен результат управления объектом непараметрическим управляющим устройством. Задающее воздействие в виде ступенчатой функции. На рисунке 3.13 приведен результат управления с применением алгоритма (3.4.15).

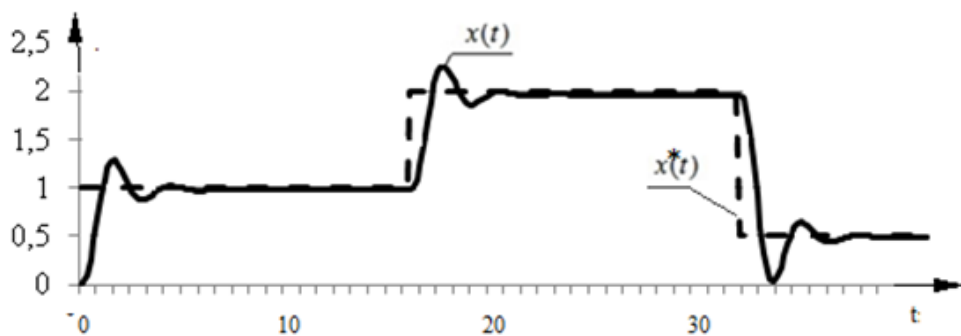


Рисунок 3.13 – Процесс управления объектом класса Винера, $x(t)$ – выход управляемого объекта, $x^*(t)$ – желаемое значение выхода: помеха 5%

Рисунок 3.13 иллюстрирует достаточно хорошее качество управления динамическим объектом в условиях непараметрической неопределенности.

3.5 Непараметрический алгоритм управления системой класса Гаммерштейна

Рассмотрим задачу управления нелинейными динамическими системами, которые могут быть представлены в виде модели Гаммерштейна. Пусть линейная часть объекта описывается нелинейным дифференциальным уравнением неизвестного порядка. Вид функции нелинейного элемента известен.

Предлагается алгоритм управления, включающий выполнение двух этапов. Первый этап, как и ранее, сводится к тому, что по измеренным со случайной ошибкой реализациям управляющего входного и результирующего выходного процессов строится модель динамической системы. Следующий этап состоит в том, что модель объекта используется для получения переходных характеристик обратного оператора системы. Оценки обратных операторов позволяют синтезировать управляющее воздействие для желаемого выходного процесса. В данном случае схема управления имеет следующий вид:

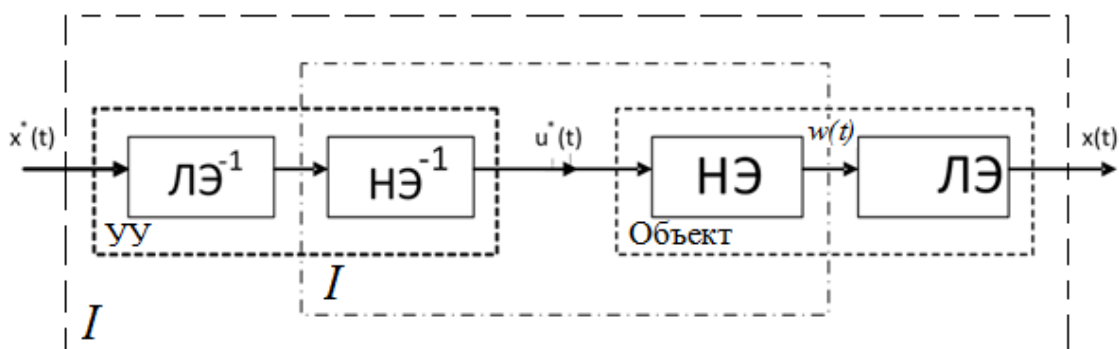


Рисунок 3.14 – Схема функционирования непараметрического регулятора для систем класса Гаммерштейна, I – единичный оператор, $ЛЭ^{-1}$ – оператор, обратный к $ЛЭ$ системы, $НЭ^{-1}$ – оператор, обратный к $НЭ$

Модели такой структуры состоят из двух элементов – линейной динамической части (которая описывается линейным оператором A) и нелинейного элемента (описывается оператором B). То есть [52]:

$$w(t) = B\{u(t)\}, \quad (3.5.1)$$

$$x(t) = A\{w(t)\} = A\{B\{u(t)\}\}. \quad (3.5.2)$$

где $w(t)$ - выход нелинейного элемента системы, $x(t)$ - выход объекта.

Выход объекта может быть представлен в операторной форме в виде:

$$x(t) = A\{B\{u(t)\}\}. \quad (3.5.3)$$

Тогда управляющее воздействие, сформированное на основании оценок обратных операторов, может быть описано как:

$$u(t) = B^{-1}\{A^{-1}\{x(t)\}\}. \quad (3.5.4)$$

При построении модели динамической системы класса Гаммерштейна в виде (2.3.5) получена оценка функции, описывающей нелинейный элемент системы – следовательно, можно найти оператор B^{-1} .

Оператор A^{-1} , обратный к линейному оператору A будет также линейным и поэтому может быть описан интегралом свертки.

$$w^*(t) = A^{-1}(x^*(t)) = \int_0^t v(t-\tau)x^*(\tau)d\tau \quad (3.5.5)$$

где $v(t)$ – оценка переходной функции «обратного» процесса. То есть оператор A^{-1} оценивается в виде (3.5.5). Оператор B описывает функцию $f(u)$, причем будем предполагать, что существует обратный оператор $B^{-1} = f^{-1}(w)$. Таким образом, управляющее воздействие вычисляется:

$$u^*(t) = B^{-1}A^{-1}x^*(t) = f^{-1}\left(\int_0^t v'(t-\tau)x^*(\tau)d\tau\right), \quad (3.5.6)$$

где $f^{-1}(\cdot)$ – функция, описывающая обратный нелинейный оператор. При этом, оценку обратной переходной функции можно получить, решив уравнение

$$x(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} \hat{k}_i \cdot H'\left(\frac{t-t_i-\tau_j}{c_{su}}\right) \cdot w(\tau_j)\Delta\tau = 1 \quad (3.5.7)$$

относительно $w(t)$. Или, если учесть, что значение $w(t)$ не измеряемы,

$$x(t) = \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} \hat{k}_i \cdot H'\left(\frac{t-t_i-\tau_j}{c_{su}}\right) \cdot f(u(\tau_j))\Delta\tau = 1 \quad (3.5.8)$$

относительно $u(t)$. Тогда задача сводится к нахождению оценки обратной переходной функции $v(t)$, которая в данном случае имеет вид:

$$\hat{v}(t) = \frac{1 - \frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t-1} \hat{h}_i \cdot H'\left(\frac{t_j-t_i}{c_s}\right) \cdot f(u(t_j))\Delta t}{\frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \hat{h}_i \cdot H'\left(\frac{t-t_j-t_i}{c_s}\right) \cdot \Delta t}, \quad (3.5.9)$$

где $\hat{h}(t)$ – оценка переходной характеристики линейной части системы.

Управляющее воздействие находится в следующем виде:

$$u^*(t) = f^{-1}\left(\frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} \hat{v}_i \cdot H'\left(\frac{t-t_i-\tau_j}{c_{su}}\right) \cdot x^*(\tau_j)\Delta\tau\right). \quad (3.5.10)$$

где $f^{-1}(\cdot)$ – оценка функции, описывающей нелинейность. Подавая на вход системы

воздействие (3.5.10), получим на ее выходе реакцию, значение которой приближено к задающему воздействию $x^*(t)$.

Пример. Рассмотрим нелинейную динамическую систему класса Гаммерштейна, состоящую из НЭ в виде звена с насыщением (параметры $a=2$, $b=1$) и дифференциального уравнения (имитирующего объект): $3 \cdot x''(t) + 1,3 \cdot x'(t) + 1 \cdot x(t) = u(t)$. Вид и параметры уравнения, описывающего процесс, неизвестны. Входное воздействие: $u(t) = 5\cos(0,5t) + 0,2\sin(2t)$. Результат моделирования такого процесса представлен на Рисунке 3.15.

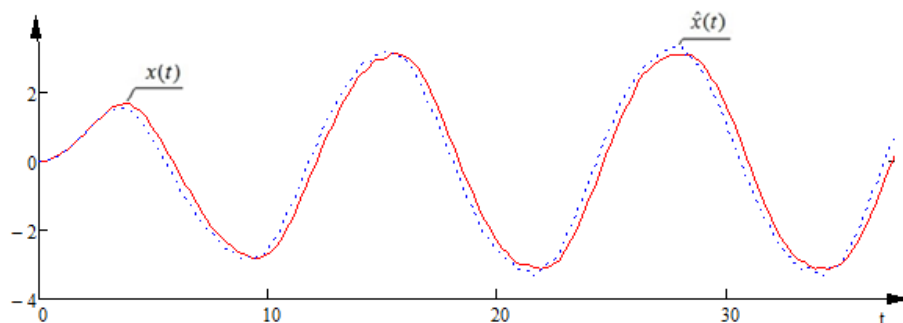


Рисунок 3.15 – Оценка выхода $x(t)$ системы класса Гаммерштейна. $\hat{x}(t)$ – модель системы, $x(t)$ – выход системы, объем выборки $s=250$, помеха 5%

Примем задающее воздействие (желаемое значение выхода системы) в виде ступенчатой функции. На рисунках 3.16-3.18 приведем результаты управления описанной динамической системой непараметрическим регулятором. Объем выборки равен 250.

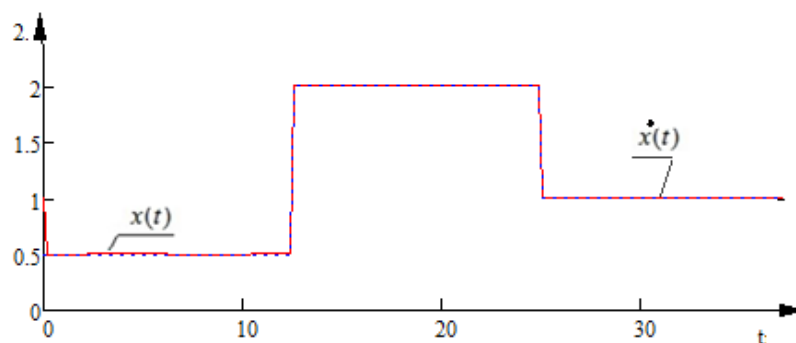


Рисунок 3.16 – Управление динамическим объектом класса Гаммерштейна при ступенчатом задающем воздействии без помех

Далее приведен результат управления в случае, когда выход объекта измеряется с помехой 5%.

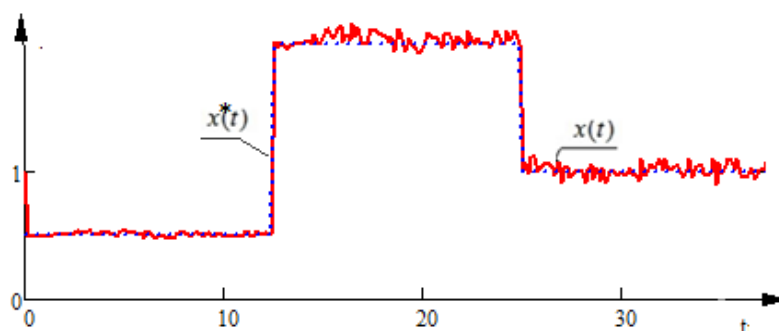


Рисунок 3.17 – Управление динамическим объектом при ступенчатом задающем воздействии при наличии помехи равной 5%, $x(t)$ – выход управляемого объекта, $x^*(t)$ – желаемое значение выхода

Далее представим задающее воздействие в виде траектории $\dot{x}^*(t) = \sin(0.6t)$, результат данного эксперимента представлен на рисунке 3.18:

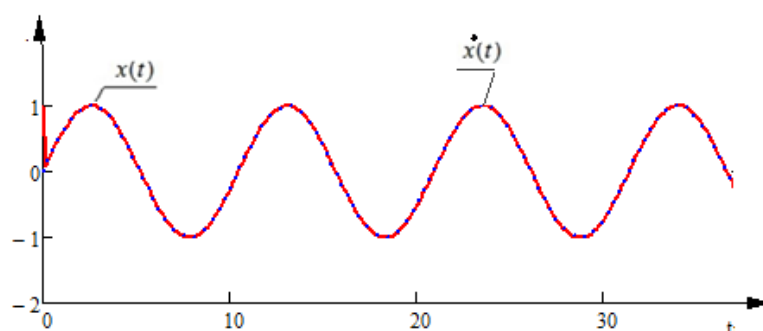


Рисунок 3.18 – Управление динамическим объектом при ступенчатом задающем воздействии без помех

Результаты вычислительных экспериментов подтверждают работоспособность алгоритма построения непараметрического регулятора для управления системами класса Винера и Гаммерштейна при задающем воздействии различного вида.

3.6 Результаты численных исследований непараметрического устройства управления

Рассмотрим результаты некоторых численных исследований, направленных на подтверждение эффективности работы предложенного непараметрического управляющего устройства для нелинейных динамических систем в различных условиях их функционирования. Схема численных исследований включала эксперименты по управлению системами класса Винера и Гаммерштейна при различных видах и параметрах нелинейности, наличии помех в каналах измерения, различной дискретности измерения переменных, различных видах задающего воздействия, различных порядках линейного блока.

3.6.1 Управление системой класса Винера

Пример 1. Рассмотрим некоторый нелинейный динамический объект, представленный в виде модели Винера. Поведение линейного блока объекта имитируется дифференциальным уравнением второго порядка:

$$2.9 \cdot w''(t) + 1.3 \cdot w'(t) + w(t) = u(t). \quad (3.6.1)$$

Нелинейный элемент – квадратор с параметром $a=2$. Структура и параметры линейной динамической части системы неизвестны. Для имитации такого объекта и получения значений его «входных-выходных» переменных применим метод конечных разностей как численный метод решения дифференциальных уравнений. Тогда численное решение (3.6.1):

$$x_i = 1.83x_{i-1} - 0.86x_{i-2} + 0.03, \quad (3.6.2)$$

где x_i – значение выхода системы на i итерации, t – время, Δt – шаг дискретизации выборки. Пусть исследуемая система в момент начала управления находилась в установившемся состоянии, что соответствует ненулевым начальным условиям.

При синтезе алгоритмов построения непараметрического регулятора, как уже отмечалось, неизвестны параметризованная структура и порядок уравнения, описывающего процесс.

Выборка значений выхода объекта $\{t_i, x(t_i), i = \overline{1, s}\}$ начинает накапливаться с момента времени, обозначенного $t=0$ (момент начала наблюдения). Объем выборки $s=200$, $\Delta t=0.15$. Пусть построена непараметрическая модель объекта класса Винера в виде (2.2.16).

В соответствии с алгоритмом построения непараметрического регулятора, требуется оценить «обратную» переходную функцию объекта из соотношения (3.4.10). Оценки «обратных» характеристик представлены на рисунке 3.19.

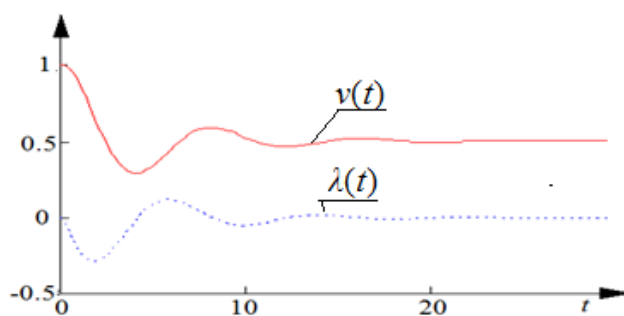


Рисунок 3.19 – «Обратные» характеристики системы класса Винера

На основе полученных обратных характеристик строится непараметрический регулятор для управления в виде (3.4.13).

Пусть задающее воздействие имеет вид ступенчатой функции. При отсутствии помех результат управления имеет вид (рисунок 3.20).

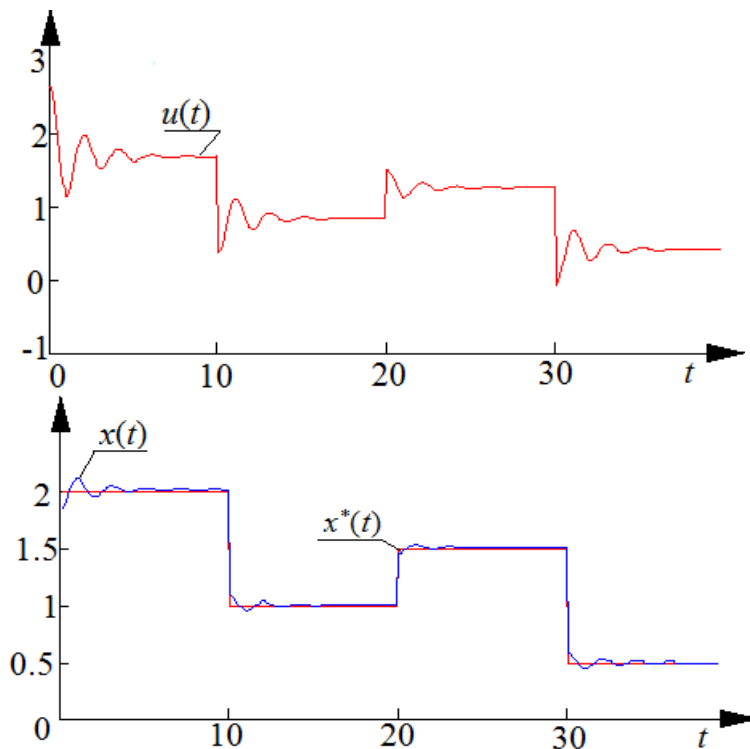
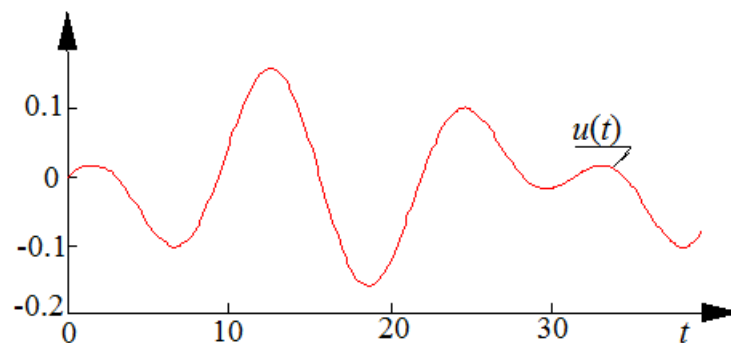


Рисунок 3.20 – Управление объектом при задании в виде ступенчатой функции и отсутствии помех, объем выборки $s=300$, ошибка управления 0.00015

На рисунках 3.20 и далее приняты следующие обозначения: $u(t)$ – управляющее воздействие, $x^*(t)$ – задающее воздействие, $x(t)$ – выход объекта, $v(t)$ и $\lambda(t)$ – соответственно переходная и весовая функции системы в направлении «выход-вход».

Из рисунка 3.20 видно, что управляющее воздействие $u(t)$ (рисунок 3.20 - а) при изменении задающего воздействия $x^*(t)$ достаточно быстро меняет значение выхода объекта, приводя его в соответствие желаемому состоянию $x^*(t)$.

Пусть задающее воздействие принято в виде траектории. При отсутствии помех результат управления имеет следующий вид:



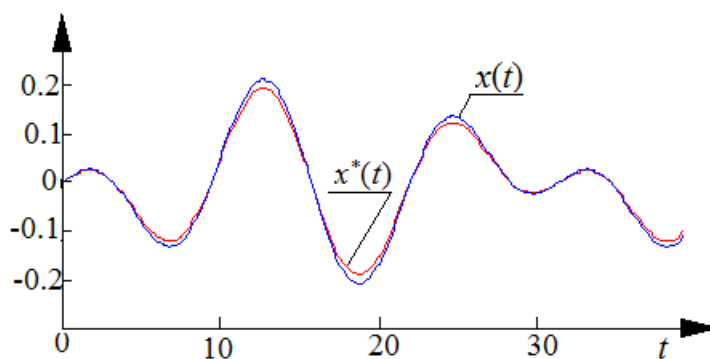


Рисунок 3.21 – Управление объектом при $x^*(t)=0.2\sin(0.3t)\cos(t)$ при отсутствии помех, исходная выборка: $s=300, \Delta t=0.14$, со случайной помехой 5%, $\varepsilon=0,0007$

Как видно из рисунка 3.21-б, так как ошибка регулирования достаточно небольшая, непараметрический регулятор обеспечивает выход объекта $x(t)$ практически совпадающим с $x^*(t)$ (среднеквадратическое отклонение между этими величинами составляет 0,0007).

Как можно видеть из рисунков, непараметрический регулятор обеспечивает достаточно точное приближение выхода объекта к желаемому значению.

Далее рассмотрим управление системой класса Винера с насыщением.

Пример 2. Рассмотрим некоторый нелинейный динамический объект, представленный в виде модели Винера. Поведение объекта имитируется следующим образом: Линейная часть описывается дифференциальным уравнением второго порядка:

$$1 \cdot w''(t) + 1,2 \cdot w'(t) + 1 \cdot w(t) = u(t), \quad (3.6.3)$$

Нелинейный элемент – звено с насыщением с параметрами $a=2, b=5$. Цель управления представляет собой ступенчатую функцию:

$$x^*(t) = \begin{cases} 1 + \sin(0.2t), & \text{если } t < 60 \\ 3 + 0.001t^2, & \text{если } 60 < t < 120. \\ 1, & \text{если } t > 120 \end{cases} \quad (3.6.4)$$

Информация о структуре и параметрах динамической части системы отсутствует, структура нелинейного элемента задана с точностью до параметров. Исследователю доступны измерения «входных-выходных» переменных $u(t), x^*(t)$.

На рисунке 3.22 представлены оценки обратной переходной и весовой функций непараметрического регулятора.

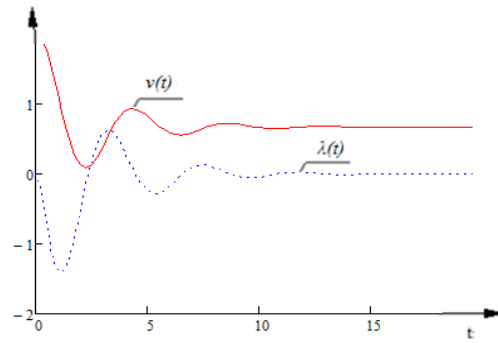


Рисунок 3.22 – Оценки обратной переходной $v(t)$ и весовой $\lambda(t)$ функций

На рисунке 3.22 изображены реакции объекта, управляемого непараметрическим регулятором при задании (3.6.4), а также значение управляющего воздействия $u(t)$.

Качество управления оценивается с использованием относительной средней (W_H) и среднеквадратической ошибок (w).

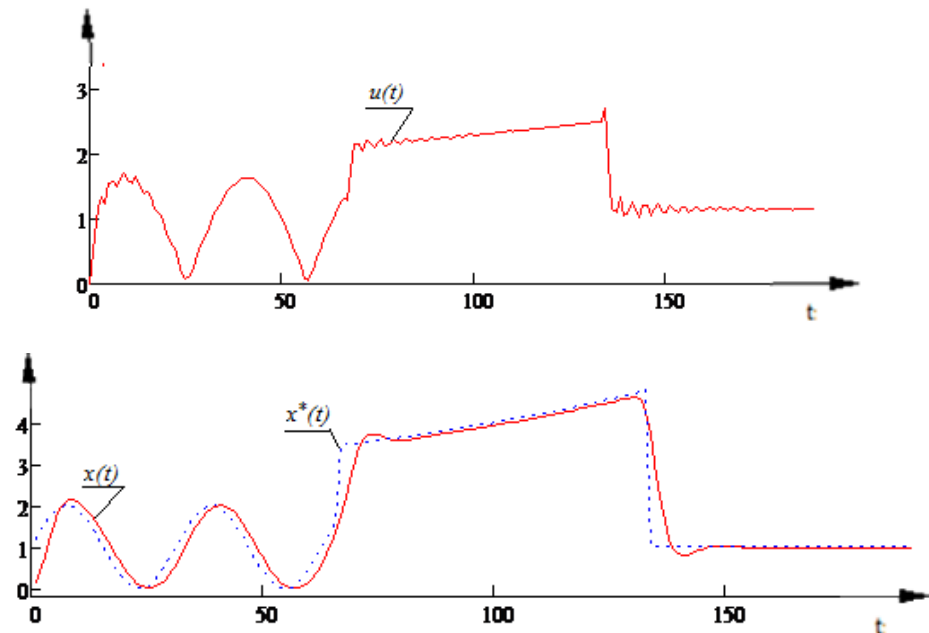


Рисунок 3.23 – Управление системой класса Винера, исходная выборка без помех $s=200$, $\Delta t=1$, $w=0.149$, $W_H=3.6\%$

Далее рассмотрим ситуацию, когда в каналах измерения выхода объекта действует помеха в размере 5% от значения выхода. На рисунке приведены результаты управления.

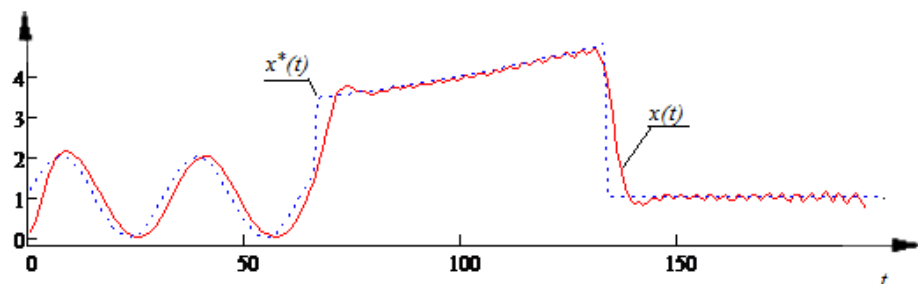


Рисунок 3.24 – Выход управляемого объекта: помеха 5%, $w=0.15$, $W_H=5.2\%$

В результате экспериментов подтверждена работоспособность алгоритма построения непараметрического регулятора для нелинейных динамических систем класса Винера, в случае, когда нелинейный элемент системы представлял собой квадратор и звено с насыщением.

Далее приводятся некоторые эксперименты по управлению для систем класса Винера, направленные на подтверждение работоспособности предложенного непараметрического алгоритма в различных условиях.

Пример 3. Исследуем зависимость качества регулирования от уровня случайных помех в каналах измерений. Рассмотрим систему класса Винера с квадратором. Линейная часть имитируется дифференциальным уравнением:

$$4w''(t) + 1.5w'(t) + w(t) = u(t), \quad (3.6.5)$$

Нелинейный элемент представляет собой квадратор с параметром $a=3$. Структура и параметры линейной динамической части системы неизвестны. Вид нелинейности предполагается известным с точностью до параметров. Объем выборки $s=400$, шаг дискретизации $\Delta t=0.3$. Пусть построена модель данного объекта согласно (2.2.16).

Работа регулятора исследуется при наличии случайной аддитивной помехи в канале измерения выходных характеристик объекта. Рассматривались системы, где помехи в каналах измерения составляли 0%, 3%, 5%, 7%, 10%, 15% от величины выходного сигнала. На Рисунках 3.25 и 3.26 изображены реакции объекта, управляемого непараметрическим регулятором, при различных задающих воздействиях.

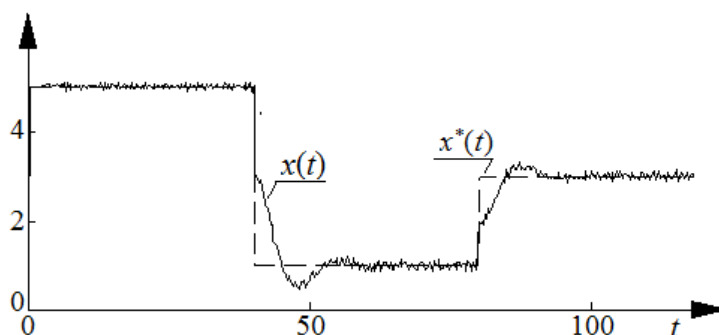


Рисунок 3.25 – Выход управляемого объекта, исходная выборка со случайной помехой 5% от абсолютного значения выхода объекта $s=400, t=0.3, w=0.0004, W_H=3.2\%$

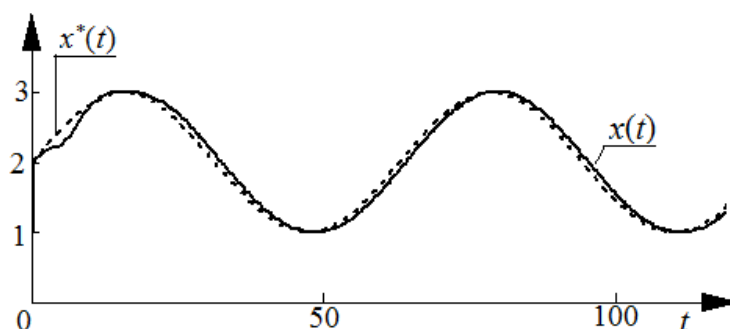


Рисунок 3.26 – Выход управляемого объекта, исходная выборка со случайной помехой 5% от абсолютного значения выхода объекта, $x^*(t) = \sin(t \cdot 3)$, $w=0.156, W_H=2.75\%$

Обобщенные результаты данного исследования приведены в таблице.

В качестве задающего воздействия были использованы функции, описываемые уравнениями:

$$x^*(t) = 4, \quad (3.6.6)$$

$$x^*(t) = \begin{cases} -2, & t < 10 \\ 0, & 10 \leq t < 20 \\ -1, & 20 \leq t < 30 \\ 2, & 30 \leq t \end{cases}, \quad (3.6.7)$$

$$x^*(t) = \sin(t \cdot 3), \quad (3.6.8)$$

Таблица 6 – Зависимость относительной ошибки управления W_H от уровня помех

x^*	0%	3%	5%	7%	9%	10%	15%
1	3.9	3.95	3.97	4.07	4.4	5.9	9.2
2	3.5	5.7	8.5	9.3	10.2	10.4	20.7
3	2.6	2.75	3.14	4.27	5.39	6.31	7.61

где режим 1 – управление при задающем воздействии (3.6.6), 2 – (3.6.7), 3 – (3.6.8).

Как можно видеть из результатов экспериментов, алгоритм управления является помехоустойчивым при уровне помех в каналах измерения, не превышающих 5-7% от значения выходного сигнала. При большей помехе в данных возникают ошибки при оценке обратного оператора, что существенно снижает качество управления (а при помехах более 15% до 50-100%). Для улучшения работы регулятора в данном случае необходимо применение замкнутой схемы, что будет показано в вычислительных примерах пункта 3.6.3.

Пример 4. Исследуем зависимость качества регулирования от шага дискретизации, то есть интервала, с которым измеряются входные и выходные значения переменных. В соответствии с этим меняется и объем выборки.

Рассмотрим систему класса Винера с квадратором, динамическая часть которой описывается дифференциальным уравнением: (3.6.5), нелинейный элемент представляет собой квадратор с параметром $a=3$.

Проведем исследования при нулевой помехе. Объем выборки s возьмем равным 200, где измерения осуществляются с интервалом $\Delta t=0.25$. В качестве задающего воздействия $x^*(t)$ возьмем сложную ступенчатую функцию, тогда управляющее воздействие $u(t)$ имеет вид представленный на рисунке 3.27-1. Процесс регулирования при данном управляющем воздействии показан на рисунке 3.27-2.

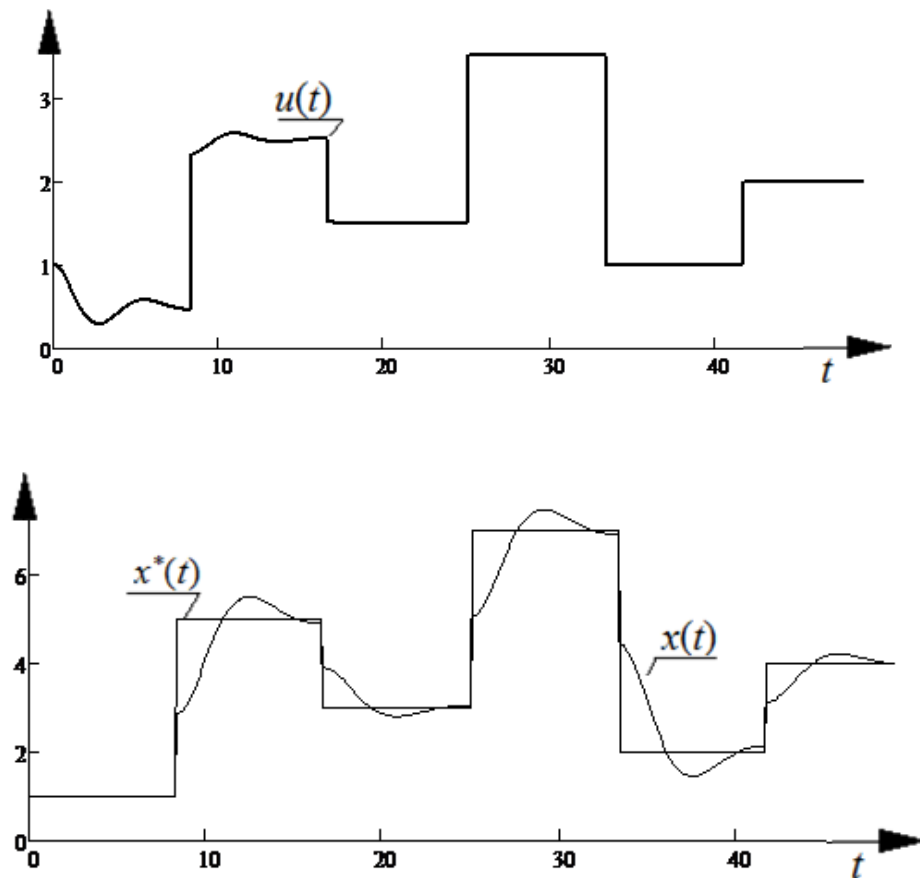


Рисунок 3.27 – Регулирование объектом класса Винера с квадратором, $x^*(t)$ - задающее воздействие, $x(t)$ – выход объекта

Следующий эксперимент будем проводить при большем объеме выборки $s = 500$, $\Delta t = 0,1$. На рисунке 3.28 показаны значения управляющего воздействия $u(t)$ и выход управляемого объекта при задании в виде ступенчатой функции.

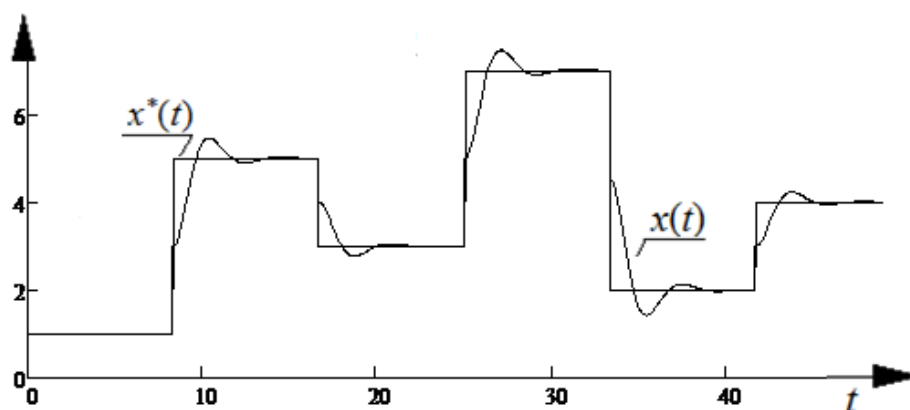


Рисунок 3.28 – Регулирование объектом класса Винера с квадратором, $x^*(t)$ - задающее воздействие, $x(t)$ – выход объекта

Результаты данных численных примеров показывают, что при меньшем интервале измерения переменных (что соответствует большему объему выборки) качество управления повышается, что видно при сравнении соответствующих значений ошибок управления.

В таблице 7 приведены обобщенные результаты, которые оценивают зависимость ошибки управления нелинейной системой класса Винера с квадратом и звеном с насыщением от различных Δt и от уровня помех. Рассмотрим задающие воздействия в виде функций:

$$x1(t)=2,$$

$$x2(t)=\sin(0.2t)+1,$$

$$x^*(t)=\begin{cases} 0.5, & t < 12 \\ 2, & 12 \leq t < 25 \\ 1, & t \geq 25 \end{cases}$$

Таблица 7 – Зависимость ошибки управления от уровня помех и шага дискретизации выборки

Вид исследования	$\Delta t=0.5, s=100$	$\Delta t=0.25, s=200$	$\Delta t=0.16, s=300$	$\Delta t=0.125, s=400$	$\Delta t=0.1, s=500$
Система класса Винера с квадратом					
Помеха 0%	w1=0.096 w2=0.207 w3=0.345	w1=0.088 w2=0.121 w3=0.199	w1=0.075 w2=0.117 w3=0.143	w1=0.039 w2=0.117 w3=0.131	w1=0.005 w2=0.034 w3=0.078
Помеха 3%	w1=0.099 w2=0.497 w3=4.423	w1=0.087 w2=0.123 w3=1.18	w1=0.075 w2=0.120 w3=0.347	w1=0.075 w2=0.120 w3=0.286	w1=0.009 w2=0.081 w3=0.112
Помеха 5%	w1=0.175 w2=1.2 w3=231.7	w1=0.145 w2=0.204 w3=1.057	w1=0.096 w2=0.146 w3=0.154	w1=0.077 w2=0.142 w3=0.151	w1=0.031 w2=0.117 w3=0.141
Система класса Винера с насыщением					
Помеха 0%	w1=0.08 w2=0.18 w3=0.287	w1=0.077 w2=0.16 w3=0.26	w1=0.074 w2=0.123 w3=0.187	w1=0.064 w2=0.119 w3=0.164	w1=0.004 w2=0.026 w3=0.054
Помеха 3%	w1=0.086 w2=0.21 w3=4.423	w1=0.083 w2=0.15 w3=1.18	w1=0.076 w2=0.117 w3=0.347	w1=0.075 w2=0.115 w3=0.286	w1=0.005 w2=0.025 w3=0.112
Помеха 5%	w1=0.17 w2=0.45 w3=5.37	w1=0.165 w2=0.22 w3=1.7	w1=0.135 w2=0.128 w3=0.54	w1=0.097 w2=0.124 w3=0.31	w1=0.061 w2=0.03 w3=0.145

где w1, w2, w3 - среднеквадратическая ошибка управления при помощи непараметрического регулятора при разных задающих сигналах.

Обобщенно полученные результаты могут быть приведены в графическом виде. На рисунке 3.31 приводится диаграмма зависимости значения среднеквадратической ошибки регулирования для системы класса Винера с квадратом W от объема выборки и помехи в каналах измерения.

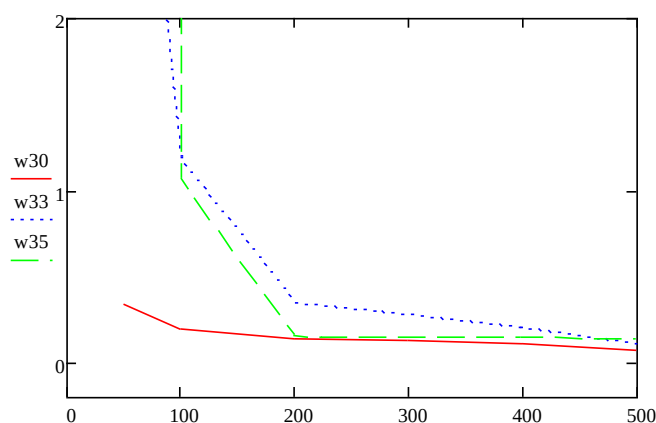


Рисунок 3.29 – Зависимость ошибки регулирования W от объема выборки и уровня помех, W_0 , W_3 , W_5 – среднеквадратические ошибки регулирования соответственно при помехе, равной 0, 3 и 5% от абсолютного значения выхода объекта

Из рисунка следует, что при помехе 5% с увеличением выборки в 3 раза качество регулирования улучшается в 2.5 раза.

Из приведенных результатов видно, что алгоритмы обеспечивают качество управления, улучшающееся с увеличением объема выборки (что соответствует уменьшению шага дискретизации), уровень помех значительно влияет на скорость и точность достижения цели управления. В общем случае, непараметрический регулятор обеспечивает довольно хорошее качество управления нелинейными системами при различных значениях параметров нелинейной части объекта, в условиях зашумленности каналов связи до 5% от абсолютного значения выхода объекта, при различном объеме выборки и различных видах задающего воздействия.

3.6.2 Управление системой класса Гаммерштейна

Пример. Рассмотрим некоторый нелинейный динамический объект класса Гаммерштейна. Поведение объекта имитируется следующим образом: Линейная часть описывается дифференциальным уравнением второго порядка:

$$4\omega''(t) + 0.9\omega'(t) + \omega(t) = u(t), \quad (3.6.9)$$

Нелинейный элемент представляет собой звено с насыщением с параметрами: $b=2$, $a=0.5$. Пусть построена непараметрическая модель объекта согласно (2.3.15). Объем выборки $s=300$. Будем полагать, что было проведено достаточное количество дополнительных экспериментов с системой (объем обучающей выборки примем $m=25$), поэтому ошибка модели – 1.4%.

Оценки «обратных» характеристик представлены на рисунке 3.30.

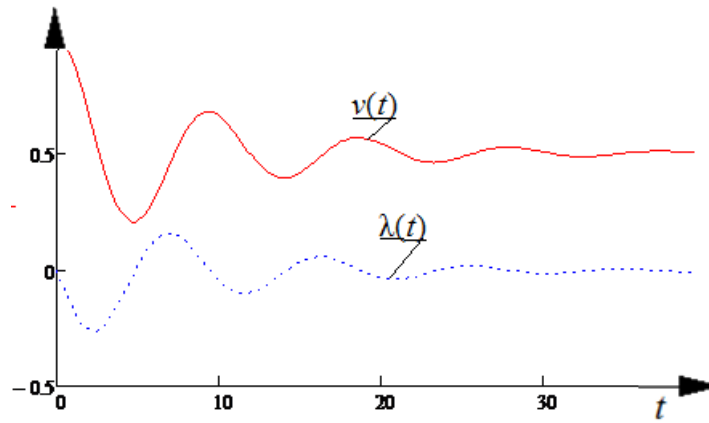


Рисунок 3.30 – $v(t)$ и $\lambda(t)$ – соответственно переходная и весовая функции линейного блока системы в направлении «выход-вход»

На основе полученных обратных характеристик строится непараметрический регулятор для управления объектом. Пусть задающее воздействие имеет вид ступенчатой функции. Пусть задающее воздействие имеет вид некоторой заданной траектории. На рисунке 3.31 приведен результат управления системой, когда помехи в канале измерения выхода составляют 5% от его абсолютного значения.

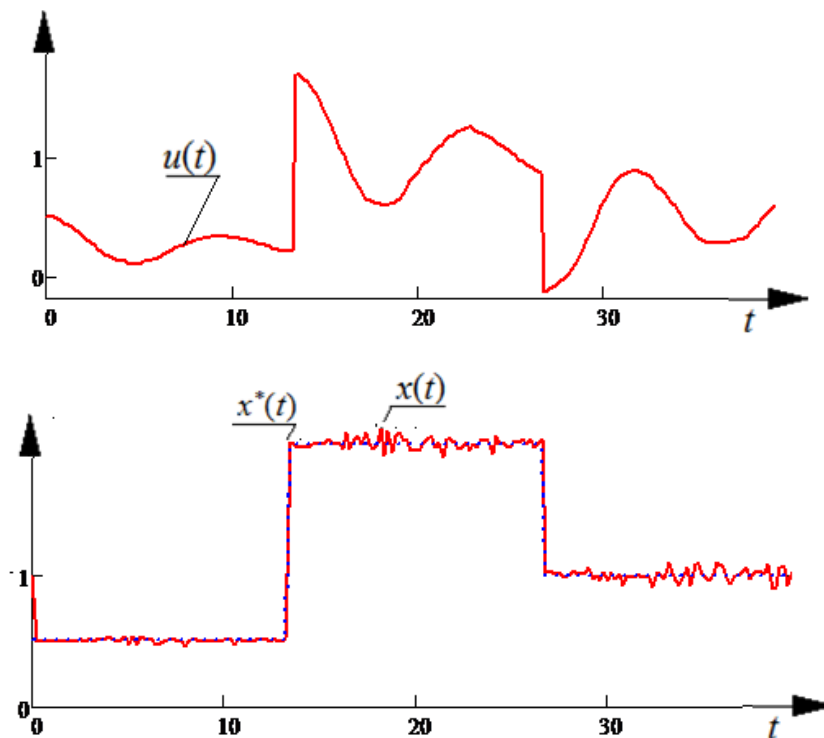


Рисунок 3.31 – Управление системой класса Гаммерштейна, $s=300, \Delta t=0.14$, с помехой 5% от абсолютного значения выхода объекта, $w=2.97\%$

Из рисунка видно, что управляющее воздействие $u(t)$ при изменении задающего воздействия $x^*(t)$ достаточно быстро меняет значение выхода объекта, приводя его в соответствие желаемому состоянию $x^*(t)$. Колебания значения выхода объекта в окрестностях

требуемого значения связаны с отличием оценки обратных характеристик от их истинных значений.

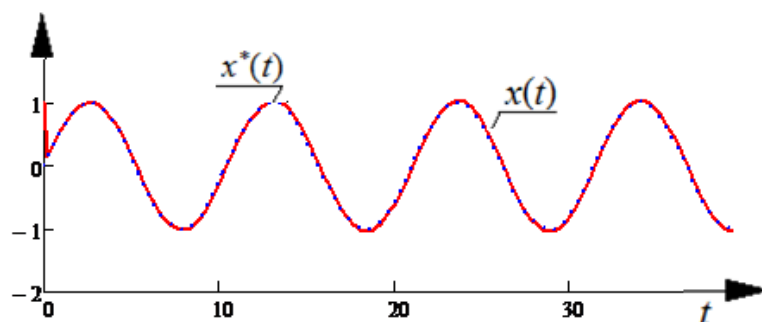


Рисунок 3.32 – Управление системой класса Гаммерштейна, $s=300, \Delta t=0.14$, со случайной помехой 5%, $w=0.006$, $x^*(t)=\sin(0.3t)$, относительная средняя ошибка управления 1,05%

Ошибка регулирования достаточно небольшая, то есть непараметрический регулятор обеспечивает выход объекта $x(t)$ практически совпадающим с $x^*(t)$.

Таким образом, как можно видеть из рисунков, непараметрический регулятор обеспечивает достаточно точное приближение выхода объекта к желаемому значению.

Проведем вычислительный эксперимент, возможно выходящий за рамки приложений, но имеющий значительный теоретический интерес. Сущность его состоит в том, что траектория желаемого значения выхода системы $x^*(t)$ задается случайным образом (рисунок 3.33):

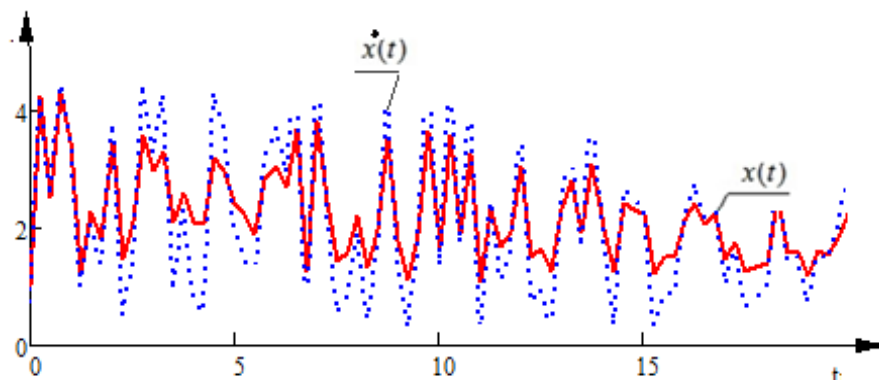


Рисунок 3.33 – Управление динамическим объектом при случайном задании $x^*(t)$

В данном случае (рис. 3.33) дискретность контроля «входных-выходных» переменных была взята излишне большой, что и привело к невысокому качеству управления. В другом эксперименте уменьшим значение шага дискретизации выборки. В результате оценки обратных операторов получаются более точными.

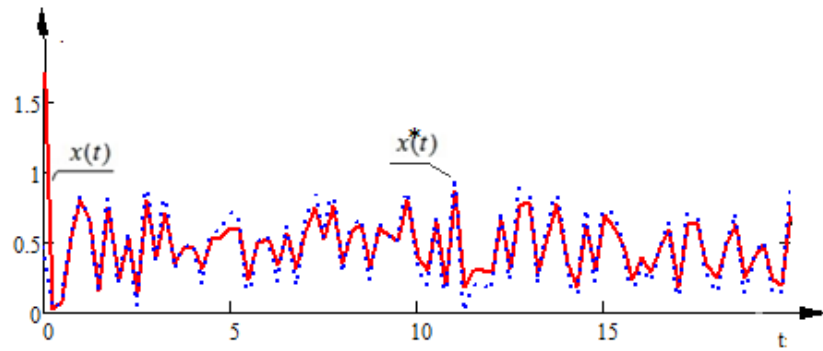


Рисунок 3.34 – Управление динамическим объектом при случайном задании $x^*(t)$

И как следствие этого, более точное управление динамическим объектом класса Гаммерштейна, что и иллюстрируется рисунком 3.34.

Пример 2. Исследуем работу непараметрического регулятора для управления системами класса Гаммерштейна. Для компьютерного моделирования природы процесса (объекта) было взято дифференциальное уравнение:

$$a_0 \frac{d^2 x}{dt^2} + a_1 \frac{dx}{dt} + a_2 x = u, \quad (3.6.10)$$

Нелинейный элемент – квадратор. Исследователю не доступно знание параметрической структуры объекта и порядка уравнений, описывающих процесс. Уравнение используется только для генерации выборки, по которой строится модель и для имитации объекта при проверке управления.

Исследуем эффективность работы непараметрического регулятора в зависимости от объема выборки s (и соответственно от значения шага дискретизации выборки).

В качестве задающего воздействия была использована ступенчатая функция, описываемая уравнением:

$$x^*(t) = \begin{cases} 2, & t < 10 \\ 1, & 10 \leq t < 20 \\ -1, & 20 \leq t < 30 \\ 0.5, & 30 \leq t \end{cases}. \quad (3.6.11)$$

На рисунке 3.39 изображена оценка переходной функции системы класса Гаммерштейна с квадратором в направлении «выход-вход».

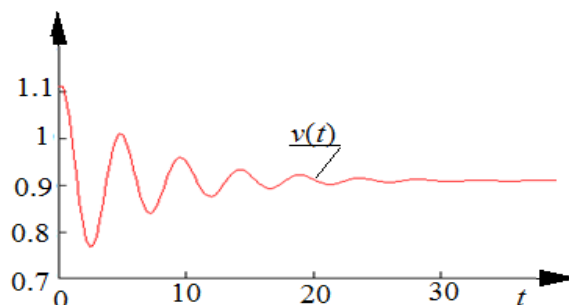


Рисунок 3.35 - Реализация переходной функции в направлении «выход-вход»

Ниже на рисунке представлено управляющее воздействие $u_s(t)$, полученное при задании $x^*(t)$ (3.6.11).

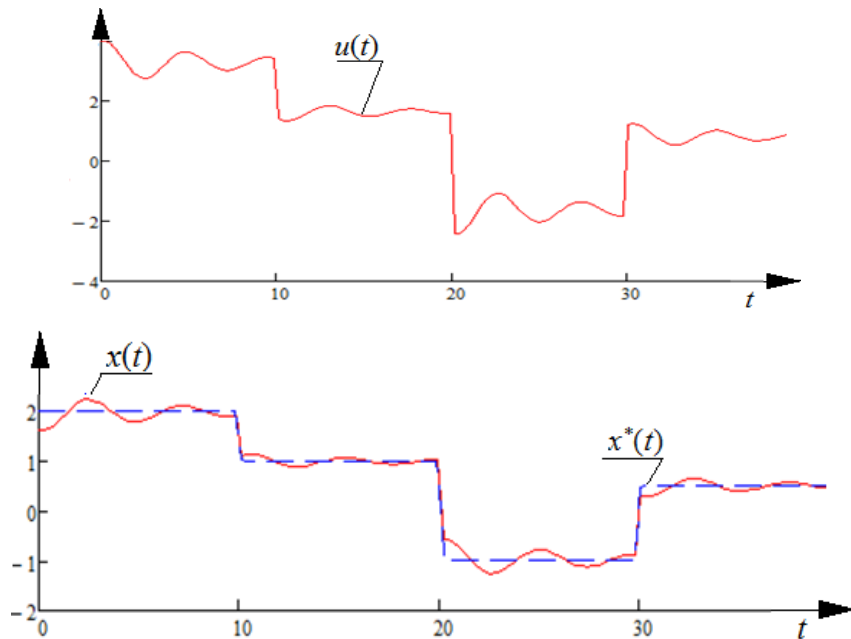


Рисунок 3.36 – $u_s(t)$ – управляющее воздействие и $x(t)$ – выход системы, управляемой непараметрическим регулятором при объеме выборки $s=150$

На рисунках 3.36-3.40: $u_s(t)$ – управляющее воздействие, $x^*(t)$ – задающее воздействие, $x(t)$ – выход объекта, управляемого с применением $u_s(t)$.

На рисунке 3.41 приведено значение управляющего воздействия и результат управления при увеличении объема выборки до $s=350$.

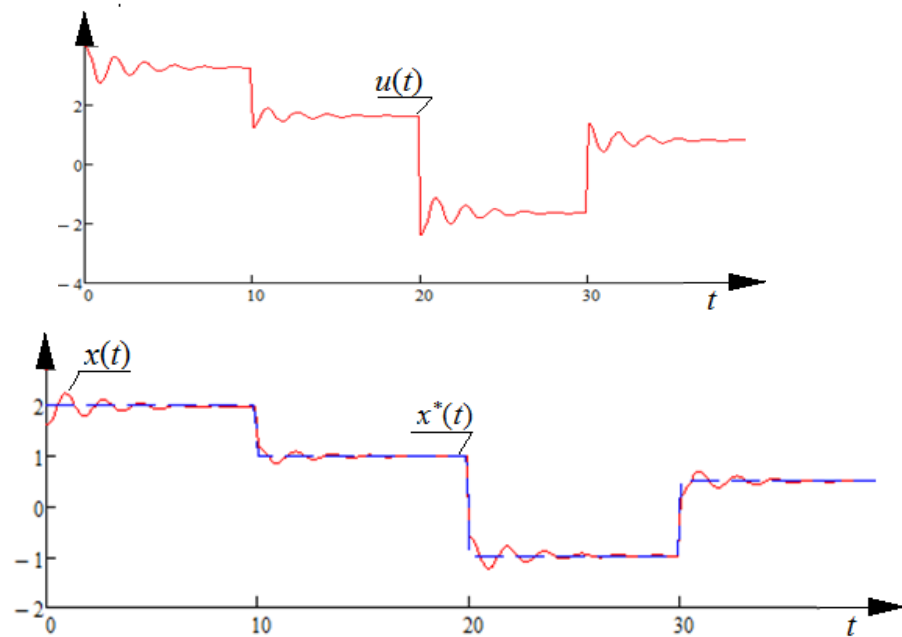


Рисунок 3.37 $u_s(t)$ – управляющее воздействие и $x(t)$ – выход системы, управляемой непараметрическим регулятором при объеме выборки $s=350$

На рисунке 3.38 приведено значение управляющего воздействия и результат управления при объеме выборки $s=600$.

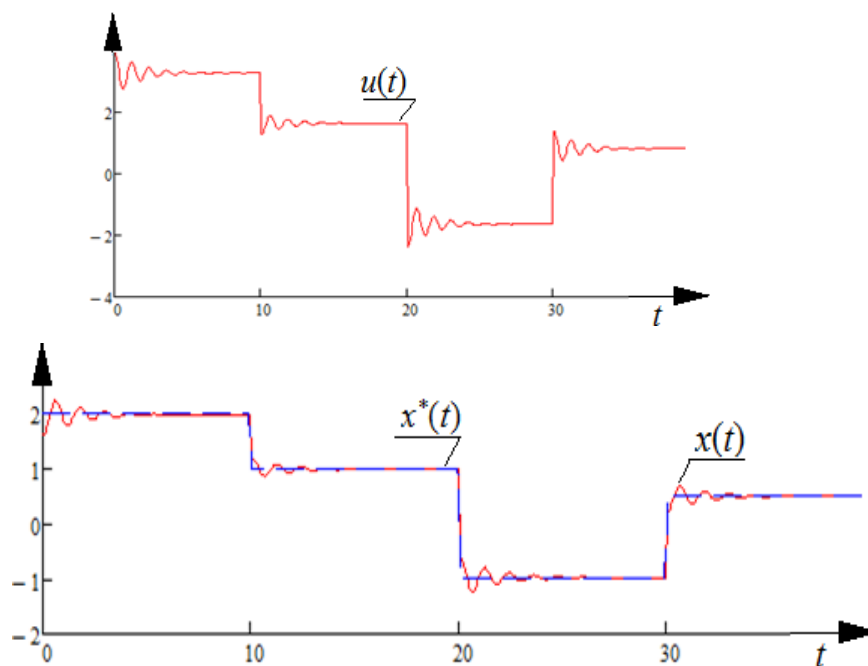


Рисунок 3.38 - $u_s(t)$ – управляющее воздействие и $x(t)$ – выход системы, управляемой непараметрическим регулятором при объеме выборки $s=600$

Данные исследований обобщены в таблицу 9, модели строились при объеме выборки $s = \{100, 150, 350, 450, 600\}$. В таблицу также включены результаты подобного исследования для системы класса Гаммерштейна, ЛЭ которой имитируется уравнением (3.6.10), а НЭ – звено с насыщением.

Таблица 9 - Зависимость среднеквадратической ошибки регулирования от объема выборки

	Объем выборки				
	100, $\Delta t=0,4$	150, $\Delta t=0,25$	350, $\Delta t=0,12$	450, $\Delta t=0,08$	600, $\Delta t=0,06$
Система класса Гаммерштейна с квадратором					
W^*	0.018	0.01	$7.859 \cdot 10^{-3}$	$6.352 \cdot 10^{-3}$	$5.4 \cdot 10^{-3}$
Система класса Гаммерштейна с насыщением					
W^*	0.026	0.02	$7.5 \cdot 10^{-3}$	$5.2 \cdot 10^{-3}$	$4.94 \cdot 10^{-3}$
* Среднеквадратическая ошибка регулирования					

Для полученных данных характерна следующая зависимость: с увеличением объема выборки среднеквадратическая ошибка регулирования уменьшается, а с уменьшением объема выборки увеличивается. Для практических приложений, требующих как можно лучшего качества работы непараметрического регулятора необходимо по возможности увеличивать объем выборки за счет уменьшения шага дискретизации выборки.

Далее приведены результаты исследования работы непараметрического регулятора в зависимости от величины помехи ξ , действующей в каналах измерения. Были проведены эксперименты при различном уровне помех (0%, 2%, 5%, 7%, 10%), объем выборки $s=350$. В качестве задающего воздействия была использована ступенчатая функция. На рисунке 3.39 приведено значение управляющего воздействия и результат управления при отсутствии помех в каналах измерения переменных.

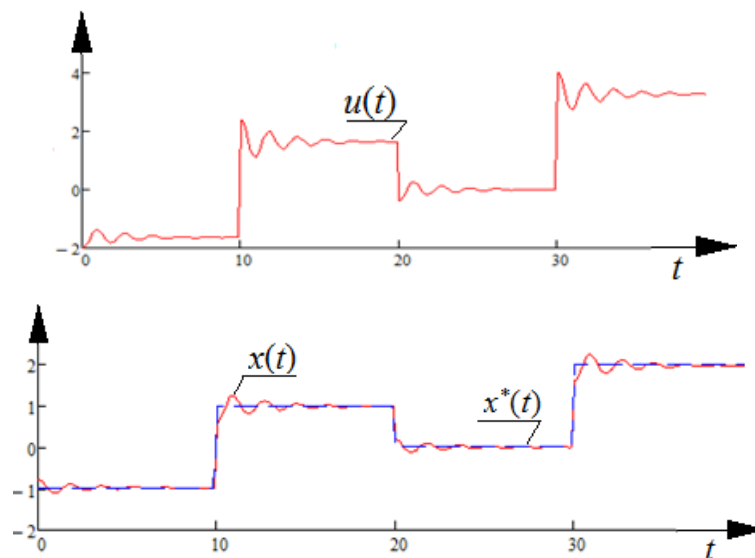


Рисунок 3.39 – Результат управления с применением непараметрического регулятора при уровне помех в каналах измерения $\xi = 0\%$

На рисунке 3.40 показаны результаты управления системой класса Гаммерштейна, когда помехи в канале измерения выхода составляли 5% от его абсолютного значения.

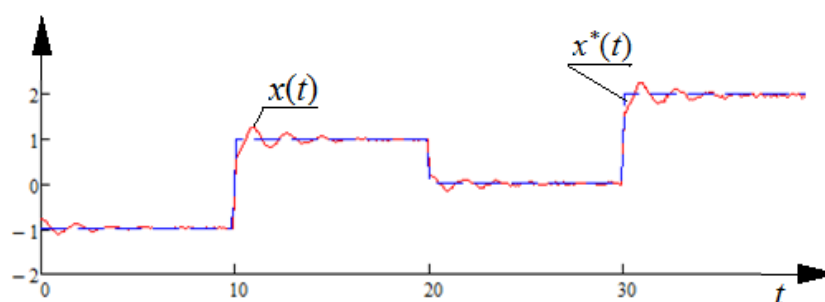


Рисунок 3.40 – Результат управления с применением непараметрического регулятора при уровне помех в каналах измерения $\xi = 5\%$

Полученные результаты обобщены в таблицу 10. В работу вошли иллюстрации с величиной помехи $\xi = \{0\%, 2\%, 5\%, 7\%, 10\%\}$. Включены также результаты подобного исследования для системы класса Гаммерштейна, ЛЭ которой имитируется уравнением (3.6.10), а НЭ – звено с насыщением.

Таблица 10 - Зависимость среднеквадратической ошибки регулирования от уровня помех в каналах измерения

	Величина помехи				
	0%	2%	5%	7%	10%
Система класса Гаммерштейна с квадратором					
W^*	$7.1 \cdot 10^{-3}$	$7.225 \cdot 10^{-3}$	$7.603 \cdot 10^{-3}$	$8.796 \cdot 10^{-3}$	0.05
Система класса Гаммерштейна с насыщением					
W^*	$5.3 \cdot 10^{-3}$	$5.5 \cdot 10^{-3}$	$5.8 \cdot 10^{-3}$	$6.4 \cdot 10^{-3}$	0.01
* Среднеквадратическая ошибка регулирования					

Полученные результаты говорят о том, что при увеличении уровня помех среднеквадратичная ошибка регулирования увеличивается. При уровне помех в 7% ошибка регулирования все еще остается допустимой, что говорит о том, что непараметрический регулятор является помехоустойчивыми.

Анализируя результаты вычислительных экспериментов, следует отметить, что при различных настройках параметра размытости получим различное качество управления. Таким образом, при оптимальной настройке параметров регулятора, качество управления нелинейным динамическим объектом класса Винера или Гаммерштейна достаточно высокое при различном виде задающих воздействий, а также в условиях помех.

3.6.3 Замкнутая схема управления системами класса Винера и Гаммерштейна

В разделе 3.3.2 оказана общая схема замкнутой системы управления на примере линейных динамических систем (рисунок 3.5). Включение в схему управления двух звеньев обосновано тем, что объект управления часто находится в условиях недостатка априорной информации, в каналах измерения действуют помехи и поэтому операторы системы A и A^{-1} по реальным данным могут быть оценены не точно. Подобная схема может применяться также и для нелинейных систем классов Винера и Гаммерштейна, где вместо оператора A применяется соответствующая комбинация линейного и нелинейного операторов. Непараметрический алгоритм дуального управления имеет вид:

$$u_{s+1,t} = u_{s,t}^* + \Delta u_{s+1,t}, \quad (3.6.12)$$

где $\Delta u_{s+1,t} = \varepsilon(x_{s,t}^* - x_{s,t})$ - поисковые шаги, которые представлены невязкой значений задающего воздействия и выхода объекта, $u_{s,t}^*$ - представляет собой непараметрический регулятор, структура которого основана на оценке обратного оператора ОУ. То есть для нелинейных систем класса Винера данный компонент определяется по формуле (3.4.15), для

систем класса Гаммерштейна – (3.5.10). Для нелинейного динамического объекта класса Винера, схема управления (3.6.12) будет иметь вид:

$$u^*(t) = f^{-1} \left(\frac{1}{sc_s} \cdot \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{t/\Delta\tau} \hat{v}_i \cdot H' \left(\frac{t-t_i-\tau_j}{c_{su}} \right) \cdot x^*(\tau_j) \Delta\tau \right) + \varepsilon(x(t) - x^*(t)). \quad (3.6.13)$$

В алгоритме (3.6.13) основная роль при формировании управляющего воздействия принадлежит первому слагаемому, так как его структура основана на модели исследуемого объекта и несет в себе знания о нем. Второе слагаемой $\Delta u_{s+1,t}$ выполняет корректирующую роль, направленную на приведение объекта к желаемому состоянию, несмотря на возможную неточность оценки обратного оператора системы. Таким образом, в процессе дуального управления объектом фигурируют как этап изучения объекта (использования знаний об объекте), так и этап приведения его к цели. В этом и состоит дуализм алгоритма (3.6.13).

Далее рассмотрим результаты нескольких вычислительных экспериментов, сравнивающих результаты управления нелинейными динамическими объектами с применением пропорциональной схемы регуляторов (наиболее распространенных сейчас на практике), а также непараметрического управляющего устройства.

Пример 1. Рассмотрим систему класса Винера с квадратором, ЛЭ которой имитируется численным аналогом дифференциального уравнения. Эксперимент проведем при объеме выборки $s=300$ и помехе в каналах связи $\xi=25\%$. Задающее воздействие – $\sin(0.2t)+2$.

Значение управляющего воздействия u_s вычисляется соответствие с (3.4.15).

Процесс регулирования в этом случае показан на рисунке 3.41.

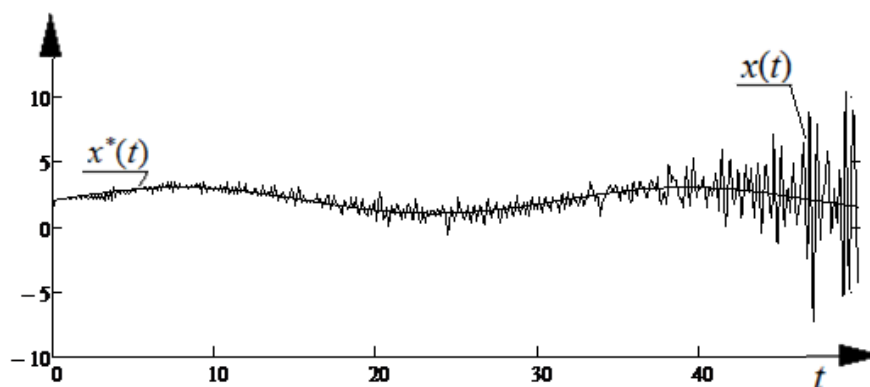


Рисунок 3.41 – Регулирование объектом в условиях помех 25%

Относительная средняя ошибка регулирования $W = 43\%$. Из рисунка 3.41 видно, что регулируемая величина $x(t)$ существенно отклоняется от заданного значения $x^*(t)$, что говорит о неточности построения обратного оператора системы, вследствие воздействия помехи. Как отмечалось выше, чтобы скорректировать работу регулятора, необходимо ввести

обратную связь, то есть необходимо воспользоваться одним из основных принципом управление по отклонению. В качестве функции рассогласования возьмем схему П-регулятора. С учетом введения обратной связи, функция управления будет иметь вид

$$u_s^*(t) = u(t) + \varepsilon(x_{s,t}^* - x_{s,t-1}). \quad (3.6.14)$$

При введении обратной связи процесс регулирования существенно улучшается, что видно из рисунка 3.42.

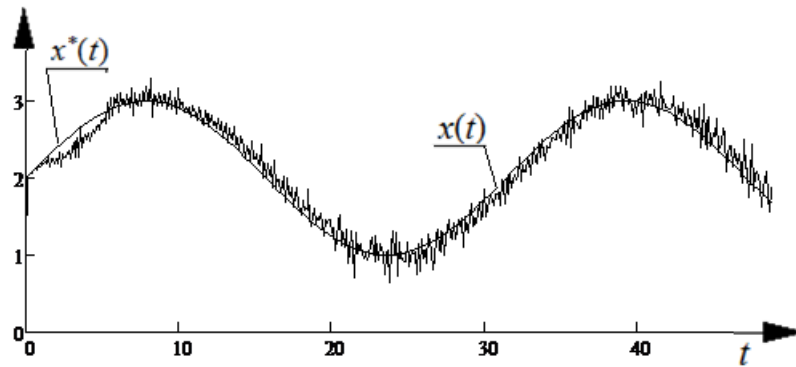


Рисунок 3.42 Управление объектом, относительная средняя ошибка работы регулятора составляет 3.6%

Пример 2. Сравним результаты управления системами класса Винера с квадратором с применением непараметрического регулятора и пропорционального регулятора. Для этого были проведены вычислительные эксперименты при различных задающих воздействиях, различном объеме выборки $s=\{150, 300, 400, 500, 600\}$ и различном уровне помех ξ (0%, 2%, 5%).

В качестве задающего воздействия использованы функции:

$$x^*(t) = 4, \quad (3.6.15)$$

$$x^*(t) = \begin{cases} -2, & t < 10 \\ 0, & 10 \leq t < 20 \\ -1, & 20 \leq t < 30 \\ 2, & 30 \leq t \end{cases}, \quad (3.6.16)$$

$$x^*(t) = \sin(t \cdot 3), \quad (3.6.17)$$

$$x^*(t) = \begin{cases} 0, & t < 4 \\ 2, & 4 \leq t < 9 \\ -1, & 9 \leq t < 14 \\ 0.5, & 14 \leq t < 19 \\ 1.5, & 19 \leq t < 25 \\ 1, & 25 \leq t < 30 \\ 0, & 30 \leq t < 35 \\ 2, & 35 \leq t \end{cases}. \quad (3.6.18)$$

Для оценки качества регулирования использовалась среднеквадратическая ошибка отклонения между выходом объекта и задающим воздействием.

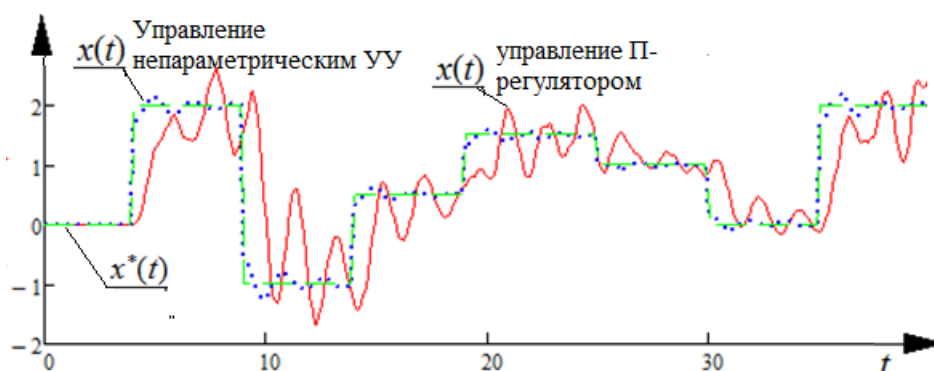


Рисунок 3.43 - Работа регуляторов при задающем воздействии 3.6.18, объеме выборки 400 и уровне шума $\xi = 5\%$

Полученные данные обобщены и сведены в таблицу 11.

Таблица 11 - Зависимость среднеквадратической ошибки регулирования от задающего воздействия, объема выборки, помехи в каналах измерения

$x^*(t)$	Тип регулятора	ξ	Объем выборки				
			150	300	400	500	600
(3.6.15)	Непараметрический	0%	$5.725 \cdot 10^{-3}$	$2.867 \cdot 10^{-3}$	$2.152 \cdot 10^{-3}$	$1.723 \cdot 10^{-3}$	$1.438 \cdot 10^{-3}$
		2%	$5.809 \cdot 10^{-3}$	$2.905 \cdot 10^{-3}$	$2.2 \cdot 10^{-3}$	$1.785 \cdot 10^{-3}$	$1.486 \cdot 10^{-3}$
		5%	$6.02 \cdot 10^{-3}$	$3.173 \cdot 10^{-3}$	$2.339 \cdot 10^{-3}$	$1.832 \cdot 10^{-3}$	$1.572 \cdot 10^{-3}$
	Пропорциональный	0%	0.5	0.48	0.393	0.313	0.282
		2%	0.86	0.743	0.557	0.504	0.47
		5%	1.546	1.379	1.027	0.994	0.95
(3.6.16)	Непараметрический	0%	$9.691 \cdot 10^{-3}$	$5.635 \cdot 10^{-3}$	$4.229 \cdot 10^{-3}$	$3.364 \cdot 10^{-3}$	$2.839 \cdot 10^{-3}$
		2%	$9.774 \cdot 10^{-3}$	$5.729 \cdot 10^{-3}$	$4.369 \cdot 10^{-3}$	$3.542 \cdot 10^{-3}$	$2.98 \cdot 10^{-3}$
		5%	0.01	$6.0136 \cdot 10^{-3}$	$4.791 \cdot 10^{-3}$	$3.61 \cdot 10^{-3}$	$3.297 \cdot 10^{-3}$
	Пропорциональный	0%	0.326	0.181	0.137	0.119	0.097
		2%	0.4	0.222	0.175	0.147	0.132
		5%	0.501	0.366	0.218	0.21	0.21
(3.6.17)	Непараметрический	0%	$5.152 \cdot 10^{-3}$	$1.244 \cdot 10^{-3}$	$7.667 \cdot 10^{-4}$	$5.534 \cdot 10^{-4}$	$4.365 \cdot 10^{-4}$
		2%	$5.291 \cdot 10^{-3}$	$1.346 \cdot 10^{-3}$	$8.731 \cdot 10^{-4}$	$5.936 \cdot 10^{-4}$	$4.814 \cdot 10^{-4}$
		5%	$6.13 \cdot 10^{-3}$	$1.642 \cdot 10^{-3}$	$1.046 \cdot 10^{-3}$	$6.263 \cdot 10^{-4}$	$5.842 \cdot 10^{-4}$
	Пропорциональный	0%	0.079	0.024	0.017	$9.426 \cdot 10^{-3}$	$6.66 \cdot 10^{-3}$

(3.6.18)	Непараметрический	2%	0.146	0.06	0.038	0.024	0.018
		5%	0.216	0.147	0.062	0.053	0.036
		0%	0.01	$8.043 \cdot 10^{-3}$	$6.466 \cdot 10^{-3}$	$6.005 \cdot 10^{-3}$	$4.853 \cdot 10^{-3}$
	Пропорциональный	2%	0.011	$8.211 \cdot 10^{-3}$	$6.658 \cdot 10^{-3}$	$6.189 \cdot 10^{-3}$	$4.965 \cdot 10^{-3}$
		5%	0.011	$8.727 \cdot 10^{-3}$	$6.997 \cdot 10^{-3}$	$6.503 \cdot 10^{-3}$	$5.036 \cdot 10^{-3}$
		0%	0.622	0.45	0.445	0.337	0.278
	Пропорциональный	2%	0.656	0.486	0.486	0.364	0.304
		5%	0.797	0.64	0.547	0.499	0.406
		0%	0.622	0.45	0.445	0.337	0.278

Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что при увеличении объема выборки среднеквадратичная ошибка регулирования уменьшается, а при увеличении уровня помех ошибка возрастает, это справедливо как для непараметрического регулятора, так и для пропорционального. Однако среднеквадратичная ошибка непараметрического регулятора во всех сериях эксперимента ниже, чем у пропорционального, так же при увеличении уровня помех ошибка регулирования непараметрического регулятора увеличивалась значительно меньше, чем у пропорционального при том же уровне помех. На основе этих данных можно сделать вывод, что непараметрический регулятор более помехоустойчив, чем пропорциональный. Кроме того, при сложном ступенчатом задающем воздействии, непараметрический регулятор управлял значительно эффективней, так как формирование управления в данном случае происходит на основе модели процесса, что обеспечивает адаптивность регулятора.

Пример 3. Для имитации поведения линейного блока динамического объекта класса Гаммерштейна использовалось дифференциальное уравнение вида:

$$1 \cdot x''(t) + 0.6 \cdot x'(t) + x(t) = u(t) + \mu(t), \quad (3.6.19)$$

где $x(t)$ – выход объекта, $u(t)$ – управляющее воздействие, $\mu(t)$ – неизмеряемое и неуправляемое воздействие. Нелинейный элемент – квадратор. Задающее воздействие имеет вид ступенчатой функции. Рассмотрим управление системой с использованием алгоритма П-регулятора, где коэффициент пропорциональности, взят равным $K_p = 0.01$. Объем выборки $s=500$. Пусть задающее воздействие представляет собой ступенчатую функцию. Рассмотрим работу систем управления при отсутствии помех, результаты представлены на рисунке 3.44.



Рисунок 3.44 – Результат работы системы управления, $W_{\Pi}=10\%$, $W_H=2.6\%$

Из рисунка 3.44 видно, что непараметрическое управляющее устройство приводит объект к заданному состоянию быстрее, чем П-регулятор.

Качество управления оценивалось с помощью относительной средней ошибки: W_{Π} – ошибка управления П-регулятора, W_H – ошибка управления непараметрического регулятора.

На рисунке 3.45 приводится результат управления объектом, когда помехи в каналах измерения выхода составляют 5% от его исходного значения.



Рисунок 3.45 – Результат работы системы управления, на объект действует помеха 5% от значения его выхода, $W_{\Pi}=32\%$, $W_H=2.7\%$

В данном случае П-регулятор дает достаточно плохое управление (относительная средняя ошибка 32%), тогда как управление непараметрическим регулятором существенно не ухудшилось ($w=2.7\%$).

Представим задающее воздействие в виде траектории $x^*(t) = 4 + 2\sin(0.1t)$.

Результаты данного эксперимента для объектов, реакция которых измеряется без помех и с помехой 5%, представлены на рисунках 3.46-3.49:

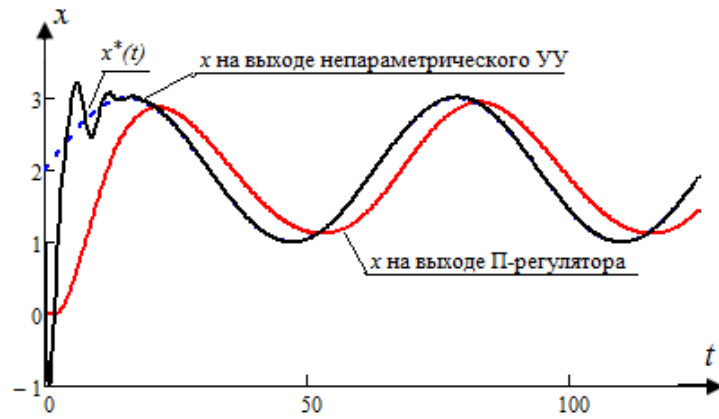


Рисунок 3.46 – Результат работы системы при задающем воздействии в виде траектории, исходная выборка без помех, $W_{\Pi}=12.7\%$, $W_H=3\%$



Рисунок 3.47 – Результат работы системы при задающем воздействии в виде траектории, исходная выборка без помех, $W_{\Pi}=15\%$, $W_H=4.2\%$

В данном случае П-регулятор, «не успевает» подстроиваться под x^* так как оно имеет вид траектории, но когда добавляем контур, содержащий адаптивный регулятор, объект достаточно быстро переходит к заданию.

Представим случай, когда x^* задается случайным образом (рисунок 3.48):

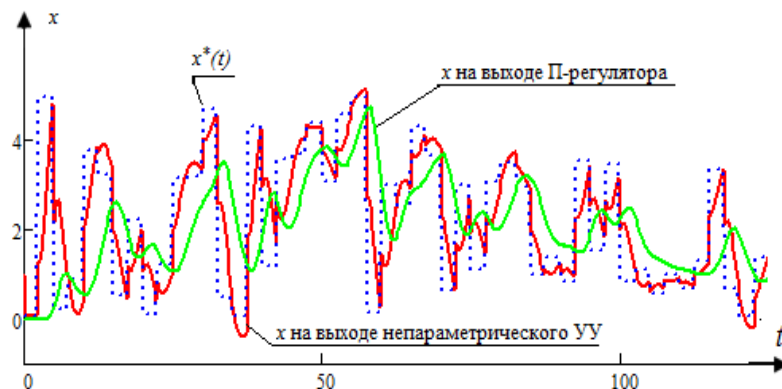


Рисунок 3.48 – Результат работы системы при случайном задании

В данном случае непараметрическая система управления явно превосходит П-регулятор, так как желаемое значение x^* задается случайно, и стандартные алгоритмы регулирования не

успевают подстроиться под задание, в то время как адаптивный алгоритм, используя «знания» об объекте, справляется с задачей.

Пример 3. Как показано в примере 1, качество управления существенно снижается в случае, когда переменные объекта измеряются с помехами. Приводится пример, в котором нелинейная система класса Винера управляется также с применением замкнутой (дуальной) схемы управления (включающей П-регулятор вместе с непараметрическим УУ).

Рассмотрим динамический объект класса Винера. Линейная часть описывается дифференциальным уравнением второго порядка, которое в численном варианте примет вид: $x_i = 1.83x_{i-1} - 0.86x_{i-2} + 0.03$. Нелинейный элемент – квадратор с параметром $a=5$. Объем выборки $s=500$, $\Delta t=0.25$ – шаг дискретизации выборки. В каналах измерения выхода объекта действует помеха в размере 5% от его значения. Задающее воздействие имеет вид ступенчатой функции. Результат вычислительного эксперимента представлен на рисунке 3.49.

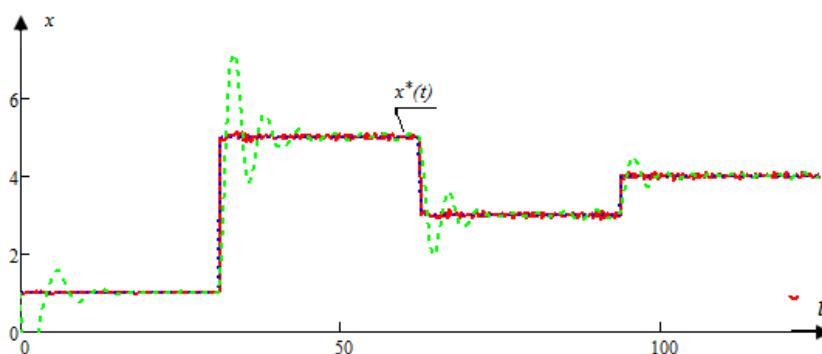


Рисунок 3.49 – Сравнение работы непараметрического регулятора и дуальной схемы управления, $W_H=4.2\%$, $W_D=1.5\%$

где W_D – Относительная ошибка управления дуальным регулятором. Помеха оказывает влияние на качество управления, но ошибка, тем не менее, не значительна.

Таким образом, можно сделать общий вывод, что для повышения качества управления динамической системой, находящейся в условиях помех имеет смысл использовать дуальную схему управления.

Выводы к разделу 3

В третьем разделе диссертационной работы приведена общая постановка задачи адаптации. Приведены алгоритмы, позволяющие создавать систему управления нелинейными динамическими системами класса Винера и Гаммерштейна, находящимися в условиях малой априорной информации, то есть когда вид уравнения не известен с точностью до параметров, описывающих процесс.

Для решения поставленной задачи предлагается подход, основанный на построении непараметрической модели объекта. Рассматривается алгоритм создания регулятора с помощью обратного оператора объекта. Чтобы сформировать управление, необходимо реализовать обратный оператор, для чего используется обратная непараметрическая оценка регрессии.

Основным преимуществом непараметрического регулятора перед другими видами регуляторов, которые применяются для управления нелинейными системами, является то, что при его синтезе не требуется знание структуры линейной части объекта, что делает актуальным его использование в условиях непараметрической неопределенности.

Приведены результаты численного исследования полученного регулятора. Результаты проведенных экспериментов показывают довольно хорошее качество управления. Недостатком полученного непараметрического регулятора является его чувствительность к малому объему выборки и помехам. Поэтому для применения его к реальным системам необходимо применять алгоритмы сглаживания для измерений характеристик системы или включить в непараметрический регулятор дополнительный алгоритм управления, то есть реализовать замкнутую схему управления.

4 АДАПТИВНАЯ МОДЕЛЬ КОТЛОАГРЕГАТА ТЭЦ

4.1 Краткое описание технологического процесса

Теплоэнергетика – одна из ведущих отраслей промышленности, занимающаяся преобразованием теплоты в другие виды энергии, в основном механическую, и через нее в электрическую. Основу энергетики составляют тепловые электростанции различного типа (ТЭС, ТЭЦ, ГРЭС), использующие химическую энергию органического топлива. Теплоэлектроцентрали (ТЭЦ) вырабатывают электроэнергию с помощью паротурбинных установок, состоящих из котлоагрегата, паровой турбины и электрогенератора.

Исследуется производственный процесс Красноярской ТЭЦ-2, являющейся одной из крупнейших ТЭЦ Сибири. Она является производственным филиалом ОАО «Енисейская территориальная генерирующая компания (ТГК-13)». Станция была запущена в промышленную эксплуатацию в 1979 году. Практически все первые котлы Красноярской ТЭЦ-2 были самыми современными научно-техническими разработками. В состав ТЭЦ входят следующие технологические установки: энергоблок (состоящий из: котла барабанного, паровой турбины), генератор, вспомогательное оборудование (пускосбросное устройство, питательно-деаэрационная установка, деаэрактор повышенного давления, установки дозирования химреагентов). В котельном отделении Красноярской ТЭЦ-2 установлено шесть угольных паровых котлов (три котла БКЗ-420-140-ПТ1 производительностью по 420 (380) т/ч и три котла БКЗ-500-140 производительностью 500 т/ч). Последний котел (№6), являющийся объектом исследования в данном разделе, установлен в 2002 году и снабжен автоматизированной системой управления технологическим процессом. Паровые энергетические котлы работают на буром угле Ирша-Бородинского разреза. Котлы объединены поперечными связями и вырабатывают пар давлением 13,5 МПа и температурой 555 °С.

В настоящее время Красноярская ТЭЦ-2 – один из основных теплоисточников Красноярска. Электростанция отапливает промышленные предприятия Центрального, Свердловского, части Железнодорожного и Октябрьского районов Красноярска, а также до трети жилищного фонда города.

Общий принцип работы ТЭЦ основан на возможности отобрать часть тепловой энергии пара, после того, как он вырабатает электрическую энергию. В зависимости от вида паровой турбины, существуют различные отборы пара, которые позволяют забирать из нее пар с разными параметрами. Турбины ТЭЦ позволяют регулировать количество отбираемого пара. Отобранный пар конденсируется в сетевых подогревателях и передает свою энергию сетевой воде, которая направляется на пиковые водогрейные котельные и тепловые пункты. Это дает

возможность работать ТЭЦ по двум графикам нагрузки: тепловому — электрическая нагрузка сильно зависит от тепловой нагрузки (тепловая нагрузка — приоритет) и электрическому — электрическая нагрузка не зависит от тепловой, либо тепловая нагрузка вовсе отсутствует, например, в летний период (приоритет — электрическая нагрузка).

Специфика условий функционирования большинства ТЭЦ заключается в наличии физически и морально изношенного оборудования, устаревшей технологии регуляторов, ограниченности инвестиций в модернизацию и реконструкцию. В связи с этим важной задачей для повышения качества продукции предприятия является рациональное использование материальных ресурсов и, как следствие, снижение уровня себестоимости, в первую очередь за счет мобилизации интеллектуальных ресурсов и применения научных подходов к организации производства. Кроме того, несмотря на установку АСУ ТП, управление фактически осуществляется оператором, который только ориентируется на измерения различных показателей. Также особенностью функционирования ТЭЦ, с которой связана неоптимальность ее работы, может считаться возникновение «недожогов», то есть неполное сгорание угля в котле и «пережогов», связанных с нерациональным использованием топлива.

Красноярская ТЭЦ-2 является одним из наиболее значимых предприятий Красноярска. На предприятии установлены автоматические системы управления (АСУ), при этом операторам в реальном масштабе времени предоставляются данные о ходе процесса, осуществляется визуализация в виде графиков, отчетов, но окончательное решение о выборе того или иного управляющего воздействия остается за человеком. Поэтому одним из перспективных направлений исследований является интеграция в состав действующих АСУ технологическим процессом (АСУТП) диалоговых систем поддержки принятия решений, выбора режимных параметров, анализа качества технологических процессов.

Объектом изучения в данном разделе диссертационной работы стал топливный котел №1(6) (БКЗ-500-140 (КП-01)) ОАО «Красноярская ТЭЦ-2». Исследуется процесс сжигания угля в котлоагрегате, который в дальнейшем используется для получения электроэнергии и тепла. Процесс получения перегретого пара путем сжигания угля в котлоагрегате состоит из следующих периодов: загрузка топлива, помол топлива, подача в топку воздуха, сжигание топлива в топке для получения дымовых газов и тепла, подача питательной воды в экономайзер, циркуляция воды в барабан, получение и перегрев пара, отправление перегретого пара на турбины. На рисунке 4.1 показана общая схема работы котлоагрегата ТЭЦ-2.

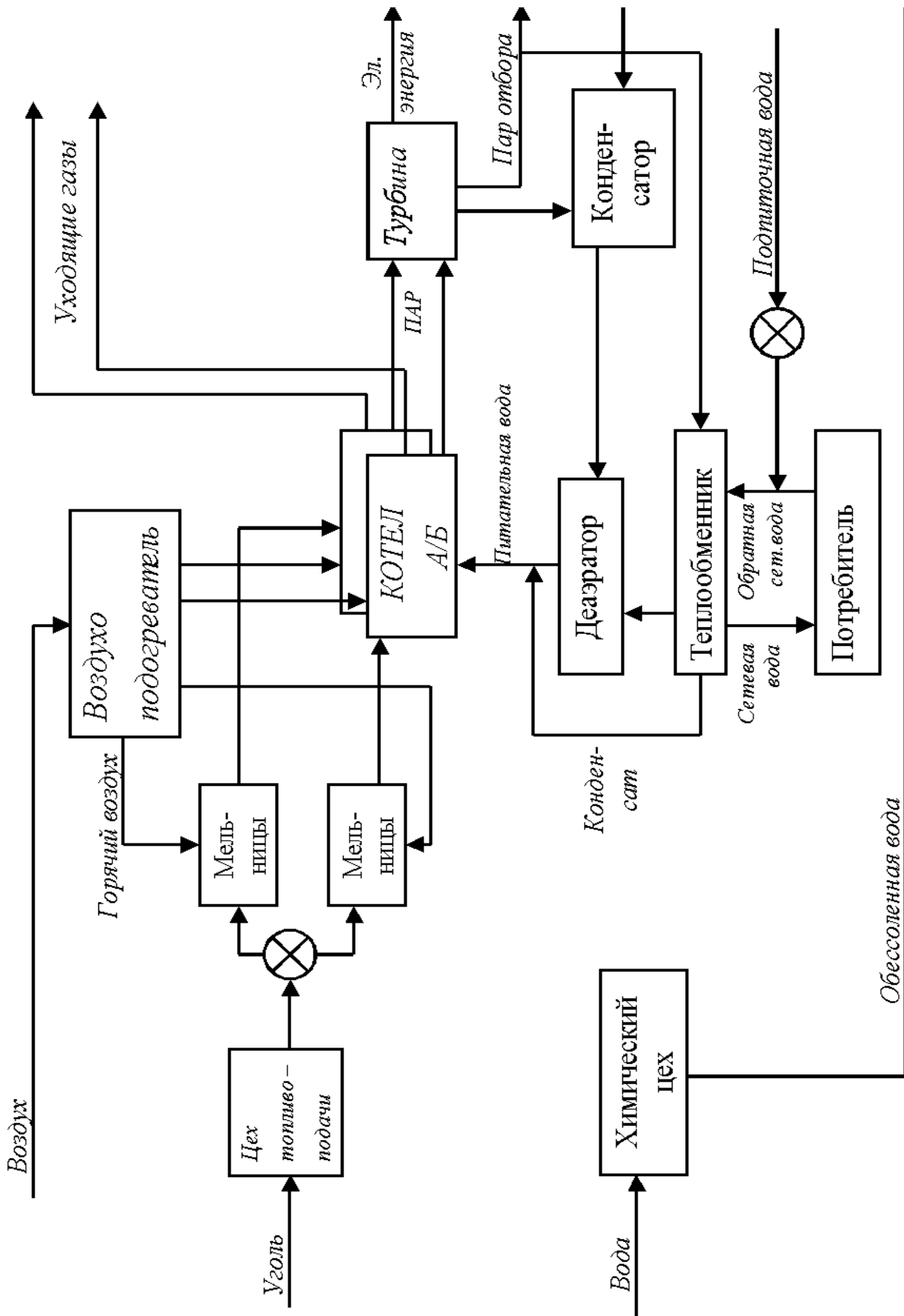


Рисунок 4.1 – Фрагмент схемы производства на Красноярской ТЭЦ-2

Предметом исследования является Котельный агрегат БКЗ–500–140ПТ1 вертикально-водотрубный с естественной циркуляцией, крупноблочной конструкции, предназначенный для получения пара высокого давления при сжигании Ирша-Бородинского бурого угля с жидким шлакоудалением. Котлоагрегат однокорпусной с симметричным расположением поверхностей нагрева. Топка является первым восходящим газоходом. В верхнем горизонтальном газоходе расположены конвективные поверхности нагрева пароперегревателя. В нисходящем газоходе расположены первая и вторая ступени водяного экономайзера и вторая ступень воздухоподогревателя. Первая ступень воздухоподогревателя вынесена за пределы котлоагрегата.

Топливом для котлоагрегата типа БКЗ–500–140ПТ1 является бурый уголь марки Б2 Ирша-Бородинского месторождения. Бородинский разрез Канско-Ачинского угольного бассейна, на котором добывают угли марки Б2 открытым способом, расположен близ города Бородино в 153 км к востоку от ТЭЦ. Удельная теплота сгорания поставляемого на ТЭЦ угля в среднем 16 МДж/кг.

Схема процесса получения перегретого пара. Схема работы котлоагрегата с естественной циркуляцией, работающего на угольной пыли, приведена на рисунке 4.2. Основными рабочими элементами парового котла являются поверхности нагрева, которые представляют собой металлические трубчатые поверхности, омываемые с одной стороны горячими дымовыми газами, а с другой стороны — водой, пароводяной смесью, паром, воздухом.

Общая схема состоит из трех взаимосвязанных процессов, связанных с циркуляцией в котлоагрегате топлива, воды и воздуха.

Угольная пыль. Котельный агрегат оборудован системами пылеприготовления с промежуточными бункерами. Топливо из бункеров сырого угля подается в мельницы-вентиляторы, где производится размол топлива. Процесс приготовления пыли сочетается с сушкой топлива, которая осуществляется одновременно с размолом в мельницах, путем смешения топлива с сушильным агентом. При сжигании бурых углей в системе пылеприготовления угольная пыль, пройдя сепарационную шахту, вдувается в топку.

Необходимо обеспечить определенную тонкость помола топлива: чем тоньше помол, тем лучше происходит перемешивание топлива с воздухом, тем меньше величина коэффициента избытка воздуха и тем качественнее идет процесс горения. Регулирование подачи топлива осуществляется изменением числа оборотов ПСУ, а также с помощью регулятора толщины слоя.

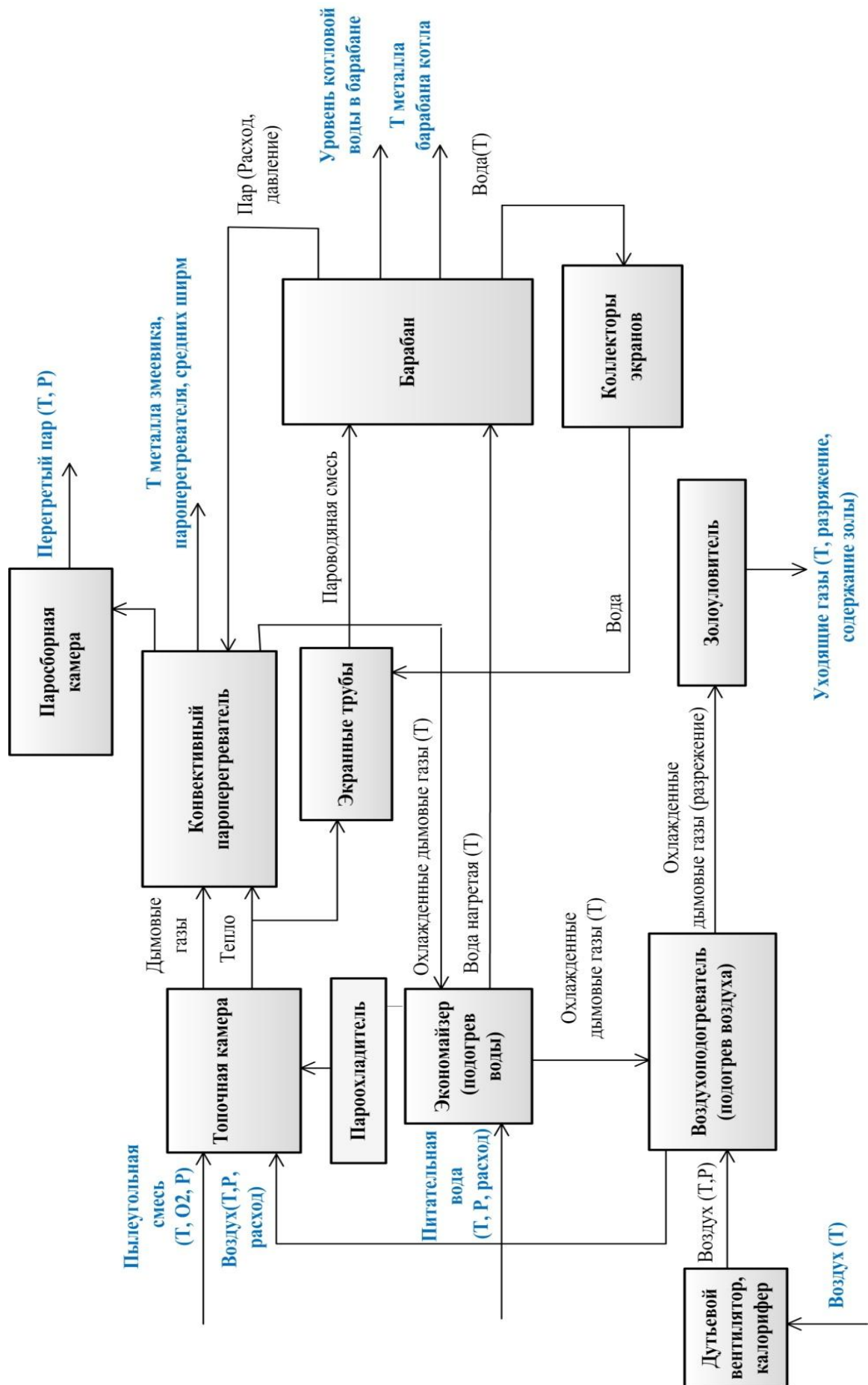


Рисунок 4.2 – Схема работы парового котла с естественной циркуляцией

Для сушки топлива используется смесь топочных газов, забираемых из верхней части топочной камеры, и уходящих газов, забираемых после дымососа специально установленными для этой цели дымососами рециркуляции.

После мельницы аэросмесь поступает в инерционные сепараторы, где отделяются крупные частицы и возвращаются в мельницу. Далее аэросмесь поступает в пылевые циклоны, где происходит разделение пыли и сушильного агента. Пыль из циклонов поступает в промежуточный бункер, а сушильный агент мельничным вентилятором сбрасывается через сбросные горелки в топку. Транспортировка пыли в топку котла осуществляется воздухом от воздуходувок. Максимальный расход воздуха на один пылепровод – $310 \text{ м}^3/\text{час}$.

Топочная камера парогенератора предназначена для сжигания органического топлива, частичного охлаждения продуктов сгорания за счет передачи теплоты топочным экранам и выделения из продуктов сгорания золы. Топка для сжигания топлива представляет собой большую камеру, стены которой заполнены экранными трубами, имеет в нижней части холодную воронку. В камере находится пережим, который делит топку на камеру горения и камеру охлаждения. Нижние части труб фронтального и заднего экрана образуют под для удаления шлака. В верхней части камеры охлаждения расположены два газозаборных окна для забора топочных газов в мельницы. Потолок топки и поворотного газохода экранированы трубами потолочного пароперегревателя.

Угольная пыль вдувается в топочную камеру вместе с необходимым для горения воздухом через горелки. Мелкие частицы угля в топочной камере сгорают, образуя факел, в ядре которого температура достигает $1500\text{-}2000 \text{ }^\circ\text{C}$.

Для растопки и подсветки факела на котле предусмотрена установка 4-х механических, либо парового распыления форсунок.

Стены топочной камеры покрыты трубами, образующими радиационные поверхности нагрева (экраны). По ним циркулирует вода и пароводяная смесь, образующаяся под действием излучения факела. Продукты сгорания охлаждаются, на выходе из топочной камеры их температура снижается до $1000\text{-}1200 \text{ }^\circ\text{C}$. Топочные экраны ограждают стены парогенератора от воздействия высоких температур в топке. Испарительная поверхность парогенератора — это трубчатая поверхность нагрева, в которой происходит испарение воды за счёт теплоты дымовых газов. Дымовые газы передают теплоту поверхностям нагрева за счёт лучеиспускания газов и конвекцией (непосредственно контакта с газами).

Воздух. Топочная камера имеет на фронтальной стене ряд круглых пылеугольных горелок, к которым из системы пылеприготовления подведено топливо с первичным воздухом и вторичным горячим воздухом. Необходимый для горения воздух (первичный) нагревается в воздухоподогревателе и вводится в топку вместе с пылью через горелки.

Вторичный воздух способствует перемещению и быстрому сгоранию аэросмеси. При сжигании угольной пыли первичный воздух используется для транспортировки пыли к горелкам. Остальное количество воздуха подается непосредственно к горелкам.

Дутьевые вентиляторы подают холодный воздух в воздухоподогреватели из верхней части котельной, где температура может достичь 30 градусов и выше. Далее воздух подается через воздухоподогреватель и воздухопроводы в топку.

Выходящие из топочной камеры, дымовые газы омывают последовательно пароперегреватели, водяной экономайзер и воздушный подогреватель. Омывая разреженный пучок труб (фестон) или отдельные змеевики пароперегревателя (ширмы), дымовые газы передают им теплоту частично, конвекцией, частично радиацией и далее поступают в горизонтальный газоход, в котором располагаются змеевики, конвективного пароперегревателя. По змеевикам движется пар, который, отнимая теплоту от продуктов сгорания, перегревается до температуры 510-560 °С. Продукты сгорания, охлажденные в пароперегревателе до 500-600 °С, направляются в вертикальный опускной газоход, в котором расположены трубы водяного экономайзера. По трубам проходит питательная вода, которая нагревается и поступает в барабан котлоагрегата для пополнения испарившейся в экраны воды. Далее продукты сгорания поступают в воздухоподогреватель, где подогревают воздух, подаваемый затем через горелки в топку. Продукты сгорания охлаждаются в воздухоподогревателе до температуры 110-180 °С и поступают в золоуловитель (электрофильтр), в котором отделяется летучая зола, а затем дымососом выбрасываются в атмосферу через дымовую трубу при температуре уходящих газов 120÷160°С.

Дутьевой вентилятор, дымососы, питательный насос, устройства пылеприготовления, золоулавливания, шлакозолоудаления и золоочистки являются вспомогательным оборудованием парогенератора. В нижней части топки предусмотрена система твердого золошлакоудаления, которая состоит из холодной воронки, шлаковой шахты и канала гидрозолошлакоудаления. Очищенные от твердых примесей (летучей золы и уноса) в золоуловителях уходящие газы дымососами подаются в дымовую трубу [100].

Вода. Питательная вода по трубопроводу подается из экономайзера в барабан котла. Из барабана котловая вода, перемешанная с питательной, направляется по опускным трубам на питание испарительных поверхностей нагрева (топочных настенных экранов). В экранных трубах происходит частичное испарение воды, а в барабане пароводяная смесь разделяется на воду и пар.

Барабан котла с внутренним диаметром 1600мм и толщиной стенки 112мм выполнен из стали 16ГНМА. Средний уровень воды в барабане котла должен поддерживаться на 200мм ниже геометрической оси барабана. Уровень воды в барабане котла измеряется системой

водоуказательных приборов, который поддерживается постоянным при данной нагрузке. Различают два крайних по высоте уровня воды в барабане: низший и высший. Низший уровень воды определяется опасением оставить опускные трубы и их экраны без воды, а высший уровень устанавливается так, чтобы влажность пара не превышала допустимых значений, то есть пар не содержал большого количества капель воды.

Для обеспечения равномерного прогрева барабана при растопке предусмотрен паровой разогрев его от постороннего источника насыщенным паром. Схема парового разогрева барабана выполнена таким образом, что отбор пара производится от котлов ст. № 1, 3, 5. Барабаны всех котлов соединены общим коллектором. В барабане котла осуществляются обеспечение запаса воды в котле, разделение пароводяной смеси на воду и пар, а также поддержание концентрации примесей в котловой воде, а, следовательно, качество пара. Вода в барабане, замыкая цикл, снова поступает в опускные трубы и нижние коллекторы.

В барабане пар является насыщенным. Насыщенный пар проходит внутрибарабанные сепарационные устройства, оставляя в барабане часть влаги с примесями, и направляется по паропроводу на перегрев в пароперегреватель (трубчатую поверхность нагрева, которая служит для подогрева пара выше температуры насыщения). Пароперегреватель по характеру восприятия тепла делится на три части: радиационную, полурadiационную и конвективную. Радиационную часть составляют трубы, экранирующие потолок топочной камеры и верхнюю часть конвективного газохода. Полурadiационная часть состоит из топочных ширм на выходе в поворотный горизонтальный газоход. Конвективная часть расположена в поворотном горизонтальном газоходе котла.

Движение пара в пароперегревателе происходит двумя отдельными потоками. Кроме того, предусмотрено смешивание потоков в смешивающих камерах потолочного пароперегревателя и растопочного пароохладителя. Это позволяет снизить температурные разверки в самих потоках и между ними.

Пар в перегревателе проходит последовательно потолочный перегреватель, ширмы, затем контуры конвективного перегревателя. Между ними расположен пароохладитель, впрыскивающий питательную воду для поддержания необходимой постоянной температуры перегрева пара. После пароохладителя перегретый пар поступает по паропроводам в турбину. Часть проработавшего в турбине пара используют в сетевых подогревателях для отпуска тепловой энергии с горячей водой бытовым потребителям и на отопление. Электрическая энергия от генераторов отводится через электрические трансформаторы линиями электропередачи высокого напряжения[102,103, 116, 118 и др.].

Контроль состава воды. При эксплуатации котлов необходимо обеспечить качество питательной воды в соответствии с нормами. Для осуществления химического контроля

качества котловой воды и пара на котле имеются устройства для отбора проб. Отборы предусмотрены из следующих точек: вода из барабана; вода из выносных циклонов; насыщенный пар из пароперепускных труб; перегретый пар из магистрали; конденсат насыщенного пара; питательная вода на входе в водяной экономайзер. На котле №6 на впрыски используются отборы конденсата насыщенного пара. Нужно качество воды обеспечивает химический цех, в котором производят химводоочистку воды (обессоливание и обескремнивание воды реки Енисей). Вода с химического цеха называется подпиточной (питательной) и используется для восполнения потерь конденсата. Она поступает в конденсатор, туда же поступает отработанный пар с турбины. Конденсатор представляет собой теплообменный аппарат поверхностного типа (температура воды – 20 °С). Питательная вода и конденсат подогревается отработанным паром. Тепло этого пара передается питательной воде и, за исключением небольшой потери рассеяния, возвращается в котел.

4.2 Постановка задачи идентификации для процесса сжигания угля и получения перегретого пара в котлоагрегате

Функционирование котлоагрегата ТЭЦ представляет собой процесс получения электроэнергии и тепла из перегретого (острого) пара, полученного в результате сжигания угля в топочной камере [38, 123]. Процесс является непрерывным с постоянно пополняющимися данными. Управляет процессом оператор, ориентирующийся на показатели различных параметров, полученных по датчикам системы автоматического управления. Управление ведется в соответствии с режимной картой процесса, где указаны допустимые пределы значений различных параметров. Вследствие быстротечности процесса оператор должен достаточно быстро принимать управленческие решения, опираясь при этом на технологический регламент процесса, а также на свой профессиональный опыт.

Измерения основных переменных процесса осуществляются во время протекания процесса и по его завершению. Данный процесс может быть рассмотрен как сложный (нелинейный) динамический процесс, состоящий из множества как динамических, так и безынерционных звеньев.

Основная задача процесса сжигания угля в котлоагрегате ТЭЦ заключается в получении определенной температуры перегретого пара для дальнейшего переработки его в электроэнергию на турбинах [116]. Для решения данной производственной задачи необходима модель расчета основных параметров процесса [102]. **Ошибка! Источник ссылки не найден.** Разработки адекватной модели процесса сжигания угля ТЭЦ, с приемлемой вычислительной сложностью, предназначенной, прежде всего, для ее использования в системе

управления, продолжают в научном мире. Исследуемый процесс характеризуется сложными, динамическими многофакторными взаимодействиями и связями, возникающими по его ходу. В такой ситуации приемлемым решением может быть непараметрическая стохастическая аппроксимация некоторых связей «вход-выход».

В работе исследуется часть всего котлоагрегата (котел №6). Общая схема функционирования котлоагрегата с указанием основных входных и выходных параметров представлена на рисунке 4.3.

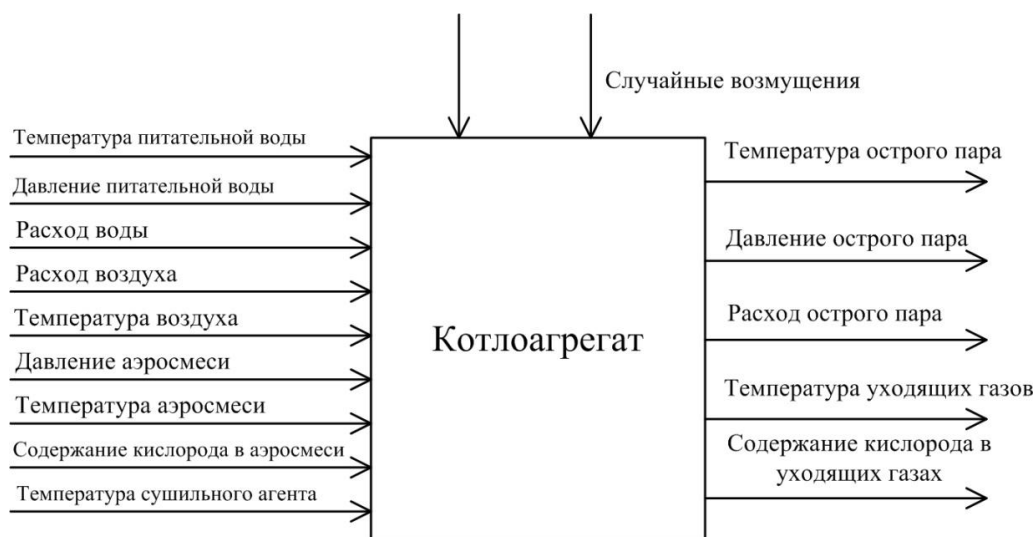


Рисунок 4.3 – Общая схема процесса получения перегретого пара в котлоагрегате

Входные контролируемые переменные можно разделить на управляемые по ходу процесса и неуправляемые. Применительно к процессу получения перегретого пара в котлоагрегате контролируемыми управляемыми переменными являются: u_1 - Температура пылеугольной смеси после мельницы-вентилятора (аэросмеси), $^{\circ}\text{C}$, u_2 - Давление пылеугольной смеси после мельницы-вентилятора (аэросмеси), $\text{кгс}/\text{м}^2$, u_3 - Расход питательной воды, $\text{т}/\text{ч}$, u_4 - Расход воздуха к горелкам, $\text{м}^3/\text{ч}$, u_5 - Содержание кислорода в пылеугольной смеси, %.

В качестве контролируемых неуправляемых по ходу процесса переменных $\mu(t)$ выступают: μ_1 - Температура питательной воды, $^{\circ}\text{C}$, μ_2 - Давление питательной воды, $\text{кгс}/\text{м}^2$, μ_3 - Температура воздуха на входе воздухоподогревателя, $^{\circ}\text{C}$.

К помехам $\xi(t)$, действующим на процесс, относят различные трудно формализуемые факторы. К таким факторам можно отнести состояние датчиков измерения и регуляторов, действия операторов и др.

Выходные переменные $x(t)$ характеризуют качество конечного продукта: $x_1(t)$ - температура перегретого пара (температура пара в паросборной камере); $x_2(t)$ - давление перегретого пара; $x_3(t)$ - расход перегретого пара, т/ч; $x_4(t)$ - температура уходящих газов; $x_5(t)$ - содержание кислорода в уходящих газах, %.

Кроме параметров, приведенных на схеме 4.3, на процесс сжигания угля в котлоагрегате существенно влияют такие параметры как характеристики топлива (его влажность, зольность, тонина помола, расход топлива), измерение которых на многих ТЭЦ не проводится (ведется не регулярно) или данные не автоматизируются (по ним нет базы данных). Важными для исследования процесса могут быть также данные химического анализа питательной воды.

В таблице 12 приведен список основных входных и выходных переменных процесса, данные измерений которых имелись в полученной на предприятии выборке.

Таблица 12 – Общий список выделенных входных и выходных переменных

Обозначение	Наименование
Входные переменные	
u_1	Температура пылеугольной смеси после мельницы-вентилятора
u_2	Давление пылеугольной смеси после мельницы-вентилятора
u_3	Содержание кислорода в пылеугольной смеси
u_4	Расход питательной воды (к котлу), т/ч
u_5	Температура питательной воды (к котлу)
u_6	Давление питательной воды (к котлу)
u_7	Давление воздуха
u_8	Температура воздуха
u_9	Расход воздуха к горелкам
	Температура сушильного агента
Выходные переменные	
x_1	Температура пара в паросборной камере (перегретого пара)
x_2	Давление пара в паросборной камере (перегретого пара)
x_3	Расход перегретого пара
x_4	Температура дымовых (уходящих) газов за электрофильтрами
x_5	Содержание кислорода в дымовых газах

Описание процесса горения угля в котлоагрегате с точки зрения теории управления поясняется на рисунке 4.4.

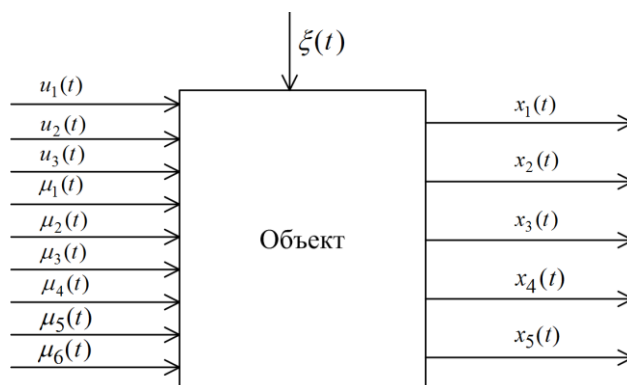


Рисунок 4.4 – Схема идентификации процесса получения перегретого пара в котлоагрегате ТЭЦ с точки зрения теории управления

На рисунке приняты обозначения $u(t)$ – вектор входных управляемых параметров; $\mu(t)$ – вектор входных неуправляемых параметров; $x(t)$ – вектор выходных параметров; $\xi(t)$ – случайные возмущения, t – время.

Задача построения модели процесса сжигания угля в котлоагрегате рассматривалась в условиях неопределенности, когда параметризованная структура модели процесса считается неизвестной. Идентификация тогда возможна с применением методов непараметрической статистики, описанных в Разделах 1-3 диссертационной работы.

4.3 Обработка и анализ данных исследуемого технологического процесса

Для вычислительного эксперимента использовалась выборка реальных данных измерений «входных-выходных» переменных процесса, измеренную на котлоагрегате ТЭЦ-2 за ноябрь 2014 года размером 83000 строк (измерения параметров производились каждые 30 секунд). Далее приводятся некоторые результаты обработки данных.

Оценка плотности распределения вероятности переменных котлоагрегата. Обозначим P_i – плотности распределения входных и выходных параметров котлоагрегата; x_i – выходные переменные; u_i – входные переменные.

Плотность распределения вероятности каждой переменной $p(x)$ будем находить как непараметрическую статистику от значений x_i выборки в виде [25, 98]:

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{x - x_i}{c_s}\right), \quad (4.3.1)$$

где $\Phi(u)$ – колоколообразная ядерная функция, обладающая свойствами:

$$0 \leq \Phi(u) < A < \infty; \quad \Phi(u) = \Phi(-u),$$

$$\int_{\Omega(u)} \Phi(u) du = 1. \quad (4.3.2)$$

c_s – коэффициент размытости ядерной функции, значение которого настраивается путем минимизации среднеквадратической ошибки оценивания.

В качестве оценки условной плотности распределения будем использовать непараметрическую статистику вида [83, 99]:

$$P(x|u) = \frac{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{x - x_i}{c_s}\right) \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{u - u_j}{c_s}\right)}{c_s \sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{u - u_j}{c_s}\right)}, \quad (4.3.3)$$

где в качестве колоколообразной функции $\Phi(\cdot)$ использована усеченная парабола:

$$\Phi(t) = \begin{cases} 0.335 - 0.067t^2, & t^2 \leq 5 \\ 0, & t^2 > 5 \end{cases}. \quad (4.3.4)$$

где t – обозначение аргумента функции.

На рисунке 4.5 представлена оценка условной плотности температуры перегретого (острого) пара, при фиксированных средних параметрах.

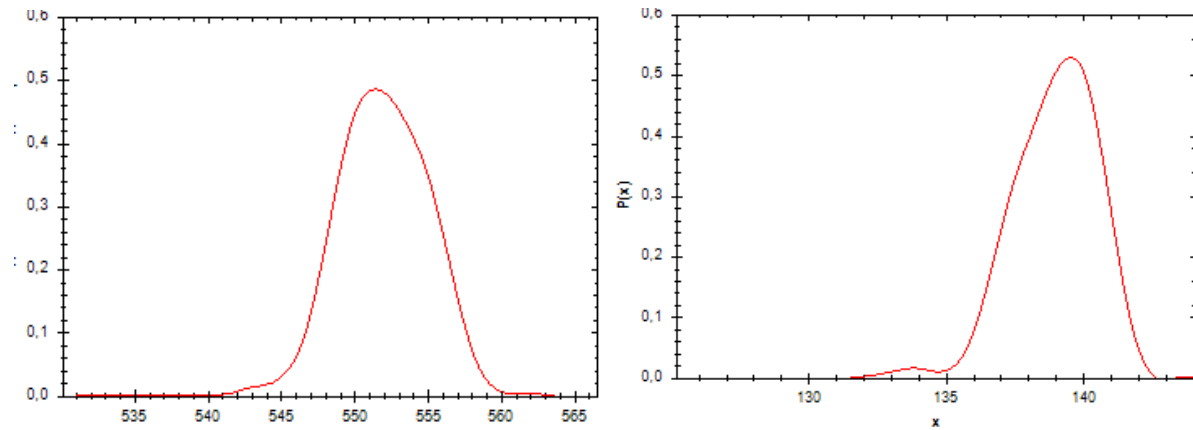


Рисунок 4.5 – Условная плотность температуры (а) и давления (б) перегретого пара

Далее на рисунках 4.6-4.9 представлены оценки условных плотностей распределения входных параметров котлоагрегата.

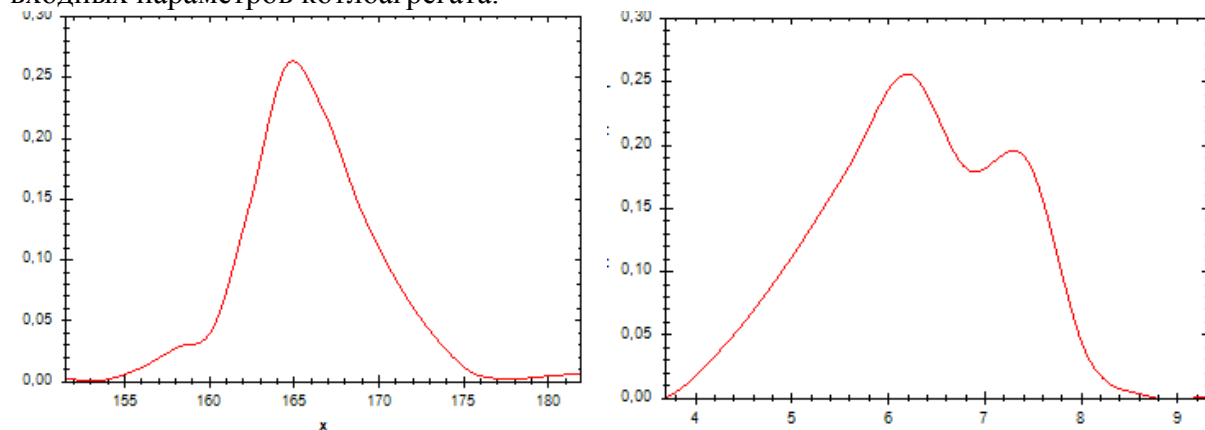


Рисунок 4.6 – Условная плотность температуры уходящих газов (а) и содержания кислорода в уходящих газах (б)

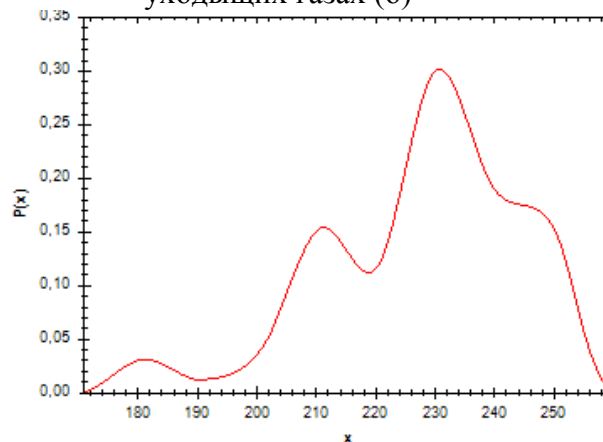


Рисунок 4.7 – Условная плотность расхода перегретого пара

Безусловные плотности распределения входных переменных по алгоритму (4.3.1) представлены на рисунках ниже.

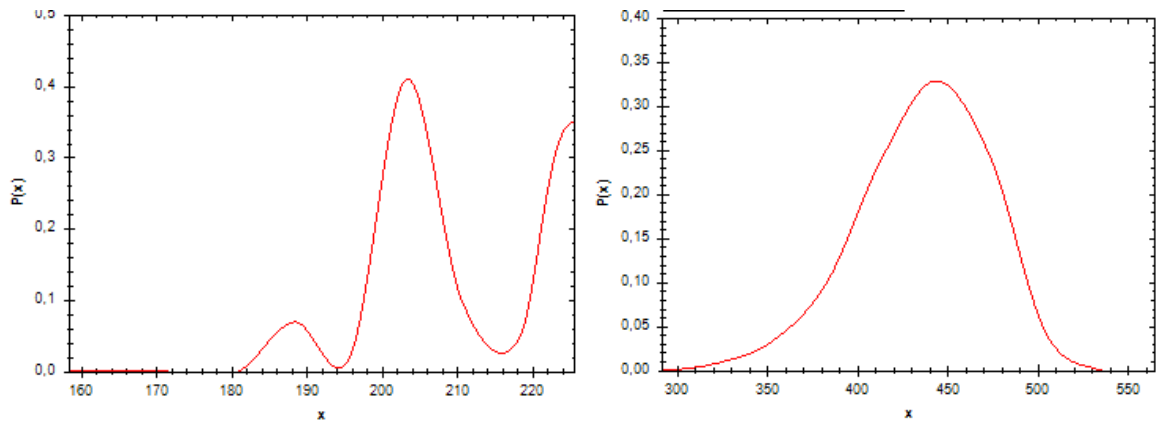


Рисунок 4.8 – Плотность температуры (а) и расхода (б) питательной воды

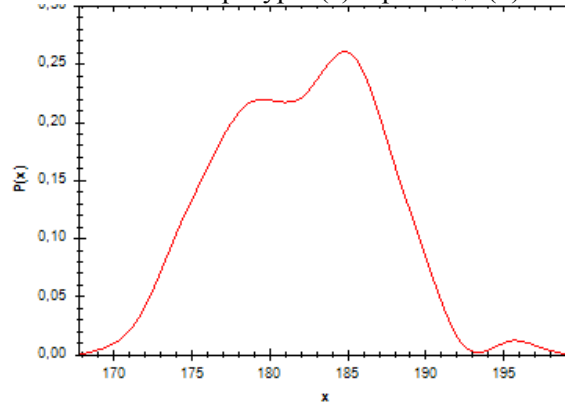


Рисунок 4.9 – Плотность давления питательной воды

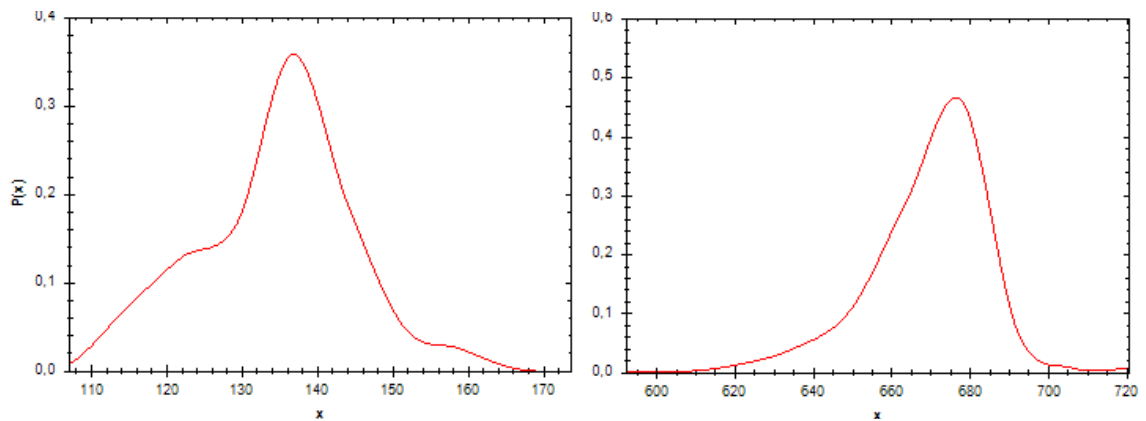


Рисунок 4.10 – Плотность температуры пылеугольной смеси после мельниц-вентиляторов (а) и температуры сушильного агента (б)

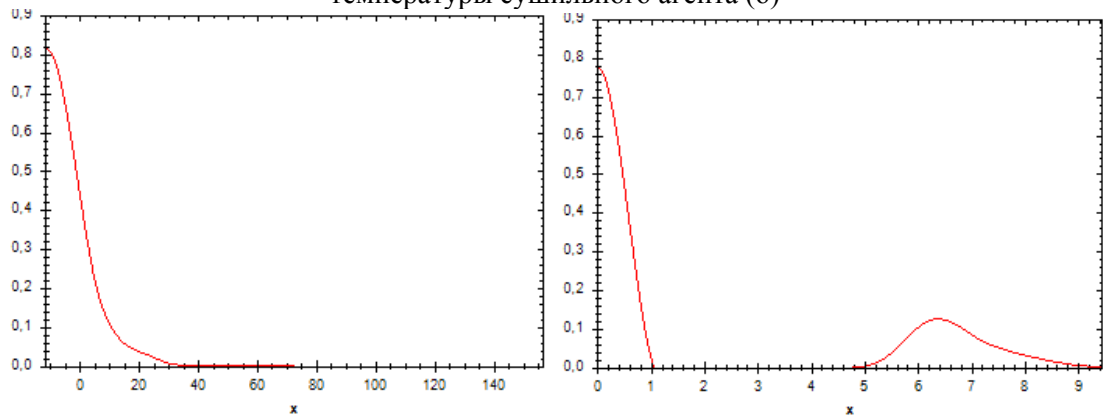


Рисунок 4.11 – Плотность давления пылеугольной смеси и содержания кислорода в пылеугольной смеси после мельницы-вентилятора

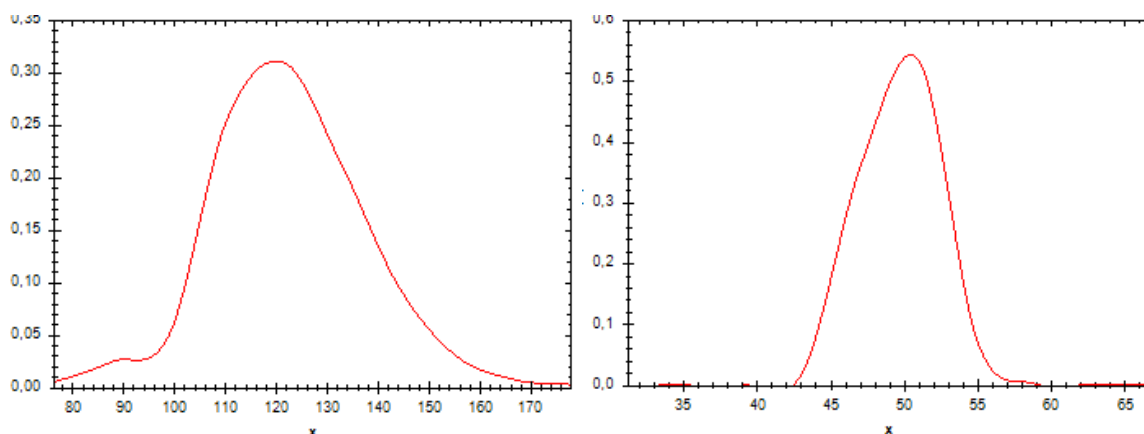


Рисунок 4.12 – Плотность давления воздуха к горелке и температуры воздуха

Анализ оцененных плотностей вероятности входных выходных переменных котлоагрегата во многих случаях показывает их полимодальность, что связано с тем, что процесс ведется в различных режимах.

Корреляционный анализ. Для оценки наличия линейной зависимостей между переменными на основании выборки данных построена матрица корреляции. Каждый элемент матрицы представляет собой значение коэффициента корреляции Пирсона [3]:

$$r = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{(x_i^1 - m_1)(x_i^2 - m_2)}{\sigma_1 \sigma_2}, \quad (4.3.5)$$

где x_1 – первая переменная, x_2 – вторая переменная, S – объем выборки, m_1 , m_2 – оценки математического ожидания x_1 и x_2 , σ_1 , σ_2 – оценки среднеквадратических отклонений величин x_1 и x_2 соответственно. Вычисление коэффициента корреляции проводилось поочередно для всех пар испытаний. В целом, можно сказать, что линейная связь между большинством входных и выходных переменных процесса сжигания угля и получения перегретого пара незначительная. Однако между различным входными воздействиями в основном наблюдается линейная зависимость между входными переменными. Далее требуется оценить нелинейную регрессионную связь между переменными с помощью непараметрического подхода.

Восстановление регрессионных зависимостей «входных-выходных» переменных котлоагрегата. Необходимо оценить наличие нелинейной связи между остальными переменными. Для этого будем строить непараметрические оценки функции регрессии для переменных, коэффициент корреляции между которыми показывает отсутствие линейной связи.

Имеются статистически независимые наблюдения входных и выходных переменных котлоагрегата, которые распределены с неизвестной плотностью вероятности. Для аппроксимации стохастических зависимостей используется функция регрессии, непараметрическая оценка которой имеет вид:

$$\hat{x}_m(\bar{u}) = \sum_{i=1}^s x_m^i \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{u_j - u_j^i}{c_s}\right) / \sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{u_j - u_j^i}{c_s}\right), \quad (4.3.6)$$

где s - объем выборки; k и m - соответственно количество входных и выходных параметров, колоколообразная функция $\Phi(\cdot)$ описывается выражением (4.3.4).

Важнейшими выходными переменными процесса являются переменные, относящиеся к перегретому пару (температура, давление, расход), а также дымовым газам (состав, температура). Для их прогноза были построены непараметрические модели вида (4.3.6). Для оценки точности полученных моделей была использована относительная ошибка вида:

$$R = \frac{\frac{1}{s} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^s (x_i - \hat{x}_i)^2}}{\sqrt{D}}, \quad (4.3.7)$$

где x_i - измеренное значение выходной переменной, $\hat{x}_i^s$ - полученная оценка, D - оценка дисперсии, R_s - ошибка аппроксимации функции.

На рисунках 4.13-4.17 приводятся графики оценки некоторых зависимостей выходных переменных от входных, за двухчасовой период, где по оси абсцисс - время, в которое оценивается значение выходной переменной, по оси ординат - значение выхода процесса в точке и его прогноз.

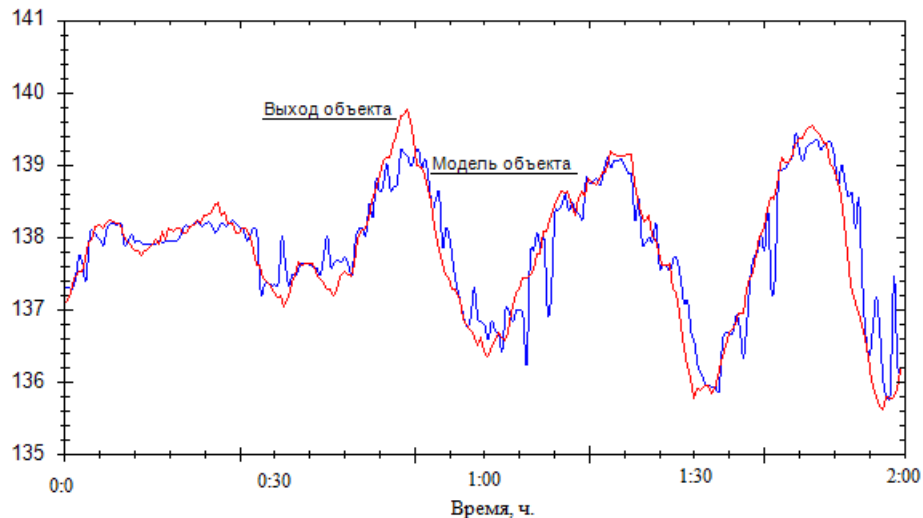


Рисунок 4.13 – Оценка зависимости давления перегретого пара от входных переменных, параметр алгоритма $c_s=0.14$, относительная ошибка модели $w=0.36$, среднеквадратическое отклонение 1.05

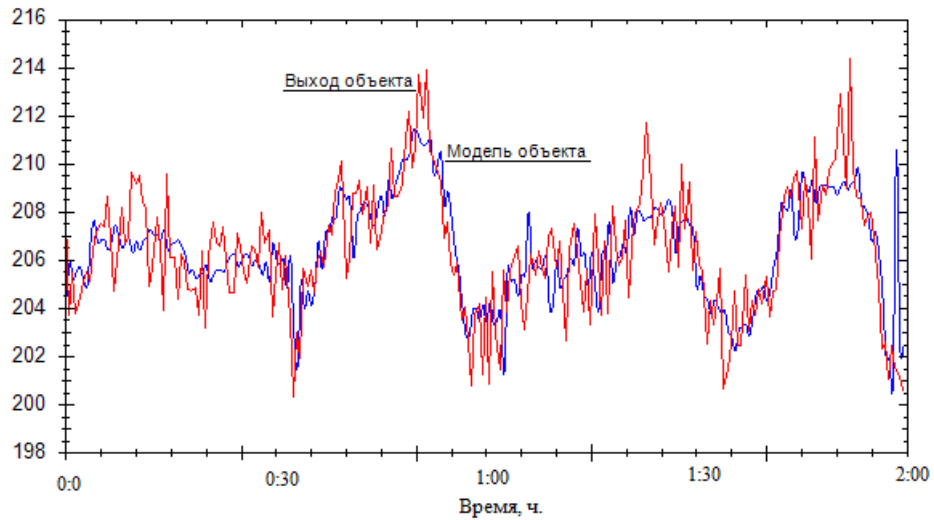


Рисунок 4.14 – Оценка зависимости расхода перегретого пара от входных переменных, $cs=0.24$, относительная ошибка модели $w=0.36$, среднеквадратическое отклонение 7.04

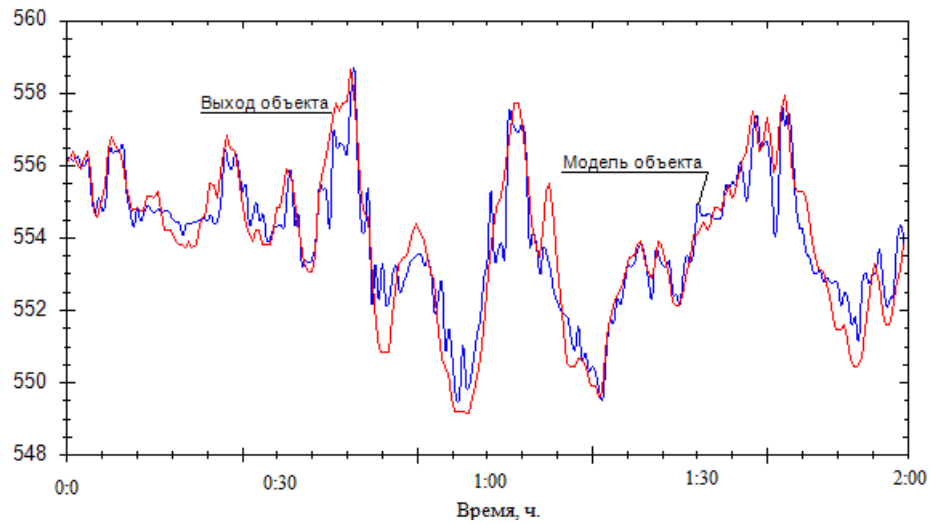


Рисунок 4.15 – Оценка зависимости температуры перегретого пара от входных переменных, $cs=0.24$, относительная ошибка модели $w=0.34$, среднеквадратическое отклонение 2.31

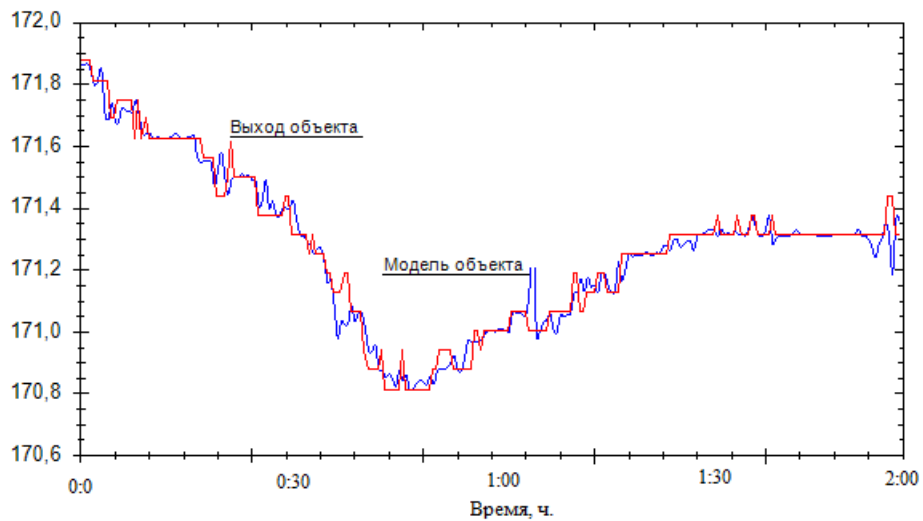


Рисунок 4.16 – Оценка зависимости температуры уходящих газов от входных переменных, $cs=0.24$, относительная ошибка модели $w=0.02$, среднеквадратическое отклонение 1.83

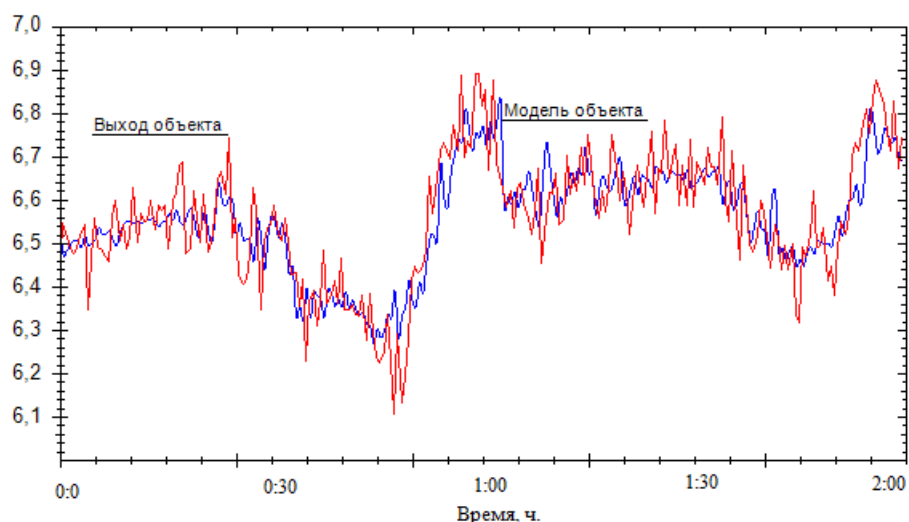


Рисунок 4.17 – Оценка зависимости содержания кислорода в уходящих газах от входных переменных, $cs=0.24$, относительная ошибка модели $w=0.2$, среднеквадратическое отклонение 0.38

В таблице 13 приведены сравнительные значения основных показателей, взятые из режимной карты котла (то есть желаемые значения переменных), а также оценки данных величин, вычисленные по данным.

Таблица 13 – Характеристики основных показателей процесса

Показатель	Значение по режимной карте (желаемое)	Диапазон значений (по данным)	Оценка среднего значения	Среднеквадратическое отклонение
Температура питательной воды	230	158-232	214,32	11,8
Температура воздуха перед ВЗП	>50	32-70,1	51,5	2,43
Температура пылеугольной смеси	90-200	107-181	138,18	10,39
Температура перегретого пара	555	530-570	553,9	2,97
Давление перегретого пара, кгс/см ²	135	124,4-145	139,9	1,43
Температура дымовых (уходящих) газов	152-158	151-184	167	3,99

Как видно из таблицы 13, для большинства из приведенных переменных, разброс значений достаточно значительный. То есть процесс ведется таким образом, что основные выходные параметры, которые должны принимать определенное заданное значение, находятся в достаточно широких границах. В целом можно прийти к заключению, что процесс сжигания угля ведется недостаточно качественно с точки зрения расходования ресурсов.

Среднеквадратическая ошибка непараметрических моделей системы в некоторых случаях меньше дисперсии выходных переменных. Хотя и с разной степенью точности, но алгоритмический прогноз выходных переменных котлоагрегата возможен. Недостаточно точный прогноз в некоторых случаях обусловлен тем, что качество контроля соответствующих переменных, влияющих на этот процесс, недостаточно точное. Кроме того, в реальных условиях играют существенную роль случайные факторы и неучтенные входные переменные, от которых зависят значения выхода. Результаты прогноза в некоторых моделях могли бы быть улучшены, если учесть другие входные переменные – расход пылеугольной смеси, зольность и влажность топлива и др.. Однако на многих ТЭЦ измерение этих переменных не проводится или эти данные не автоматизируются, и следовательно, не учитываются при ведении процесса. Из анализа регрессионных зависимостей следует, что зависимости между различными переменными процесса сжигания угля в котлоагрегате существенно нелинейные. В связи с этим, задача управления таким объектом является достаточно трудной.

4.4 Предлагаемая схема управления процессом

Задача регулирования процесса котлоагрегата состоит в том, чтобы находить значения подаваемых в котел питательной воды, топлива и воздуха, необходимые для обеспечения требуемой паропроизводительности котла при заданных параметрах пара. В настоящее время режимы ведения процесса сжигания угля определяются по «режимной карте» в зависимости от нагрузок на котлоагрегат, основным сигналом для корректировки протекания топочного процесса является визуальное наблюдение. Режимные карты представляют собой наборы рекомендаций для поддержания технологического режима функционирования котлов, то есть определенные ограничения, которые накладываются на параметры. То есть «Режимная карта» представляет собой некоторое приближение модели процесса.

Задающее воздействие при управлении исследуемым процессом формируется исходя из требуемого значения следующих переменных: температура перегретого пара; давление перегретого пара; расход перегретого пара; содержание O_2 в уходящих газах; температура уходящих газов [123].

При обследовании энергоблока №6 Красноярской ТЭЦ-2 было зафиксировано 776 точек контроля (измерения параметров), которые условно можно разделить на группы:

- характеризующие качество технологического процесса (температура и давление перегретого пара, содержание кислорода в уходящих газах и т.д.);
- характеризующие техническое состояние оборудования (температура металла турбины, материалов котла, температура металла пароперегревателя и т.д.). По ним можно судить о

качестве технологического процесса и техническому состоянию оборудования с точки зрения его эксплуатации.

На предприятии функционирует 6 контуров управления: регулятор давления пара на обдувку; регулятор общего воздуха; регулятор питания котла; регулятор разряжения; регулятор тепловой нагрузки (базовый, регулирующий); регулятор температуры перегретого пара; регулятор загрузки мельницы. Каждое из данных устройств управления работает по принципу пропорционально-интегрального регулятора (регулирование по рассогласованию).

При нормальной работе котлоагрегата на номинальных параметрах все регуляторы должны быть включены на автоматическое управление. О качестве работы регуляторов машинист котла судит по записям самопишущих приборов. Регулирование не должно сопровождаться частыми значительными колебаниями регулирующих величин. Иначе машинист должен перейти на ручное дистанционное управление. Система регулирования обеспечивает поддержание заданного значения основных параметров:

- поддержание нормального давления перегретого пара на выходе котла ($\pm 1 \div 2$ кгс/см²); поддержание температуры свежего пара с допусками $\pm 5^\circ\text{C}$ номинального значения. При этом температура металла змеевиков пароперегревателя не должна превышать следующих величин:

1-я ступень пароперегревателя	-	450 °C;
2-я ступень пароперегревателя	-	500 °C;
3-я ступень пароперегревателя	-	545 °C;
4-я ступень пароперегревателя	-	585 °C.

- при повышении или понижении температуры пара сверх допустимой проверить работу регулятора температуры перегретого пара и режим горения в топке, устранить причины нарушения. Повышение температуры пара над нормальной может произойти вследствие загрязнения экранов, изменения положения факела в топке, избытка воздуха, повышения влажности топлива, резкого изменения нагрузки котла, понижения температуры питательной воды.

- Равномерное питание котла водой (отклонение от среднего уровня воды в барабане не должно превышать – 50 мм);

- Расход воздуха на транспорт пыли в каждом пылеприводе и наличие давления в коллекторе сжатого воздуха.

- Наличие разряжения под пылепитателями. Если в пылепровод или сопло сжатого воздуха попал посторонний предмет или влажная пыль, то возможно забивание пылепровода. Его можно определить по расходу сжатого воздуха (перепад на шайбе снизился менее 35 – 40мм в.ст. или упал до нуля), а также по работе пылепитателя (резкие скачки стрелки амперметра или его заклинивание).

- правильное ведения топочного режима (требуется включать все горелки, добиваясь равномерного заполнения топки факелом). Факел должен иметь яркий свет – желтый цвет, из него не должна сепарироваться угольная пыль, в топке не должно быть видно отдельных ярких пылинок «мух», указывающих на наличие низкой температуры в топке или чрезмерно крупный помол топлива; Изменяя количество топлива, поступающего в топку, соответственно изменять подачу воздуха и величину тяги. Воздушный режим поддерживать оптимальным для каждой нагрузки в соответствии с режимной картой котла.

- слежение за работой системы пылеприготовления, не допуская повышение температуры пылегазовой смеси за мельницей выше допустимой, 90°C. Работа мельничной установки должна протекать при постоянной загрузке в соответствии с заданной тониной помола. Производительность мельниц, тонкость помола пыли, степень подсушки топлива и ток электродвигателя мельниц связаны между собой. Регулирование этих характеристик достигается изменением положения створки языка инерционного сепаратора. Увеличение подачи топлива при неизменных количествах и температуре сушильного агента ведет к ухудшению сушки, понижению температуры пылегазовой смеси и повышению тока электродвигателя мельницы.

- регулирование температуры перегретого пара - осуществляется во впрыскивающих пароохладителях первой и второй ступени впрыском конденсата, получаемого в змеевиковых конденсаторах.

- подачи воздуха в топку;
- разрежения вверху топки;
- уровня воды в барабане;
- температуры перегретого пара на выходе из котла;
- температуры пылеугольной смеси на выходе из мельниц;
- загрузка мельниц топливом;
- вентиляция мельницы;

Задающее воздействие для регуляторов контуров управления вырабатывает система управления качеством, в соответствии с тем или иным технологическим режимом работы. Настройка регуляторов производится по переходным (разгонным) характеристикам объектов.

В ходе исследований может быть предложена следующая схема управления процессом сжигания угля в котлоагрегате (рисунок 4.18).

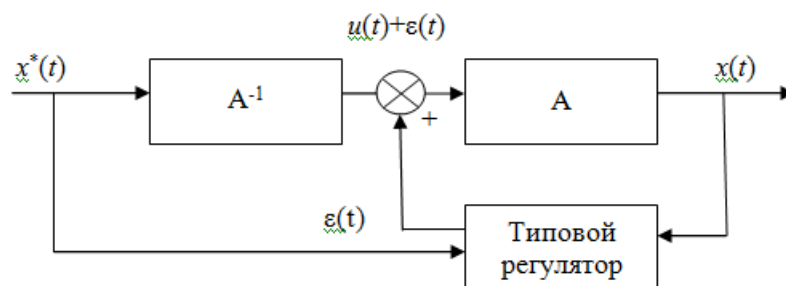


Рисунок 4.18 – Схема дуальной непараметрической системы управления

где A – оператор, описывающий управляемый объект (в данном случае котлоагрегат ТЭЦ), A^{-1} – устройство управления (УУ - непараметрическая оценка обратного оператора объекта), u – входная величина (управляемый параметр), x – выходная величина, x^* – задающее воздействие, поступающее на управляющее устройство, u_s^* – выход (оценка A^{-1}).

Встроенный в систему управления типовой регулятор сохранен, но добавлен контур управления, основанный на знаниях об объекте (оценка обратного оператора) и таким образом, обеспечивающий дуализм при формировании управляющего воздействия. Управляющее воздействие формируется из двух компонентов, где непараметрическое управляющее устройство является основным контуром адаптивного управления, основанным на знаниях исследователя об объекте. Дополнительным контуром управления является УУ, основанное на принципе обратной связи (то есть невязке значений задающего воздействия и фактического значения выхода объекта). Управляющее воздействие рассчитывается для объекта, когда начальный объем выборки равен s , то есть требуется найти значение управляющего воздействия на следующем шаге ($s+1$). Непараметрический алгоритм дуального управления имеет вид [27, 90]:

$$u_{s+1}^* = \tilde{u}_s + \Delta u_{s+1}, \quad (4.4.1)$$

где компонента $\tilde{u}_s$ формируется непараметрическим регулятором, структура которого основана на оценке обратного оператора ОУ. Значение Δu_{s+1} – поисковые шаги, которые представлены невязкой значений задающего воздействия и выхода объекта.

В алгоритме (4.4.1) основная роль при формировании управляющего воздействия принадлежит первому слагаемому, так как его структура основана на модели исследуемого объекта и несет в себе знания о нем. Второе слагаемое Δu_{s+1} выполняет корректирующую роль, направленную на приведение объекта к желаемому состоянию, несмотря на возможную неточность оценки обратного оператора системы. В качестве непараметрической оценки обратного оператора объекта $\tilde{u}_s$ может быть принята статистика:

$$\tilde{u}_s = \frac{\sum_{i=1}^s u_i \cdot \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{x_s^* - x_j^i}{c_s^x}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{\mu_s^j - \mu_i^j}{c_s^\mu}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{x_s^* - x_j^i}{c_s^x}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{\mu_s^j - \mu_i^j}{c_s^\mu}\right)}. \quad (4.4.2)$$

где k - количество выходных переменных, m - количество входных неуправляемых переменных.

Невязка Δu_{s+1} может формироваться на основе алгоритма П-регулятора, принцип работы которого состоит в следующем:

$$\Delta u_{s+1} = \varepsilon(x_s^* - x_s), \quad (4.4.3)$$

где ε - настраиваемый коэффициент. Возможно также управление с использованием алгоритма ПИ-регулятора, его общий принцип работы:

$$\Delta u_{s+1} = \varepsilon(x_s^* - x_{s-1}) + \frac{1}{s} \cdot \sum_{i=0}^s (x_s^* - x_{s-1}) \Delta s, \quad (4.4.4)$$

В процессе дуального управления объектом фигурируют как этап изучения объекта (использования знаний об объекте), так и этап приведения его к цели. Таким образом, в $\tilde{u}_s$ сосредоточены «знания» об объекте, а Δu_{s+1} - «изучающие» поисковые шаги, корректирующие значение управляющего воздействия u_{s+1}^* . В этом и состоит дуализм алгоритма (4.4.4).

Тогда управляющее воздействие находится следующим образом в соответствии с непараметрическим алгоритмом управления:

$$u_s^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_i \cdot \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{x_s^* - x_i^j}{c_s^x}\right) \cdot \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_s^j - \mu_i^j}{c_s^\mu}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{x_s^* - x_i^j}{c_s^x}\right) \cdot \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_s^j - \mu_i^j}{c_s^\mu}\right)} + \Delta u_s. \quad (4.4.5)$$

Были проведены экспериментальные исследования с использованием модели котлоагрегата. Была построена непараметрическая модель процесса сжигания угля в котлоагрегате на основе имеющихся данных. Эта модель в процессе эксперимента имитировала объект. ЛПР определяет значение неуправляемых входных переменных $\mu(t)$ (например, температура питательной воды и содержание кислорода в пылеугольной смеси). Далее выбираются желаемые значения выходных переменных $x^*(t)$ (температура перегретого пара). Фактически в качестве $\mu(t)$ и $x^*(t)$ при каждом фиксированном t брался некоторый эксперимент из имеющейся выборки.

Получаемые управляющие воздействия (4.4.5) подавались не на объект, а на вход непараметрической модели, построенной на реальных данных:

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x[s] \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{u_j^* - u_j[i]}{C_j[s]}\right) \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{\mu_j - \mu_j[i]}{C_j[s]}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{u_j^* - u_j[i]}{C_j[s]}\right) \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{\mu_j - \mu_j[i]}{C_j[s]}\right)}, \quad (4.4.6)$$

где s - объем выборки; n и m - количество входных управляемых и неуправляемых параметров соответственно.

Был проведен эксперимент по косвенной проверке непараметрических алгоритмов дуального управления по имеющимся данным. Следует иметь в виду, что настоящая, действенная проверка системы управления должна проводится в полной мере на реально функционирующих объекте и созданной системе управления. Такая возможность представится при выполнении НИОКР.

Предварительная (приближенная) проверка непараметрических алгоритмов дуального управления осуществлялась по следующей схеме:

- На одной из реализаций имеющийся выборки строилась соответствующая непараметрическая модель;
- Фиксировался некоторый момент времени t вне этой выборки, которому соответствовали значения выходной переменной $x(t)$, управляемой $u(t)$ и контролируемой, но неуправляемой $\mu(t)$. При этом значение этой тройки переменных $x(t)$, $u(t)$, $\mu(t)$ берется произвольно по t из имеющейся выборки реальных данных;
- Для проверки работы регулятора выбранное произвольное значение выходной переменной $x(t)$ принимается в качестве желаемого значения выхода $x^*(t)$, хотя оно и отличается от требуемого (555°C), а входные неуправляемые переменные принимаются равными $\mu(t)$;
- Вычисляется значение управляющего воздействия $u^*(t)$, которое приводило бы систему к заданному $x^*(t)$. Так как задание для регулятора было выбрано из реальной выборки и значение $u(t)$ при фиксированном $\mu(t)$ известно, то расчетное значение $u^*(t)$ должно быть приблизительно равно значению $u(t)$;
- Подставляя в непараметрическую модель полученное значение $u^*(t)$ и $\mu(t)$ даем прогноз $\hat{x}(t)$. Тогда значение $\hat{x}(t)$ должно быть приблизительно равно $x(t)$.

Повторяя подобный эксперимент при различных значениях t можно убедиться в работоспособности непараметрического алгоритма дуального управления. На рисунке 4.19 приведен частный пример реализации такого эксперимента, где управляемой переменной была температура перегретого пара, управляющее воздействие – температура пылеугольной смеси, входные неуправляемые переменные – значения температуры питательной воды и содержания кислорода в пылеугольной смеси.

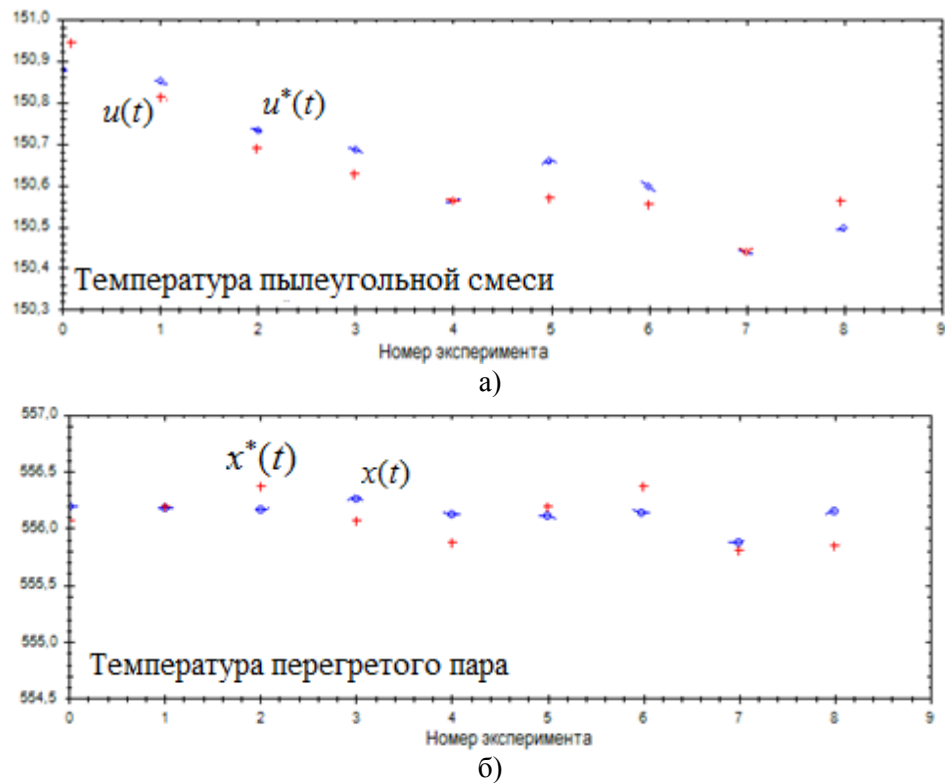


Рисунок 4.19. Пример расчета управляющих воздействий

На рисунке 4.19 а): управляющее воздействие $u(t)$ принималось равным значению температуры пылеугольной смеси из реальных данных, $u^*(t)$ – рассчитанное значение управляющего воздействия, 4.19 б) иллюстрирует качество управления, здесь $x(t)$ – расчетный выход по модели, полученной при значении управляемой с помощью $u(t)$ равного $u^*(t)$.

Экспериментальная проверка непараметрического алгоритма управления при различных задающих воздействиях по реальным производственным данным показала достаточно высокую точность. Получаемые управляющие воздействия подавались не на объект, а на модель, построенную по реальным данным. На рисунках приведены данные измерений температуры перегретого пара за 1 ноября 2014 года для Котла №6 (Время наблюдения – 1 час, измерения производятся каждые 30 секунд)

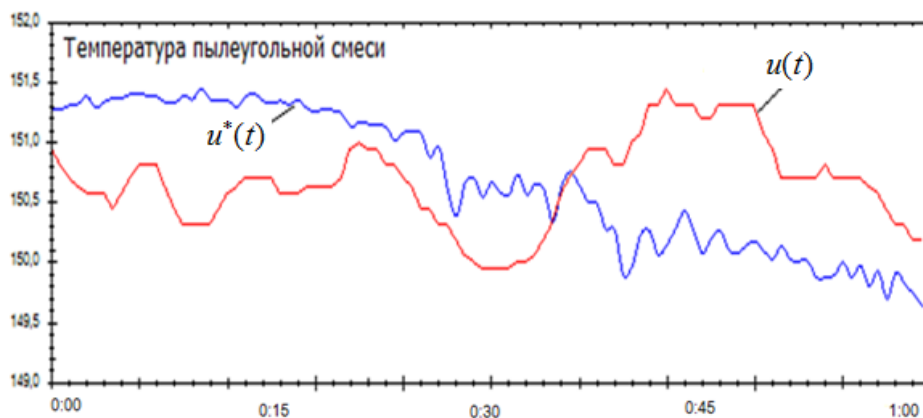


Рисунок 4.20 – Выборочные значения управляемой входной переменной

(температуры пылеугольной смеси) – и, оцененные - ии. Задача стабилизации качества продукта (температура перегретого пара – 555°C)

Далее приведен результат прогноза значения температуры перегретого пара в зависимости от температуры пылеугольной смеси, содержания кислорода в пылеугольной смеси, температуры питательной воды к котлу и давления воздуха.

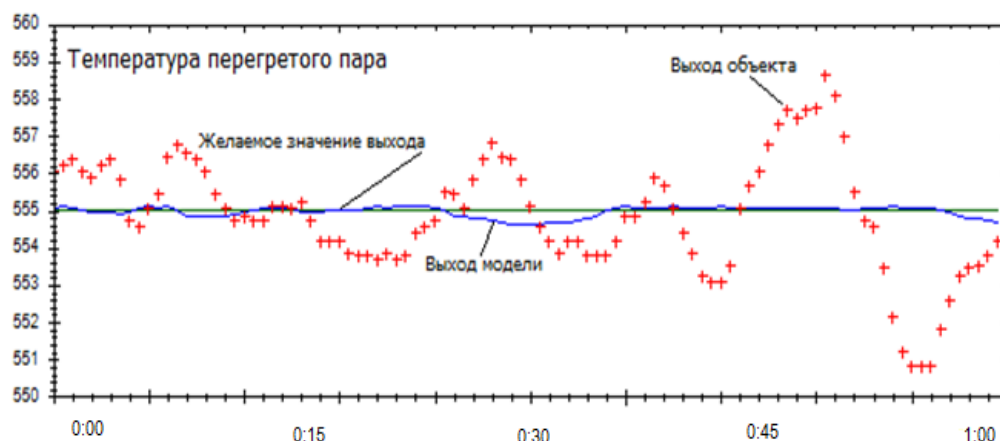


Рисунок 4.21 – Оценка зависимости температуры пара в паросборной камере от температуры питательной воды к котлу, температуры пылеугольной смеси после мельницы-вентилятора А и содержания кислорода в пылеугольной смеси, объем выборки $s=100$, относительная ошибка управления (среднеквадратическое отклонение от желаемого значения)=2,45

При этом сравнение подобных ситуаций по реальным данным, позволяет судить о том, что качество управления стало несколько выше. То есть управление процессом с применением непараметрического регулятора предположительно позволит вести процесс сжигания угля в достаточно малой окрестности от заданных значений выхода. Это позволяет существенно уменьшить ситуации, когда выход объекта значительно отличается от задания.

Внедрение интеллектуальной адаптивной системы управления на предприятии позволит осуществлять прогноз выходных данных процесса сжигания угля в котлоагрегате и корректировать режимы ведения процесса сжигания угля (температура питательной воды, температура воздуха и т.д.) при известных контролируемых неуправляемых параметрах, ((калорийность, химический состав топлива и др.) с целью достижения заданных значений параметров (температуры и давления перегретого (острого) пара и др.). Таким образом, экспериментальное исследование показало, что применение адаптивных непараметрических регуляторов на ТЭЦ может иметь значительный экономический эффект, позволит исключить возможность «пережогов» и «недожогов», что особенно важно при тех режимах ведения процесса сжигания угля, которые существуют на предприятии.

Выводы к разделу 4

Объектом исследования в данном разделе диссертационной работы стал Котел №6 котлоагрегата Красноярской теплоэлектростанции (ТЭЦ-2). Фактические данные измерений основных переменных были предоставлены для изучения и анализа на предприятии ОАО «ТЭЦ-2».

Предварительный анализ данных показал, что между переменными процесса существует как линейная, так и нелинейная зависимости. Графики срезов по переменным процесса показывают его нелинейный характер, характеристики имеют неоднозначную зависимость.

Построены непараметрические модели для важнейших выходных переменных процесса, характеризующих значение основных переменных процесса, таких как температура и расход перегретого пара. Приводятся результаты предварительных расчетов, которые показали, что точность непараметрических моделей во многих случаях довольно не велика, однако в для оценки зависимости некоторых переменных были построены достаточно точные непараметрические модели. Недостаточная точность некоторых моделей связана с тем, что среди имеющихся данных не было измерений некоторых важных с точки зрения описания процесса переменных.

В ходе вычислительных экспериментов было установлено, что управление процессом ведется не очень качественно, но, тем не менее, соответствует технологическому регламенту. Переменные процесса могут принимать значения из всей возможной области определения, регламентируемой режимной картой. На большинстве предприятий технологический регламент достаточно широк процесс ведется в рамках технологического регламента, но часто не самым рациональным образом. Полученные непараметрические модели требуют дальнейшего исследования для конкретных дискретно-непрерывных процессов.

На предприятии сейчас управление ведется по схемам ПИД-регуляторов. Предлагается непараметрическая дуальная схема управления процессом сжигания угля в котлоагрегате ТЭЦ. Данная схема является адаптивной, так как основана на знаниях об объекте управления (выраженных в модели) и позволит учитывать при управлении все имеющиеся «входные-выходные» переменные процесса, что отсутствует в существующей схеме. Это может существенно повысить качество выпускаемой продукции и экономическую эффективность производства, так как уменьшатся ситуации неэффективного использования ресурсов («недожоги», «пережоги»).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрены задачи идентификации и управления нелинейными динамическими процессами класса Винера и Гаммерштейна в условиях частичной неопределенности. Подчеркивается важность построения моделей и алгоритмов управления в условиях недостатка информации, поскольку они во многих случаях являются более адекватными разнообразным задачам практики. При создании автоматизированных систем управления многими технологическими объектами роль нелинейных элементов играют исполнительные механизмы, устанавливаемые на входе или выходе технологических аппаратов.

Основные выводы и результаты работы:

1) В ходе работы выполнен обзор существующих методов решения задачи идентификации нелинейных динамических систем, в том числе систем класса Винера и Гаммерштейна. Отмечены условия применения и основные особенности каждого из описанных подходов, в результате чего была поставлена задача повышения эффективности идентификации и управления системами рассматриваемого класса в условиях неполноты априорной информации путем разработки соответствующих методов.

2) Разработаны и исследованы непараметрические алгоритмы моделирования нелинейных динамических систем класса Винера и Гаммерштейна при различной априорной информации о типе нелинейного блока. Разработанный метод решения задачи идентификации нелинейных динамических систем предполагает оценивание параметров нелинейного элемента моделей класса Винера и Гаммерштейна в условиях частичной неопределенности, когда его структура задана в общем виде (квадратор, звено с насыщением). Основное отличие предлагаемых алгоритмов идентификации от известных заключается в возможности применения в условиях отсутствия информации о порядке и параметрах дифференциального уравнения.

3) Разработан модифицированный непараметрический алгоритм оценивания вида нелинейного элемента моделей классов Винера и Гаммерштейна, применимый к решению задачи идентификации в условиях неопределенности, когда параметрическая структура линейного динамического и нелинейного безынерционного блоков неизвестна. Данный алгоритм основан на непараметрическом оценивании линейной и нелинейной частей системы.

4) Впервые предложены и разработаны адаптивные алгоритмы управления динамическими процессами класса Винера и Гаммерштейна, отличающиеся возможностью применения для эффективного управления процессом в условиях недостатка априорной информации о порядке и параметрах линейного динамического блока. Задача управления

системами класса Винера и Гаммерштейна рассматривается в условиях частичной неопределенности. Предлагается класс алгоритмов непараметрического управления, который конструируется на основании снятых переходных характеристик объекта.

5) Алгоритмы решения исследуемых задач были реализованы в виде программ для проведения численных исследований на тестовых задачах. Программные решения были реализованы как приложения под Windows, написанные на языке программирования C#. Некоторые программы были зарегистрированы.

6) В результате проведения численных исследований была подтверждена эффективность предложенных непараметрических алгоритмов моделирования и управления для нелинейных дискретно-непрерывных процессов класса Винера и Гаммерштейна в условиях помех, а также для управления при задающих воздействиях различного вида.

7) Практическая значимость и эффективность разработанных моделей и алгоритмов управления была подтверждена путем моделирования процесса сжигания угля в котлоагрегате ОАО «Красноярская ТЭЦ-2» и реализации эксперимента по управлению. Были построены непараметрические модели по выборочным данным для важнейших выходных переменных процесса. Вычислительные эксперименты показали, что управление процессом ведется в соответствии с технологическим регламентом, однако регулируемые величины отклоняются от требуемого значения в достаточно большом диапазоне. Предлагаемая схема управления позволит более рационально вести технологический процесс. Источниками экономического эффекта при автоматизации энергоблока является уменьшение количества сжигаемого угля и экономия электроэнергии, а также существенное сокращение пережогов и недожогов. Непараметрические модели и алгоритмы управления также используются при разработке автоматизированной системы управления при кислородно-конвертерной плавке стали.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Агафонов, Е.Д. О проверке гипотезы линейности динамических систем // Вестник НИИ СУВПТ, сб. науч. трудов. Вып. 5. - Красноярск: НИИ СУВПТ, 2000. - С. 18-25.
2. Айвазян, С.А. Прикладная статистика: Исследование зависимостей / С.А. Айвазян, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1985. – 487 с.
3. Айвазян, С.А. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных / С.А. Айвазян, И.С. Енюков. – М.: Финансы и статистика, 1983. – 471 с.
4. Александровский, Н.М., Дейч, А.М. Методы определения динамических характеристик нелинейных объектов // Автоматика и телемеханика, 1968, № 1, с.167-188.
5. Анисимов Д.Н., Мякинков Д.А. Особенности идентификации нелинейных динамических объектов методом экспоненциальной модуляции // Вестник МЭИ. 2012. № 2. С. 151-154.
6. Анисимов, С.А., Зайцев И.С., Райбман Н.С., Яралов А.А. Типовые линейные модели объектов управления. – М.: Энергоатомиздат, 1983. – 264 с.
7. Апарцин, А.С. О новых классах линейных многомерных уравнений I рода типа Вольтерра // Изв. вузов. Математика. 1995. — № 11. — С. 28–41.
8. Апарцин, А.С., Спиряев В.А. Об одном подходе к идентификации полиномов Вольтерра // Оптимизация, управление, интеллект. – 2006. – № 2(10). – С. 109-117.
9. Афифи, А. Статистический анализ: подход с использованием ЭВМ / А. Афифи, С. Эйзен. – М.: Мир, 1982 – 488 с.
10. Бесекерский, В.А., Попов Е.П. Теория систем автоматического регулирования. – Москва: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1975. – 768 с.
11. Бессонов, А.А., Загашвили Ю.В., Маркелов А.С. Методы и средства идентификации динамических объектов. – Л.: Энергоатомиздат, 1989. – 280 с.
12. Болквадзе Г.Р. Класс моделей Гаммерштейна в задачах идентификации стохастических систем// Автоматика и телемеханика. - 2003. -№ 1. - С. 42-55.
13. Боровков, А.А. Математическая статистика. Оценка параметров. Проверка гипотез / А.А. Боровков. – М.: Наука, 1984. – 472 с.
14. Вапник, В.Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным / В.Н. Вапник. – М.: Наука, 1979. – 448 с.
15. Васильев, В.А. Непараметрическое оценивание функционалов от распределений стационарных последовательностей / В.А. Васильев, А.В. Добровидов, Г.М. Кошкин. – М.: Наука, 2004. – 508 с.

16. Вольterra, В. Теория функционалов, интегральных и интегродифференциальных уравнений. - М.: Наука, 1982. - 304 с.
17. Воронов, А.А. Новогранов Б.Н., Титов В.К. Основы теории автоматического регулирования и управления. – Учеб.пособие для вузов. М., «Высш. школа», 1977, 519 с.
18. Воронов, А.А. Основы теории автоматического управления: автоматическое регулирование непрерывных линейных систем / А.А. Воронов. – М.: Энергия, 1980. – 312 с.
19. Вятченников, Д.Н., Кособуцкий, В.В., Носенко, А.А. Идентификация нелинейных динамических объектов во временной области. Вестник ЮУрГУ, № 14, 2006, с 66-70.
20. Гнеденко, Б.В. Курс теории вероятностей / Б.В. Гнеденко. – М.: Наука, 1988. – 446 с.
21. Гроп, Д. Методы идентификации систем. – М.: Мир, 1979.
22. Губарев, В. В. Модели объектов типа Гаммерштейна-Винера и имитационный метод оценивания их адекватности / В. В. Губарев, В. А. Третьяков // Мягкие вычисления и измерения, 2000 г. СПб. : Изд.во СПбГЭТУ (ЛЭТИ), 2000. Т. 1. – СС. 151–153.
23. Губарев, В. В., Третьяков, В. А. Идентификация нелинейных систем типа Гаммерштейна-Винера с использованием характеристик, инвариантных и взаимно однозначным монотонным безынерционным функциональным преобразованиям случайных сигналов. Computer Data Analysis and Modeling// Proceedings of the Fifth International Conference. (Компьютерный анализ данных и моделирование)/ Сборник научных статей V международной конференции. Минск: БГУ, 1998. Ч. 3. – СС. 104 – 109.
24. Гусаров, В.М. Статистика / В.М. Гусаров. – М.: ЮНИТИ, 2003. – 463 с.
25. Деврой, Л. Непараметрическое оценивание плотности / Л. Деврой, Л. Дьерфи. – М.: Мир, 1988. – 408 с.
26. Дейч, А.М. Методы идентификации динамических объектов. – М.: Энергия, 1979. – 240 с.
27. Диалоговая система оптимизации и принятия решений для управления производственным комплексом с непрерывным характером технологического процесса. В.И.Волков, Б.В.Казаков, А.В.Медведев. Препринт ВЦ СО АН РАН СССР №14, 1985, г. Красноярск, 33с.
28. Дисперсионная идентификация. / Под ред. Н.С. Райбмана. М.: Наука. Гл. ред.
29. Добровидов, А.В., Кошкин, Г.М. Непараметрическое оценивание сигналов. – Москва: Наука, Физматлит, 1997. – 336 с
30. Дорф, Р., Бишоп, Р. Современные системы управления. Пер. с англ. Б. И. Копылова. – М.: Лаборатория базовых знаний, 2002. – 832 с.
31. Живоглядов, В.П. Непараметрические алгоритмы адаптации / В.П. Живоглядов, А.В. Медведев. – Фрунзе: Илим, 1974. – 133 с.
32. Заварин, А.Н. Использование априорной информации в непараметрических оценках функции регрессии / А.Н. Заварин // Автоматика и телемеханика. – 1985. – №5. – С.79-85.

33. Загоруйко, Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний / Н.Г. Загоруйко. – Новосибирск: Издательство ИМ СО РАН, 1999. – 264 с.
34. Заде, Л. Чезоер, Ч. Теория линейных систем.- М.: Наука, 1970.-589с.
35. Иванилов, А.А., Чайка, С.Н. Непараметрические алгоритмы идентификации динамических систем // Препринт ВЦ СО АН СССР. Красноярск: ВЦ СО АН СССР, 1979.135
36. Иванов, А. И. Быстрая идентификация нелинейных динамических объектов / учебное пособие. Пенза, 1996, .229.. с.: 46 ил.
37. Иванов, А.И. Синтез нелинейных динамических моделей Винера-Гаммерштейна перераспределением памяти между входом и выходом. “Автоматика и телемеханика”, N11, 1997 - СС.21-32.
38. Иванов, В.А Регулирование энергоблока. – Л.: Машиностроение, 1982. – 311 с.
39. Имаев, Д.Х., Ковальски, З., Яковлев, В.Б., Пошихонов, Л.Б., Цапко, Г.П. Анализ и синтез систем управления. Санкт-Петербург, Гданьск, Сургут, Томск, 1998. – 264 с.
40. Калман, Р.Е. Идентификация систем с шумами. Успехи математических наук / Р.Е. Калман. – М.: «Наука», 1985. – 244 с.
41. Каминскас, В. А., Яницкене, Д. Ю., Идентифицируемость нелинейных объектов класса Гаммерштейна, Автомат. и телемех., 1985, выпуск 9, СС. 69–77.
42. Каминскас, В.А. Идентификация динамических систем по дискретным измерениям / В.А. Каминскас. – Вильнюс : Мокслас, 1982. – Ч. 1. –372 с.
43. Катковник, В.Я. Непараметрическая идентификация и сглаживание данных / В.Я. Катковник. – М.: Наука, 1985. – 336 с.
44. Кацюба О.А. Теория идентификации стохастических динамических систем в условиях неопределенности: монография. – Самара: СамГУПС, 2008.
45. Коплярова, Н.В. Nonparametric modeling of multidimensional linear dynamical higher-order processes / Н.В. Коплярова, О.В. Шестернева, Л.А. Аешина // Труды X Всероссийской научной студенческой конференции с международным участием на иностранном языке «Молодежь. Общество. Современная наука, техника и инновации», г. Красноярск, 2011. – С. 204.
46. Коплярова, Н.В. Алгоритм идентификации систем класса Винера / Н.В. Коплярова // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф.Решетнева. – Вып. 5 (57). – 2014. – С. 67-77.
47. Коплярова, Н.В. Идентификация многомерных ЛДС в условиях малой априорной информации / Н.В. Коплярова // Труды VII Всероссийской научно-практической конференции творческой молодежи, посвященной Дню космонавтики. Секция «математическое моделирование управления и оптимизация», г. Красноярск – 2011.

48. Коплярова, Н.В. Идентификация нелинейных динамических систем в условиях непараметрической неопределенности / Н.В. Коплярова, Н.А. Сергеева // Кибернетика и высокие технологии XXI века: труды XIII международной научно-технической конференции, г.Воронеж. – 2013. – С.66-74.
49. Коплярова, Н.В. Непараметрическая идентификация систем класса Винера / Н.В. Коплярова // Современные проблемы науки и образования. – Вып.2. – 2014. – URL: <http://www.science-education.ru/116-12309> (дата обращения: 07.03.2014).
50. Коплярова, Н.В. Непараметрическая модель процессов Винера с квадратором. РОСПАТЕНТ. Свидетельство №2014612475 от 26.02.2014.
51. Коплярова, Н.В. Непараметрические алгоритмы идентификации систем класса Винера и Гаммерштейна / Н.В. Коплярова, Н.А. Сергеева // Системы управления и информационные технологии. – Вып. 2.1 (52). – 2013. – С. 133-137.
52. Коплярова, Н.В. Непараметрические алгоритмы управления системами класса Гаммерштейна / Н.В. Коплярова, А.В. Медведев // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф.Решетнева. – Том 16 Вып. 1. – 2015. – С. 62-71.
53. Коплярова, Н.В. Непараметрические модели динамических объектов класса Гаммерштейна / Н.В. Коплярова, Н.А. Сергеева // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф.Решетнева. – Вып. 3 (55). – 2014. – С. 93-100.
54. Коплярова, Н.В. Непараметрическое моделирование нелинейных динамических систем / Н.В. Коплярова, Н.А. Сергеева // Труды XV Международная конференция «Проблемы управления и моделирования в сложных системах», г. Самара, 2013. – С.136-141.
55. Коплярова, Н.В. О задаче моделирования нелинейных динамических процессов в условиях малой априорной информации / Н.В. Коплярова // Труды XV Международной научной конференции, посвященной памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева, г. Красноярск, 2011. – С. 456-457.
56. Коплярова, Н.В. О задаче моделирования нелинейных динамических систем класса Винера / Н.В. Коплярова // Труды XVII Международной научной конференции «Решетневские чтения» (12-14 сентября 2013г.), г. Красноярск, 2013. – С. 30-32.
57. Коплярова, Н.В. О задаче моделирования нелинейных динамических систем класса Винера / Н.В. Коплярова // Труды XVIII Международной научной конференции «Решетневские чтения», г. Красноярск, 2014. – С. 66-67.
58. Коплярова, Н.В. О моделировании нелинейных динамических процессов в условиях малой априорной информации / Н.В. Коплярова, Н.А. Сергеева // Труды XVI Международной

научной конференции, посвященной памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева, г. Красноярск, 2012. – С. 204.

59. Коплярова, Н.В. О непараметрических алгоритмах идентификации нелинейных динамических систем / Н.В. Коплярова, Н.А. Сергеева // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета. – Вып. 5 (45). – 2012. – С. 39-44.

60. Коплярова, Н.В. О непараметрических алгоритмах идентификации нелинейных динамических систем / Коплярова Н.В., Н.А. Сергеева // Информационные технологии моделирования и управления. – Вып.1 (79). – 2013. – С. 31-39.

61. Коплярова, Н.В. О непараметрических моделях в задаче диагностики электрорадиоизделий / Коплярова Н.В., Орлов В.И., Сергеева Н.А., Федосов В.В.// Журнал Заводская лаборатория. Диагностика материалов №7. – 2014г. – с 73-77.

62. Коплярова, Н.В. О непараметрической идентификации нелинейной динамики при разнотипной априорной информации / Н.В. Коплярова, А.В. Медведев // Труды XVI Международной конференции «Проблемы управления и моделирования в сложных системах», г. Самара, 2014. – С. 30-32.

63. Коплярова, Н.В. О непараметрической идентификации нелинейных динамических систем / Н.В. Коплярова, Н.А. Сергеева // Труды Всероссийской молодёжной научно-практической конференции «Малые Винеровские чтения», г. Иркутск, 2013. – С. 115-120.

64. Коплярова, Н.В. О непараметрической идентификации нелинейных динамических процессов / Н.В. Коплярова, А.В. Медведев // Труды международной научно-технической конференции «Компьютерное моделирование 2013», г. Санкт-Петербург. – 2013. – С.24-29.

65. Коплярова, Н.В. О непараметрической идентификации нелинейных динамических систем / Н.В. Коплярова // Труды пятой международной конференции САИТ 2013, г. Красноярск. – Том 1. – 2013. – С. 105-111.

66. Коплярова, Н.В. О непараметрической идентификации нелинейных динамических систем в условиях недостатка априорной информации / Н.В. Коплярова // Труды Всероссийской молодёжной научно-практической конференции «Малые Винеровские чтения», г. Иркутск. – 2014. – С.43-51.

67. Коплярова, Н.В. О непараметрической идентификации стохастических объектов класса Винера / Н.В. Коплярова // Труды IX Всероссийской научно-практической конференции «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве (AS`2013)», г.Новокузнецк. – 2013. – С.445-451.

68. Коплярова, Н.В. О непараметрическом алгоритме моделирования нелинейных динамических систем / Н.В. Коплярова // Труды VIII Всероссийской научно-практической конференции «Актуальные проблемы авиации и космонавтики», г. Красноярск – 2012г.

69. Коплярова, Н.В. О непараметрическом алгоритме моделирования нелинейных динамических систем / Н.В. Коплярова // Молодой ученый. – Вып. 7(42). – 2012. – С. 23-28.
70. Коплярова, Н.В. О непараметрическом оценивании регрессии при наличии пробелов в измерениях / Н.В. Коплярова // Труды V Всероссийской научно-практической конференции творческой молодежи, посвященной Дню космонавтики. Секция «математическое моделирование управления и оптимизация», г. Красноярск – 2009.
71. Коплярова, Н.В., Сергеева, Н.А. Непараметрическая модель процессов Гаммерштейна с Кквадратором. РОСПАТЕНТ. Свидетельство №2014613306 от 24.03.2014.
72. Коплярова, Н.В., Сергеева, Н.А. Непараметрические алгоритмы идентификации систем класса Винера и Гаммерштейна // Системы управления и информационные технологии, Вып. №2.1 (52) 2013.
73. Кошкин, Г.М. Непараметрическая идентификация стохастических объектов / Г.М. Кошкин, И.Г. Пивен. – Хабаровск: РАН Дальневосточное отделение, 2009. – 336с.
74. Крамер, Г. Стационарные случайные процессы. Свойства выборочных функций и их приложения / Г. Крамер, Лидбеттер М. – М.: Мир, 1969. – 405 с.
75. Куликовский, Р. Оптимальные адаптивные процессы в системах автоматического регулирования М.: Наука, 1967.-423с.
76. Кунцевич В.М. Управление семейством нелинейных динамических систем при измерениях с ограниченными помехами. Тр. ИММ УрО РАН, 20, № 4, 2014, 178–186.
77. Кучмасов, А.В. Определение характеристик стохастических объектов по наблюдениям входного и выходного процессов// Математические модели и методы оптимизации. Решетневские чтения: Материалы Всероссийской научно - практической конференции студентов, аспирантов и молодых специалистов. Красноярск, 1998.
78. Льюнг, Л. Идентификация систем / Л.Льюнг. – М.: Наука, 1991. – 423 с.
79. Мармарелис, П., Мармарелис, В. Анализ физиологических систем (метод белого шума). М.: Мир, 1981, 480 с.
80. Медведев, А.В. О сходимости непараметрических алгоритмов управления //Известия академии наук киргизской ССР №1. – Фрунзе: Илим, 1975. – С. 27-32.
81. Медведев, А.В. Адаптация в условиях непараметрической неопределенности / А.В. Медведев // Адаптивные системы и их приложения. – Новосибирск: Наука, 1978. – С. 4-34.
82. Медведев, А.В. Анализ данных в задаче идентификации / А.В. Медведев // Компьютерный анализ данных моделирования. – Минск: БГУ, 1995. Т. 2. – С. 201-206.
83. Медведев, А.В. Непараметрические оценки плотности вероятности и ее производных // Автоматизация промышленного эксперимента. - Фрунзе: Илим, 1973.- С. 22-31.

84. Медведев, А.В. Непараметрические системы адаптации / А.В. Медведев. – Новосибирск: Наука, 1983. – 173с.
85. Медведев, А.В. Об идентификации линейных динамических систем // Алгоритмы и программы в системах обработки экспериментальных данных.- Фрунзе: Илим, 1975.- С. 14-26.
86. Медведев, А.В. Теория непараметрических систем. Моделирование / А.В. Медведев // Вестник сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева. – 2010. – №4 (30). – С. 4-9.
87. Медведев, А.В. Теория непараметрических систем. Общий подход / А.В. Медведев // Вестник сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева. – 2008. – №4 (30). – С. 4-9.
88. Медведев, А.В. Теория непараметрических систем. Процессы / А.В. Медведев // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф.Решетнева. – 2010. – №3 (29). – С. 4-9.
89. Медведев, А.В. Теория непараметрических систем. Управление – I / А.В. Медведев // Вестник Сибирского государственного университета имени академика М.Ф. Решетнева. – 2013. – №2(48). – С.57-63.
90. Медведев, А.В. Теория непараметрических систем. Управление – II / А.В. Медведев // Вестник Сибирского государственного университета имени академика М.Ф. Решетнева. – 2013. – №3(49). – С.85-90.
91. Медведев, А.В. Непараметрические алгоритмы идентификации нелинейных динамических систем /Стохастические системы управления. Новосибирск: Наука, 1979. – с 15-22.
92. Медведева, Н.А. Непараметрические модели и регуляторы // Известия Вузов. Физика. 1995. № 9. С. 124-129.
93. Мелентьев, Л.А. Системные исследования в энергетике. – М.: Наука, 1979. – 312 с.
94. Методы классической и современной теории автоматического управления. Т1: Математические модели, динамические характеристики и анализ систем управления / под редакцией К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – Москва: МГТУ им.Н.Э. Баумана, 2004. – 656 с.
95. Методы классической и современной теории автоматического управления. Т2: Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления / под редакцией К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – Москва: Изд. МГТУ им.Н.Э. Баумана, 2004г.
96. Мирошник, И.В. Теория автоматического управления. Линейные системы / И.В. Мирошник. – СПб.: Питер, 2005. – 336 с.
97. Моркун Н.В. Пространственно-временная декомпозиция нелинейных динамических структур с распределенными параметрами на основе иерархического метода главных

компонент I-NPCSA . Вісник Криворізького національного університету. Збірник наукових праць. Випуск 33.(2012) с. 58-61.

98. Надарая, Э.А. Непараметрические оценки кривой регрессии / Э.А. Надарая // Некоторые вопросы теории вероятностных процессов, 1965. Випуск 5. С. 56-68.

99. Надарая, Э.А. Непараметрические оценки плотности вероятности и кривой регрессии.- Тбилиси: Тбил. ун-т, 1983.-286с.

100. Нечаев, Е. В., Лубнин А. Ф. Механические топки. "Энергия", 1968.

101. Новиков, Н.Ф., Рукоусев Ю.А. Об адаптивных алгоритмах управления качеством. //В кн. Адаптивные системы и их приложения. – Новосибирск: Наука, 1978. – С. 158-163.

102. Нормативный метод. Тепловой расчет котельных агрегатов. М.: "Энергия", 1973,

103. Паньшин, А.Б. О разработке интеллектуальной компьютерной системы управления ТЭС // Вестник НИИ СУВПТ, сб. науч. трудов / под общей ред. проф. Н.В. Василенко. - Вып. 5. - Красноярск: НИИ СУВПТ, 2000. - С. 191-122.

104. Пащенко А.Ф. Моделирование нелинейных систем Винера-Гаммерштейна / Seventh International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT 2009). Ереван: - 2009. С. 507-509.[линеаризация]

105. Пащенко А.Ф., Пащенко Е.Ф. Идентификация нелинейных систем в классе блочно-ориентированных моделей // Информатика и системы управления. 2010. № 4 (26). С. 149-160. .[линеаризация]

106. Перегудов, Ф.И., Тарасенко, Ф.П. Основы системного анализа. – Томск: НТЛ, 1997.–396 с.

107. Пирумов, У.Г. Численные методы. - М.: МАИ, 1998. – 188 с.

108. Понтрягин, А.С., Болтянский В.Г., Гамкрелидзе Р.В., Мищенко Е.Ф. Математическая теория оптимальных процессов. Москва: Изд. «Наука», 1961г. – 391с.

109. Попков, Ю.С., Идентификация и оптимизация нелинейных стохастических систем. / Ю.С.Попков, О.Н.Киселев, Н.П.Петров, В.Л.Шмульян -М.: Энергия, 1976, 404 с.

110. Райбман, Н.С. Адаптивные модели в системах управления / Н.С. Райбман, В.М. Чадеев. – М.: Сов. радио, 1966. – 159 с.

111. Райбман, Н.С. Построение моделей процессов производства / Н.С. Райбман, В.М. Чадеев. – М.: Энергия, 1975. – 375 с.

112. Райбман, Н.С. Что такое идентификация / Н.С. Райбман. – М.: Наука, 1970. – 119 с.

113. Райбман, Н.С. Дисперсионные методы идентификации многомерных нелинейных объектов управления / Н.С. Райбман, О.Ф. Ханш // Автоматика и телемеханика. - 1967. - № 5.

114. Растригин, Л.А. Адаптация сложных систем / Л.А. Растригин. – Рига: Зинатне, 1981.–375 с.

115. Растригин, Л.А. Современные принципы управления сложными объектами. - М.: Сов. радио, 1980. - 232 с.

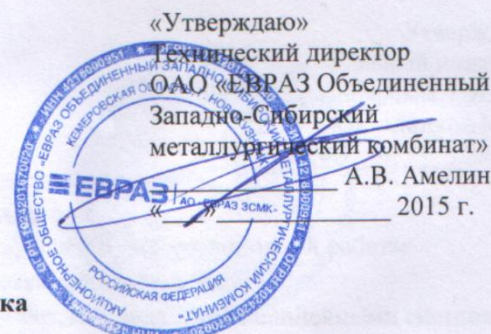
116. Ротач, В.Я. Теория автоматического управления теплоэнергетическими процессами. – М.: Энергия, 1989. – 308 с.
117. Рубан, А.И. Методы анализа данных: учебное пособие / А.И. Рубан. – Красноярск: ИПЦ КГТУ, 2004. – 319 с.
118. Рыжкин, В.Я. Тепловые электрические станции. – М.: Энергия. 1967. – 400 с.
119. Сейдж, Э.П., Мелса, Д.Л. Идентификация систем управления. - М.: Наука, 1974.
120. Семенов А. Д., Артамонов Д. В., Брюхачев А. В. Идентификация объектов управления: Учебн. пособие. - Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2003.- 211 с. (обзор)
121. Сидоров, Д. Н. Моделирование нелинейных нестационарных динамических систем рядами Вольтерра: идентификация и приложения. Сиб. журн. индустр. матем., 2000, с 182–194.
122. Современные методы идентификации систем: Пер. с англ. / Под ред. П. Эйкхоффа. - М.: Мир, 1983. - 400 с.
123. Соколов, В.С., Деев, Л.В. Устройство и обслуживание энергетического блока. – М.: Высш.шк., 1985. – 279с.
124. Солодовников, В.В. Теория автоматического управления техническими системами / В.В Солодовников, В.Н. Плотников, А.В. Яковлев. – М.: МГТУ им. Н.Э.Баумана, 1993. – 492 с.
125. Срагович, В.Г. Адаптивное управление / В.Г. Срагович. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1981. – 384 с.
126. Таран, А. Н. Использование сплайновых рядов Вольтерра-Винера при анализе нелинейных электрических цепей / А. Н. Таран, В. Н. Таран // Радиотехника и электроника. - 2014. -Т. 59, № 7. - С. 702-710.
127. Тарасенко, Ф.П. Непараметрическая статистика / Ф.П. Тарасенко. – Томск: Изд-во Том. ун-та, 1976. – 292 с.
128. Теория автоматического управления. - Ч.2.: Теория нелинейных и специальных систем автоматического управления / Под ред. А.А. Воронова. - М.:Высшая школа, 1977 - 288 с.
129. Техническая кибернетика. Теория автоматического управления. Кн.3, часть 2. Теория нестационарных, нелинейных и самонастраивающихся систем автоматического регулирования. Ред. Солодовников В.В. – М: Машиностроение, 1969 г.
130. Тимонин, Д. В. Идентификация параметров нелинейных динамических систем класса Гаммерштейна при наличии помех, наблюдаемых в выходных сигналах в условиях априорной неопределенности / Д. В. Тимонин, О. А. Кацюба, А. А. Карпов // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2011 – № 2 (18).
131. Тихонов, А.Н.Статистическая обработка результатов эксперимента / А.Н. Тихонов, М.В. Уфимцев. – М.: Изд-во Моск. ун-та, 1988. – 176 с.
132. Тюкин, В.Н. Теория управления: Конспект лекций. Часть 1. Обыкновенные линейные системы управления / В.Н. Тюкин. – Вологда: ВоГТУ, 2000. – 200 с.

133. Тюкин, В.Н. Теория управления: Часть 2. Особые линейные и нелинейные системы: Конспект лекций. - Вологда: ВоГТУ, 2000. - 128 с.: ил. ISBN 5-87851-123-1
134. Фельдбаум, А.А. Основы теории оптимальных автоматических систем / А.А.Фельдбаум. – М.: Физматгиз, 1963. – 552с.
135. Фомин, В.Н. Адаптивное управление динамическими объектами / Фомин В.Н., Фрадков А.Л, Якубович В.А. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1981. – 448 с.
136. Фрадков, А.Л. Адаптивное управление в сложных системах / А.Л. Фрадков. – М.: Наука, 1992. – 292с.
137. Хардле, В. Прикладная непараметрическая регрессия / В. Хардле. – М.: Мир, 1993. – 349 с.
138. Харин, Ю.С. Оптимальность и робастность в статистическом прогнозировании / Ю.С. Харин. – Минск: БГУ, 2008. – 263 с.
139. Хьюбер, Дж.П. Робастность в статистике: Пер.с англ. / Дж.П. Хьюбер. – М.:Мир,1984. – 304 с.
140. Цыпкин Я.З. Основы информационной теории идентификации. – М.: Наука. 1984. – 320 с.
141. Цыпкин, Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука, 1968. – 400с.
142. Цыпкин, Я.З. Информационная теория идентификации / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука. Физматлит, 1995. – 336 с.
143. Чайка С.Н. К идентификации динамических систем при частично параметризованной структуре модели / Динамика систем: Управление и оптимизация. Горький: Изд-во Горьковского'гос. ун-та, 1989.
144. Чайка С.Н. Непараметрические алгоритмы идентификации нелинейных динамических систем. Дис.канд.техн.наук / Красноярск, 1988. – 191с.
145. Чернышев К.Р. Унифицированный подход к статистической линеаризации на основе состоятельных мер зависимости / XII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2014 Москва. – с 3004-3017. (линеар)
146. Шестернева О.В. Адаптивные алгоритмы в задачах управления : учеб. пособие / Е. Д. Агафонов, О. В. Шестернёва; Сиб. гос. аэрокосмич. ун-т. – Красноярск, 2011. – 93 с.
147. Шуленин В.П. Математическая статистика. Ч.1. Параметрическая статистика: учебник / В.П. Шуленин – Томск: Изд-во НТЛ, 2012. – 540 с.
148. Шуленин В.П. Математическая статистика. Ч.2. Непараметрическая статистика: учебник / В.П. Шуленин – Томск: Изд-во НТЛ, 2012. – 388 с.
149. Шуленин В.П. Математическая статистика. Ч.3. Робастная статистика: учебник / В.П. Шуленин. – Томск: Изд-во НТЛ, 2012. – 520 с.

150. Эйкхофф, П. Основы идентификации систем управления / П. Эйкхофф. – М.: Мир, 1975. – 681с.
151. Eddy, W.F. Optimum kernel estimators of the mode / W.F. Eddy // Ann. Math.Statist. – 1980. – V. 8. – P. 870-882.
152. Efroimovich S.Yu. Nonparametric curve estimation. Methods, theory and application / S.Yu. Efroimovich S.Yu. – Berlin, New-York: Springer-Verlag, 1999.
153. Greblicki, Wlodzimierz; Pawlak, Mirosław. Nonparametric System Identification, | Cambridge University Press | 2011-06-03 | 400 pages | English
154. Greblicki, W. Nonparametric approach to Wiener system identification. — IEEE Trans. Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, Vol.44, pp.538– 545. (1997)
155. Kalafatis, A., Arifin, N., Wang, L., Cluett, W.R. A new approach to the identification of pH processes based on the Wiener model. Chemical Engineering Science Volume 50, Issue 23, 1995, Pages 3693–3701.
156. Keesman, Karel J. System identification. An introduction / Karel J. Keesman. – London: Springer, 2011. – 351 p.
157. Kopyarova, N.V. Identification of nonlinear dynamical systems under conditions of little a priory information / N.V. Kopyarova, N.A. Sergeeva // Proceedings of the tenth international conference «Computer data analysis and modeling. Theoretical and applied stochastics», Minsk. – Volume 2. – 2013. – P.64-67.
158. Kopyarova, N.V. Nonparametric algorithm of Nonlinear dynamical system identification / N.V. Kopyarova, N.A. Sergeeva // Proceedings of the international workshop Applied methods of statistical analysis, Novosibirsk. – 2013. – P.107-115.
159. Ku, Y.H., Wolf, A.A. Volterra-Wiener Functionals for the analysis of Nonlinear Systems. J. Franklin Inst. v. 281, n.1, 1966.
160. Lakshminarayanan, S; Shah, L Sirish; Nandakumar, K. Modeling and control of multivariable processes: Dynamic PLS approach American Institute of Chemical Engineers. AIChE Journal; Sep 1997; 43, 9; Research Library, pg. 2307.
161. Medvedev, A.V. Identification and control for linear dynamic systems of unknown order. // Optimization Techniques IFIP Technical Conference / Berlin – Heidelberg – New-York: Springer – Verlag, 1975. - p. 48-55.
162. Medvedeva, N.A. Nonparametric Modeling Algorithm's of Dynamic Processes// CDAM: Proceedings of Fifth international Conference, V. 2: Minsk, BGU, 1998. – p. 5-10.
163. Mzyk, Grzegorz. Combined Parametric-Nonparametric Identification of Block-Oriented Systems. Lecture Notes in Control and Information Sciences. Springer International Publishing Springer International Publishing, Switzerland , Number of Pages XVI, 238, 2014

164. Parent, R.B. Nonlinear differential equations and analytic system theory. SAIM, J.Appl.Math. vol. 18, January 1970.
165. Parzen, E. On Estimation of a Probability Density, Function and Mode // IEEE Transactions on Information Theory, vol. Pami-4, №6, 1982.- p. 663-666.
166. Pintelon, Rik, Schoukens, Johan System Identification: A Frequency Domain Approach Publisher: Wiley-IEEE Press; 2 edition (March 19, 2012) Language: English Pages: 788
167. Pracasa Rao, B.L.S. Nonparametric function estimation / B.L.S. Pracasa Rao. – Orlando: Academic Press, 1983. – 523 p.
168. Rosenblatt, M. Remarks on some nonparametric estimates of a density function // Ann. Math. Statist. - 1956. - V.27, № 3. - Pp. 832-835.
169. Schoukens,J., Vandersteen,G., Barbe,K., Pintelon,R. Nonparametric preprocessing in system identification: European Journal of Control, 15, 260–274. – 2009.
170. Schetzen M. The Volterra and Wiener theory of nonlinear systems. – New York: John Wiley, 1980. – 527 p. (ряд Вольтерра винера)
171. Su, S., Huang, S., Wang, L., Celler, B., Savkin, A., Guo, Y., and Cheng, T., Nonparametric Hammerstein Model Based Model Predictive Control for Heart Rate Regulation, in IEEE EMBS, Lyon, France, 2007.
172. Sung, S.W., Lee, J. Modeling and control of Wiener-type processes/ Chemical Engineering Science 59 (2004) 1515 – 1521
173. Volterra, V. Theory of Functionals and Integral and Integro-Differential Equations. Dover Publications. New York, 1959.
174. Xu, Jian-Xin; Tan, Ying. Linear and Nonlinear Iterative Learning Control, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, ISBN: 3-540-40173-3, 2003.

Приложение А (Обязательное)



Справка

о применении в производстве результатов выполненной

Копляровой Надеждой Владимировной

диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук на тему: «Непараметрические модели и алгоритмы управления нелинейными системами Винера и Гаммерштейна»

В диссертационной работе аспиранта кафедры «Информационные системы» ФГАОУ ВПО «Сибирский Федеральный Университет» Копляровой Н.В. разработаны модели и алгоритмы управления процессов, находящихся в условиях недостатка априорной информации. Актуальность проведения исследований обусловлена тем, что при автоматизации дискретно-непрерывных процессов априорной информации о них может быть недостаточно для построения достаточно точных параметрических моделей. Непараметрические алгоритмы, разработанные в диссертации, более ориентированы на металлургическую практику, чем используемые в настоящее время.

Результаты диссертационной работы, в частности, алгоритм построения модели нелинейных динамических систем класса Гаммерштейна, используются в подсистеме управления внепечной обработкой стали в кислородно-конвертерном цехе №2. Нелинейный элемент модели Гаммерштейна представлен блоками оценки плотностей тепловых потоков от расплава стали и шлака к футеровке сталеразливочного ковша, от электрической дуги установки печь-ковш к расплаву. Динамика системы описана совокупностью линейных дифференциальных уравнений охлаждения/нагрева стали, а также усвоения добавок вносимых в ковш.

Использование результатов диссертационной работы Копляровой Н.В. позволяет сократить количество корректировочных этапов по обеспечению определенной температуры стали на технологических этапах и позволит получить реальный экономический эффект при снижении расхода ферросплавов, электроэнергии и продолжительности внепечной обработки стали.

Полученные результаты использованы при разработке дополнений к технологическим инструкциям выплавки и подготовки стали к разливке в ККЦ №2.

Начальник сталеплавильного
производства

Ал.В. Амелин

Начальник конвертерного
цеха № 2

М.С. Приходько

Начальник управления АСУ ТП
сталеплавильного производства

А.Е. Горшков

Приложение А (Обязательное)

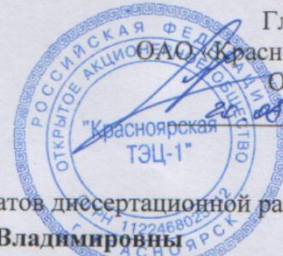
Утверждаю

Главный инженер

ОАО «Красноярская ТЭЦ-1»

Окладников М.Е.

26.08.2015 2015г.



Акт

о применении в производстве результатов диссертационной работы

Копляровой Надежды Владимировнына тему: «Непараметрические модели и алгоритмы управления нелинейными системами
Винера и Гаммерштейна»

В диссертационной работе аспиранта кафедры «Информационные системы» ФГАОУ ВПО «Сибирский Федеральный Университет» Копляровой Н.В. разрабатываются модели и алгоритмы управления нелинейными динамическими процессами в условиях частичной непараметрической неопределенности. Актуальность проведения исследований связана с тем, что при автоматизации и управлении технологическими процессами, априорной информации о них может быть недостаточно для построения параметрических моделей. В связи с этим в диссертации предложены непараметрические алгоритмы идентификации и управления, которые в некоторых случаях могут быть более эффективны для практики, чем используемые сейчас.

Результаты диссертационной работы, в частности, непараметрические модели и алгоритмы управления нелинейными динамическими процессами, используются при автоматизации котлоагрегатов ТЭЦ. В данном случае в качестве нелинейного элемента могут быть рассмотрены различные блоки котлоагрегата, в частности, мельницы-ММТ-1500-2510-740М, которые могут быть описаны звеном с насыщением. Динамический блок модели представлен процессом горения угля в топочной камере котлоагрегата.

На основании исследования данных за 2014 год, взятых на производстве, построены непараметрические оценки вероятностных характеристик и регрессионных зависимостей между входными и выходными переменными процесса, непараметрические модели и алгоритмы управления котлоагрегатом. Внедрение адаптивной системы управления позволит более рационально вести процесс сжигания угля в котлоагрегате и корректировать режимы ведения процесса (температура питательной воды, температура воздуха и т.д.) при известных контролируемых неуправляемых параметрах (характеристики топлива) с целью достижения заданных значений (температуры, давления перегретого (острого) пара и др.). Проведенные экспериментальные расчеты и построенные модели показали, что применение разработанных алгоритмов управления позволит повысить эффективность сжигания угля в котлоагрегате, так как основные характеристики приближены к значению, требуемому в соответствии с инструкцией по эксплуатации котла БКЗ-320-140 и режимной картой котла. В связи с этим уменьшатся потери от механического недожога, улучшится экологические показатели предприятия.

Полученные результаты использованы при разработке дополнений к технологическим инструкциям по эксплуатации котла БКЗ-320-140.

Начальник цеха ТАИ

Начальник ПТО

Селиванов П.В.

Машуков М.В.