

На правах рукописи



Ярещенко Дарья Игоревна

**НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ
И УПРАВЛЕНИЯ МНОГОМЕРНЫМИ БЕЗЫНЕРЦИОННЫМИ
СИСТЕМАМИ С ЗАПАЗДЫВАНИЕМ**

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

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Красноярск – 2020

Работа выполнена на базовой кафедре интеллектуальных систем управления
Института космических и информационных технологий
Сибирского федерального университета

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Медведев Александр Васильевич

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

Рогалев Алексей Николаевич
кандидат физико-математических наук
ФИЦ КНЦ Институт вычислительного
моделирования СО РАН (г. Красноярск)
старший научный сотрудник

Ведущая организация: ФГБОУ ВО «Новосибирский
государственный технический
университет»

Защита состоится « 27 » ноября 2020 в 15:00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.249.05, созданного на базе Сибирского государственного университета науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева по адресу: 660037 г. Красноярск, проспект имени газеты «Красноярский рабочий», 31.

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

Автореферат разослан «___» _____ 2020 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
кандидат технических наук, доцент



Панфилов
Илья Александрович

Общая характеристика работы

Актуальность темы исследования. В настоящее время проблема идентификации и управления многомерными безынерционными системами с запаздыванием в условиях неполной информации об объекте является весьма актуальной. При этом следует учитывать, что по различным каналам многомерного объекта процессы чаще всего могут быть как статическими, так и динамическими, но контроль переменных осуществляется через различные интервалы времени. Здесь термин «процессы» включает в себя технологические, производственные, экономические, но он отличен от термина процессов в теории вероятности, например стационарных, Винеровских, Марковских, мартингалов и других. Часто оказывается так, что выходная переменная по тому или иному каналу объекта контролируется через достаточно большие интервалы времени в отличие от контроля переменных осуществляемых электрическими средствами. Например, измерение выходных переменных осуществляется через несколько часов, два, три и более, в то время как постоянная времени объекта по различным каналам составляет 3-5 минут, следовательно, переходный процесс длится в течение 20-25 минут. Это приводит к тому, что динамические процессы вынуждены рассматриваться как безынерционные с запаздыванием. Подобная ситуация характерна для добывающих или перерабатывающих отраслей промышленности, например в металлургии (плавка стали), энергетике (горение угля), стройиндустрии (производство цемента), нефтепереработке (процесс гидроочистки дизельного топлива от сернистых соединений), а также в социальных науках, включая образовательный процесс (процесс приобретения знаний студентами). Типичным для этих процессов является недостаток априорной информации, а также существенное различие в значениях интервалов времени контроля (измерения) тех или иных переменных.

Одной из отличительных особенностей рассматриваемых многомерных процессов является то, что вектор выходных переменных $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $j = \overline{1, n}$, состоящий из n компонент таков, что компоненты этого вектора стохастически зависимы неизвестным заранее образом. Обозначим вектор входных переменных – $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$, $k = \overline{1, m}$. Такие процессы были названы Т-процессами, а их модели – Т-моделями. Такая постановка задачи приводит к тому, что математическое описание многомерного объекта представляется в виде некоторого аналога системы неявных функций вида $F_j(u, x) = 0$, $j = \overline{1, n}$, причем класс зависимостей $F(\cdot)$ является неизвестным, из-за недостатка априорной информации. В результате задача идентификации сводится к задаче решения системы нелинейных уравнений $F_j(u, x) = 0$, $j = \overline{1, n}$ относительно компонент вектора выходных переменных $\bar{x}$, при известных значениях входных компонент $\bar{u}$.

Управление многомерными дискретно-непрерывными процессами рассматривается в условиях непараметрической неопределенности, т.е. в условиях, когда модель процесса с точностью до вектора параметров отсутствует. В этом случае известные приемы идентификации не применимы и следует использовать другие подходы для решения задачи. Это приводит к еще одной важной особенности при идентификации и управлении многомерными системами, а именно процедура получения прогноза значений компонент выходных переменных при известных входных и дальнейшее управление таким процессом представляет собой не отдельно взятый алгоритм, а некоторую последовательность алгоритмов.

Степень разработанности темы. Исследования непараметрических оценок плотности вероятности и функции регрессии рассматривались в работах М. Розенבלата, Э. Парзена, Э.А. Надарая, Ф.П. Тарасенко, В. Хардле, В.А. Васильева, Л. Деврой, Л. Дьерфи и

др. Непараметрические алгоритмы идентификации, управления и распознавания образов рассматривались в работах В.П. Живоглядова, А.В. Медведева, А.В. Лапко, А.П. Красноштанова, В.А. Лапко, Г.М. Кошкина, В.Я. Катковника, Е.Д. Агафонов.

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

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

1. выполнить анализ существующих методов решения задач идентификации и управления многомерными объектами в условиях неполной информации и сформулировать постановку задачи идентификации многомерных объектов при наличии стохастических зависимостей выходных переменных;

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

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

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

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

Научная новизна диссертационной работы состоит в следующем:

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

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

3. Впервые разработан и исследован многошаговый непараметрический алгоритм управления многомерными дискретно-непрерывными процессами с неизвестными зависимостями выходных переменных, позволяющий находить управляющие воздействия, работающий в условиях недостатка априорной информации.

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

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

Непараметрические алгоритмы идентификации и управления используются для технологического процесса гидроочистки и гидродепарафинизации, которые происходят на нефтеперерабатывающем заводе. Также предлагаемые алгоритмы опробованы на ряде

предприятий нефтегазовой отрасли и внедрены в учебный процесс кафедры «Топливообеспечение и горюче-смазочные материалы» Института нефти и газа СФУ.

Методология и методы исследования. При выполнении работы использовались методы системного анализа, теории систем, теории идентификации, математического анализа, теории управления, математической статистики, теории оптимизации.

Положения, выносимые на защиту:

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

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

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

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

Апробация результатов. Результаты исследований, проведенных в рамках написания диссертационной работы, докладывались и обсуждались на следующих конференциях: Международная конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Перспектив Свободный-2016» (г. Красноярск, 2016 г.); XVIII Всероссийская конференция молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (г. Иркутск, 2017 г.); Всероссийская конференция «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве AS'2017» (г. Новокузнецк, 2017); XIX Всероссийская конференция молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (г. Кемерово, 2018); Международная научно-практическая конференция, посвященная памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева (г. Красноярск, 2018 г.); XX Всероссийская конференция молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (г. Новосибирск, 2019 г.); XII Всероссийская научная конференция AS'2019 «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве» (г. Новокузнецк, 2019 г.); XXIII Международная научно-практическая конференция, посвященная памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М. Ф. Решетнева (г. Красноярск, 2019 г.); Международная конференция «Computer Data Analysis and Modeling: Stochastics and Data Science» (г. Минск, 2019); Международная конференция «Applied Methods of Statistical Analysis. Statistical Computation and Simulation – AMSA'2019» (г. Новосибирск, 2019 г.).

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

По теме диссертации опубликовано 20 печатных работ, в том числе 8 статей в научных изданиях, рекомендуемых ВАК, 2 – в изданиях, индексируемых в международной

базе Scopus, и 10 публикаций тезисов докладов в трудах всероссийских и международных конференций.

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

Содержание работы

Во введении обоснована актуальность работы, определена цель, поставлены задачи исследования, рассмотрены вопросы научной новизны и практической значимости, отмечены основные положения, выносимые на защиту.

Первая глава диссертационной работы посвящена рассмотрению задач идентификации в узком и широком смыслах, рассмотрению нового класса Т-процессов, имеющих стохастическую зависимость выходных переменных. В главе приводится общая постановка задачи и схемы идентификации, характеристика уровней априорной информации об объектах при параметрической и непараметрической идентификации, а также алгоритмы идентификации.

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

Рассмотрим вопрос об идентификации в узком и широком смыслах. При идентификации в узком смысле или параметрической идентификации модель объекта представляется с точностью до вектора параметров, которые подлежат оцениванию по текущей информации.

При идентификации в широком смысле априорная информация об объекте отсутствует или очень мала. Поэтому приходится решать дополнительные задачи, такие как определение степени стационарности и линейности объекта и входящих в него переменных, определение степени влияния входных переменных на выходные, определение существенных переменных процесса. В этой связи для построения модели многомерного объекта целесообразно использовать идентификацию в условиях непараметрической неопределенности.

Непараметрическая идентификация базируется на непараметрической оценке функции регрессии Надарая-Ватсона. Оценка имеет вид:

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

где колоколообразные функции $\Phi(\cdot)$ и параметры размытости c_s^k удовлетворяют следующим условиям сходимости: $\lim_{s \rightarrow \infty} (c_s^k)^{-1} \Phi((c_s^k)^{-1}(u^k - u_i^k)) = \delta(u^k - u_i^k)$;

$$0 < \Phi\left((c_s^k)^{-1}(u^k - u_i^k)\right) < \infty; (c_s^k)^{-1} \int_{\Omega(u)} \Phi\left((c_s^k)^{-1}(u^k - u_i^k)\right) du = 1; c_s^k > 0; \lim_{s \rightarrow \infty} c_s^k = 0; \lim_{s \rightarrow \infty} s c_s^{km} = \infty;$$

Для многих технологических, производственных, многомерных процессов дискретно-непрерывного характера часто исследователь находится в условиях, когда необходимо построить модель исследуемого процесса. Такие процессы рассматриваются как безынерционные с запаздыванием. Объясняется это тем, что выходные переменные измеряются через несколько часов, в то время как постоянная времени динамических каналов составляет гораздо меньшее время. Это приводит к еще одной важной особенности многомерных систем, а именно, что они характеризуются наличием стохастической зависимости между выходными переменными. В этом случае многомерная система описывается в виде системы неявных функций. Особенностью настоящей задачи является то, что вид этой системы функций априори оказывается неизвестным. Тем не менее, исследователь стоит перед необходимостью решить эту систему функций относительно компонент выходных переменных объекта при известных входных. Процессы, у которых наблюдается стохастическая зависимость выходных переменных, были названы Т-процессами, а их модели – Т-моделями. Учет зависимости выходных переменных процесса представляет собой очень значимую задачу, т.к. это существенно влияет на процесс построения модели объекта и дальнейшее управление данным процессом.

Часто в реальных процессах технолог не знает зависимости выходных переменных и это приводит к тому, что математическое описание многомерной системы приводит к системе неявных стохастических уравнений вида:

$$F_j(u(t), x(t + \tau), (t)) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (2)$$

где функции $F_j(\cdot)$ – не известны, а τ – известное запаздывание по различным каналам многомерной системы, которое учитывается при сдвиге выборки наблюдений входных и выходных переменных на величину τ .

В общем виде исследуемая многомерная система, реализующая Т-процесс, может быть представлена следующим образом (рис. 1).

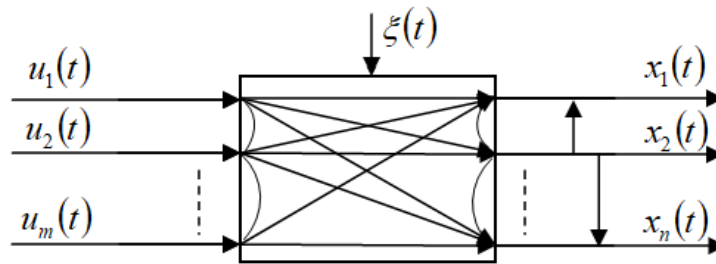


Рисунок 1 – Многомерная система

На рисунке 1 приняты следующие обозначения: $\bar{u}(t) = (u_1(t), \dots, u_m(t))$ – m-мерный вектор входных переменных, $\bar{x}(t) = (x_1(t), \dots, x_n(t))$ – n-мерный вектор выходных переменных, $\xi(t)$ – случайные помехи, действующие на объект. Вертикальные стрелки показывают стохастическую зависимость выходных переменных $x(t)$, которая неизвестна.

По различным каналам исследуемого процесса зависимость j-й компоненты вектора $\bar{x}$ может быть представлена в виде некоторой зависимости от тех или иных компонент вектора $\bar{u}$: $x^{<j>} = f_j(u^{<j>})$, $j = \overline{1, n}$. Данные функции определяются исследователем на основании имеющейся априорной информации и называются составным вектором.

Составной вектор – это вектор, составленный из компонент векторов входных и выходных переменных, в частности $x^{<j>} = (u_2, u_5, u_7, u_8)$.

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

Вторая глава диссертационной работы посвящена алгоритмам моделирования Т-процессов в условиях непараметрической неопределенности. Описание многомерных Т-процессов может быть представлено в виде следующей системы:

$$\hat{F}_j = (u^{<j>}, x^{<j>}, \bar{u}_s, \bar{x}_s) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (3)$$

где $u^{<j>}, x^{<j>}$ – составные векторы, $\bar{u}_s, \bar{x}_s$ – временные векторы, т.е. набор данных, поступивший к s-му моменту времени, в частности $\bar{x}_s = (x_1, \dots, x_s) = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1s}, \dots, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2s}, \dots, x_{1n}, x_{n2}, \dots, x_{ns})$, $\hat{F}_j(\cdot)$, $j = \overline{1, n}$ – продолжают оставаться неизвестными.

Пусть имеется выборка наблюдений на объекте $(u_i, x_i, i = \overline{1, s})$. В данном случае исследователь приходит к тому, что необходимо решать систему уравнений (3) относительно компонент выходных переменных при известных входных. Задача сводится к тому, что при заданных значениях вектора входных переменных $u = u'$ необходимо найти прогнозные значения вектора выходных переменных, а это и есть основное назначение искомой модели. Для решения данной задачи применяются методы непараметрической статистики. Одним из возможных направлений является применение двухшагового алгоритма, позволяющего найти прогнозные значения компонент вектора выходных переменных при известных входных. Первый шаг состоит в нахождении невязок, которые рассчитываются по следующей формуле:

$$\varepsilon_{ij} = \hat{f}_j(u^{<j>}, x^{<j>}(i), \bar{x}_s, \bar{u}_s), \quad j = \overline{1, n}, \quad (4)$$

где функции $\hat{f}_j$ принимаются в виде разности между истинным значением выходной переменной процесса и его оценкой:

$$\varepsilon_{ij} = \hat{f}_j(u^{<j>}, x_j(i)) = x_j(i) - \frac{\sum_{i=1}^s x_j(i) \prod_{k_1=1}^{<m>} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}(i)}{c_{su_{k_1}}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k_1=1}^{<m>} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}(i)}{c_{su_{k_1}}}\right)}, \quad (5)$$

где $j = \overline{1, n}$, $<m>$ – размерность составного вектора $\bar{u}_k$, $<m> \leq m$. Следующий шаг состоит в оценке условного математического ожидания:

$$x_j = M\{x | u^{<j>}, \varepsilon = 0\}, \quad j = \overline{1, n}, \quad (6)$$

для которого используется непараметрическая оценка функции регрессии Надарая-Ватсона. И в конечном итоге оценка принимает вид:

$$\hat{x}_j = \frac{\sum_{i=1}^s x_j(i) \prod_{k_1=1}^{<m>} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}(i)}{c_{su_{k_1}}}\right) \prod_{k_2=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}(i)}{c_{s\varepsilon_{k_2}}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k_1=1}^{<m>} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}(i)}{c_{su_{k_1}}}\right) \prod_{k_2=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}(i)}{c_{s\varepsilon_{k_2}}}\right)}, \quad (7)$$

где колоколообразные функции $\Phi(\cdot)$ и параметры размытости c_{su}, c_{se} удовлетворяют условиям сходимости. Функции $\Phi(\cdot)$ примем в виде треугольного ядра.

Осуществляя эту процедуру, оценка (7) дает решение системы (3), которое и является прогнозом выходных переменных x при входных воздействиях на объект u , а в этом и состоит основное назначение искомой модели, которые могут быть использованы в различных системах управления.

Поясним работу алгоритма (5) – (7), который позволяет найти прогнозные значения выходных переменных $x(t)$ при известных входных $u(t)$. Если входные переменные $u(t)$ известны, то они при использовании алгоритма (5) локализуют некоторую подобласть в пространстве входных-выходных переменных $(\bar{x}, \bar{u})$. Далее, при прогнозе каждой компоненты вектора $\bar{x}$, в соответствии с (7), в силу локальности непараметрических оценок функции регрессии, выделяется та подобласть, для которых соответствующие ε_{ij} близки к нулю. При других значениях входных переменных $\bar{u}$ из области допустимых значений $\Omega(u)$, подобная ситуация повторяется.

Функция ошибки рассчитывалась по следующей формуле:

$$\delta_j = \sum_{i=1}^s |x_j(i) - \hat{x}_j(i)| / \sum_{i=1}^s |x_j(i) - \bar{x}_j|, \quad j = \overline{1, n}, \quad (8)$$

где s – объем обучающей выборки, $x_j(i)$ – истинное значение j -ой компоненты вектора выходных переменных, $\hat{x}_j$ – найденные прогнозные значения j -ой компоненты выхода, $\bar{x}_j$ – среднее арифметическое компоненты вектора выхода.

Точность предложенного двухшагового алгоритма идентификации объекта была проверена в ходе проведения вычислительных экспериментов, в которых исследовались объекты различных размерностей, а также с различным уровнем помех, объемом обучающей выборки и разных параметров размытости. Для иллюстрации работоспособности предложенного алгоритма ниже будет рассмотрен пример, в котором будут находиться прогнозные значения вектора выходных компонентов $x(t)$ по известным входным $u(t)$.

Пример. Для проведения вычислительного эксперимента был выбран многомерный объект с пятью входными переменными $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t), u_4(t), u_5(t))$, принимающими значения в интервале $u(t) \in [0, 3]$, и тремя выходными переменными $x(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t))$, принимающими значения в следующих интервалах: $x_1(t) \in [-2; 15]$, $x_2(t) \in [1; 10]$ и $x_3(t) \in [6, 23]$. Для данного объекта была сформирована выборка входных и выходных переменных и найдены прогнозные значения выходных переменных при известных входных. Для вычисления использовался объем выборки $s = 1000$, параметры размытости $c_{su} = 0,3$, $c_{se} = 0,4$. Описание объекта с точностью до параметров было принято только для проведения компьютерного исследования, и оставалось неизвестным для изложенной выше теории.

Результаты моделирования с использованием двухшаговой алгоритмической цепочки (5) – (7) представлены на рисунке 2 а) и б).

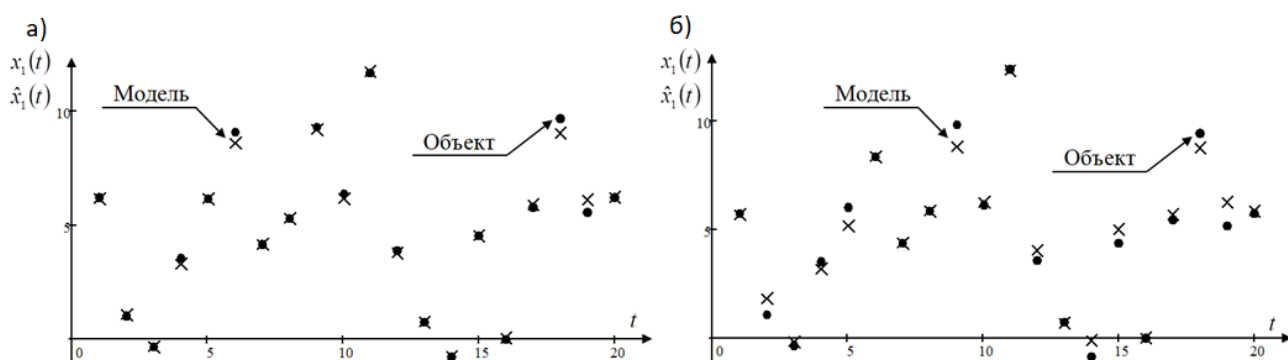


Рисунок 2 – а) Прогноз выходной переменной $x_1(t)$ объекта при отсутствии помех, $\delta = 0.02$
 б) Прогноз выходной переменной $x_1(t)$ объекта, измеренный с равномерной помехой 10%, $\delta = 0.06$

Как видно из рисунков 2 а) и б) прогноз значений выходных переменных многомерного объекта по известным входным переменным достаточно точен, как в случае отсутствия помех, так и при равномерной помехе, действующей на компоненты вектора выходных переменных.

Было проведено сравнение алгоритма идентификации, предложенного в диссертационной работе, с непараметрической оценкой функции регрессии и с алгоритмом для комбинированных многосвязных систем, рассматриваемым в диссертации А.П. Красноштанова. Результаты сравнения работы алгоритмов с использованием функции ошибки (8) приведены в следующей таблице.

Таблица 1 – Сравнение эффективности работы алгоритмов

Алгоритмы	Двухшаговый алгоритм		Алгоритм для комбинированных многосвязных систем		Непараметрическая оценка функции регрессии	
Объем выборки	1000	3000	1000	3000	1000	3000
Линейная зависимость выходных переменных x_1, x_2, x_3						
δ_j , без помех	0,02	0,018	0,024	0,023	0,023	0,021
	0,043	0,04	0,049	0,047	0,048	0,045
	0,022	0,019	0,027	0,025	0,025	0,023
$\delta_j, \alpha = 0,05$	0,041	0,039	0,043	0,042	0,042	0,039
	0,062	0,058	0,071	0,068	0,072	0,07
	0,049	0,04	0,056	0,054	0,053	0,051
$\delta_j, \alpha = 0,1$	0,06	0,056	0,066	0,063	0,067	0,063
	0,078	0,074	0,083	0,079	0,084	0,08
	0,066	0,062	0,069	0,067	0,068	0,066
Нелинейная зависимость выходных переменных x_1, x_2, x_3						
δ_j , без помех	0,025	0,022	0,047	0,042	0,049	0,048
	0,056	0,05	0,078	0,075	0,081	0,079
	0,033	0,029	0,058	0,056	0,063	0,061
$\delta_j, \alpha = 0,05$	0,043	0,04	0,05	0,048	0,055	0,054
	0,064	0,061	0,081	0,08	0,091	0,088
	0,051	0,047	0,065	0,062	0,084	0,081
$\delta_j, \alpha = 0,1$	0,063	0,059	0,072	0,07	0,067	0,065
	0,079	0,075	0,09	0,087	0,101	0,097
	0,071	0,068	0,083	0,081	0,09	0,089

Алгоритмы	Двухшаговый алгоритм		Алгоритм для комбинированных многосвязных систем		Непараметрическая оценка функции регрессии	
Объем выборки	1000	3000	1000	3000	1000	3000
Существенно нелинейная зависимость выходных переменных x_1, x_2, x_3						
δ_j , без помех	0,129 0,159 0,14	0,127 0,157 0,137	0,313 0,435 0,318	0,312 0,433 0,317	0,423 0,546 0,429	0,421 0,543 0,428
$\delta_j, \alpha = 0,05$	0,141 0,167 0,164	0,139 0,165 0,141	0,327 0,439 0,329	0,326 0,437 0,328	0,431 0,549 0,439	0,429 0,548 0,435
$\delta_j, \alpha = 0,1$	0,164 0,173 0,18	0,162 0,171 0,166	0,335 0,446 0,341	0,334 0,444 0,34	0,445 0,567 0,451	0,444 0,565 0,449

Из результатов моделирования, представленных в таблице 1, следует, что двухшаговый алгоритм работает точнее, чем другие алгоритмы, причем с усилением нелинейности компонент вектора выходных переменных ошибка возрастает.

Третья глава диссертационной работы посвящена проблеме управления многомерными дискретно-непрерывными процессами в условиях непараметрической неопределенности. Здесь приводятся общие сведения о задаче управления многомерными объектами, а также некоторые сведения из классической теории управления.

Рассмотрим схему непараметрической системы управления объектом (рис. 3).

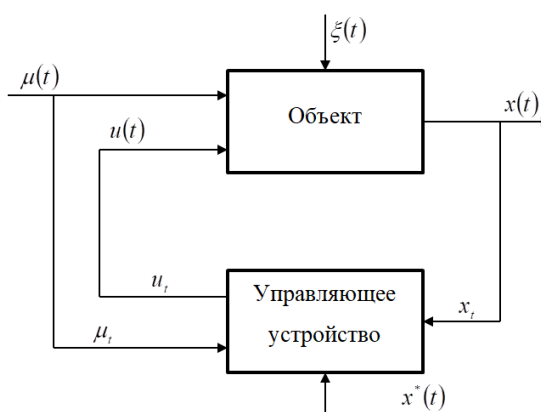


Рисунок 3 – Схема управления объектом

На рисунке 3 приняты следующие обозначения: $x = (x_1, \dots, x_n) \in \Omega(x) \subset R^n$ – выходные переменные объекта, $u = (u_1, \dots, u_m) \in \Omega(u) \subset R^m$ – управляемые входные переменные, $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_p) \in \Omega(\mu) \subset R^p$ – неуправляемые, но контролируемые, входные переменные, $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*) \in \Omega(x) \subset R^n$ – задающие воздействия, $\xi(t)$ – случайная помеха, действующая на объект, $\Omega(x)$ – некоторые подобласти, определяемые технологическим регламентом. В случае многомерной системы для каждой компоненты вектора входных и выходных переменных определяются свои области: $u_1 \in \Omega_1(u_1)$, $u_2 \in \Omega_2(u_2)$, ..., $u_m \in \Omega_m(u_m)$; $x_1 \in \Omega_1(x_1)$, $x_2 \in \Omega_2(x_2)$, ..., $x_n \in \Omega_n(x_n)$; $\mu_1 \in \Omega_1(\mu_1)$, $\mu_2 \in \Omega_2(\mu_2)$, ..., $\mu_p \in \Omega_p(\mu_p)$.

Переменная $\mu(t)$ является входной контролируемой, но неуправляемой переменной, например это могут быть технологические параметры, для измерения которых

используется физико-химическая технология. Переменная $\mu(t)$ существенно влияет на объект и на значения выходных переменных $x(t)$. Поэтому задача управления таким объектом усложняется, т.к. необходимо поддерживать на выходе объекта заданное значение $x^*(t)$ при известном значении $\mu(t)$.

В задаче управления многомерным Т-объектом необходимо применить следующий многошаговый алгоритм. Входную переменную $u_1(t)$ берем произвольно из области $\Omega_1(u)$, и обозначаем ее как $u_1^*(t)$. Входную переменную $u_2^*(t)$ находим в соответствии со следующим алгоритмом:

$$u_2^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_2^i \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}, \quad (9)$$

где $<n>$ – размерность составного вектора x_j , $<n> \leq n$, $<p>$ – размерность составного вектора μ_v , $<p> \leq p$, x_j^* – задающие воздействия для каждой выходной компоненты из $\Omega_j(x)$, μ_v^* – произвольные значения из $\Omega_v(\mu)$. Для входной переменной $u_3^*(t)$ алгоритм управления принимает следующий вид:

$$u_3^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_3^i \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \Phi\left(\frac{u_2^* - u_2^i}{c_{u_2}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1^* - u_1^i}{c_{u_1}}\right) \Phi\left(\frac{u_2^* - u_2^i}{c_{u_2}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}. \quad (10)$$

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

$$u_k^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_k^i \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right) \prod_{v=1}^{<p>} \Phi\left(\frac{\mu_v^* - \mu_v^i}{c_{\mu_v}}\right)}, \quad k = \overline{1, m}. \quad (11)$$

Настраиваемыми параметрами для алгоритма управления (11) будут параметры размытости c_{u_k} , c_{μ_v} и c_{x_j} , для них используются следующие формулы: $c_{u_k} = \alpha |u_k^* - u_k^i| + \eta$, $c_{x_j} = \beta |x_j^* - x_j^i| + \eta$, $c_{\mu_v} = \gamma |\mu_v^* - \mu_v^i| + \eta$, где $\alpha > 1$, $\beta > 1$, $\gamma > 1$, $0 < \eta < 1$. Следует заметить, что выбор c_{u_k} , c_{x_j} и c_{μ_v} осуществляется на каждом такте управления. При этом если сначала определен c_{u_k} , то определение c_{x_j} и c_{μ_v} осуществляется с учетом этого факта. Однако может быть и наоборот, например, сначала определяется c_{x_j} , а затем c_{μ_v} и c_{u_k} .

Важной отличительной особенностью многошагового алгоритма является то, что он выполняется последовательно, и с каждым шагом учитывает значения управляющих переменных, которые были получены на предыдущих шагах. Это обстоятельство очень важно, т.к. исследуется многомерная многосвязная система, и при изменении одного

управляющего воздействия изменяются и другие управляющие воздействия, и выходные переменные.

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

$$W_p = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \left| \frac{x_j^i - x_j^*}{x_j^*} \right|, \quad j = \overline{1, n}, \quad (12)$$

где x_j^i – значение выхода объекта, x_j^* – значение задающего воздействия.

Точность предложенного алгоритма была проверена в ходе проведения многочисленных вычислительных экспериментов, в которых исследовались объекты различных размерностей, а также с различным уровнем помех, объемом обучающей выборки и настраиваемых параметров размытости. Для иллюстрации работоспособности предложенного алгоритма ниже будет рассмотрен пример, в котором будут находиться выходы объекта и сравниваться с задающим воздействием.

Пример. Для вычислительного эксперимента использовался объект с пятью входными переменными, принимающими значения в интервале $u(t) \in [0, 3]$, и тремя выходными из следующих интервалов: $x_1(t) \in [-1; 15]$, $x_2(t) \in [0; 8]$ и $x_3(t) \in [0; 10]$. Следует отметить, что в данном объекте число компонент вектора $\bar{u}$ больше числа компонент вектора $\bar{x}$. Если же размерность вектора $\bar{u}$ превышает размерность вектора $\bar{x}$, то заменим $u_4(t) = \mu_1(t)$, а $u_5(t) = \mu_2(t)$, чтобы размерность вектора $\bar{u}$ и $\bar{x}$ сделать одинаковой.

Результаты моделирования с использованием многошагового алгоритма управления (11) представлены на рисунке 4 а) и б).

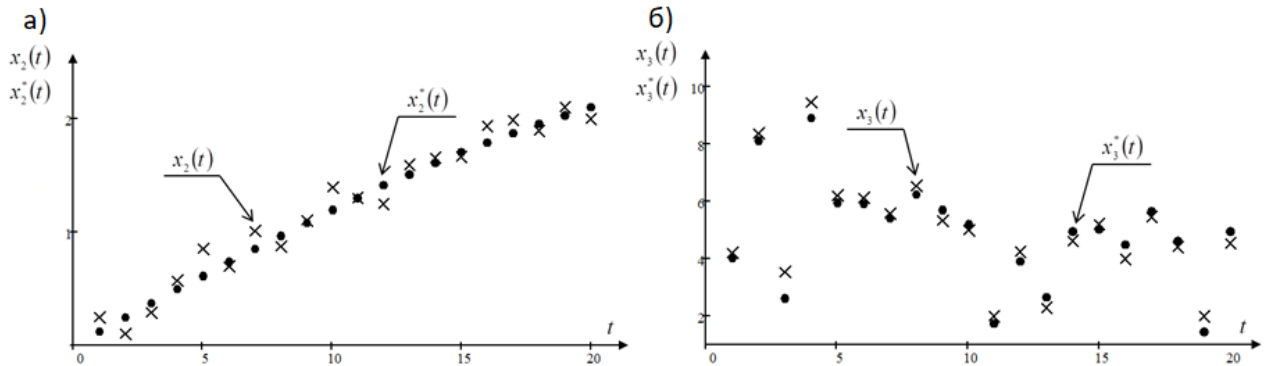


Рисунок 4 – а) Управление при задающем воздействии $x_2^*(t)$ в виде плавно изменяющейся функции, $W_{p2} = 0.029$ б) Управление при задающем воздействии $x_3^*(t)$, носящего случайный характер, $W_{p3} = 0.04$

Как видно из рисунков при управлении выходы объекта $x(t)$ близки к задающему воздействию $x^*(t)$, даже когда задающее воздействие носит случайный характер. С подобной задачей не справится ни один из известных регуляторов.

Рассчитаем точность управления по формуле (12) и сведем данные в таблицу 2. Параметр $\eta = 0,001$.

Таблица 2 – Зависимость относительной ошибки управления W_p от коэффициентов α , β и γ

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

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

В **четвертой** главе диссертационной работы рассматривается применение непараметрических алгоритмов идентификации и управления для технологического процесса гидроочистки дизельного топлива от сернистых соединений и гидродепарафинизации, повышения хладотекучести дизельного топлива. Такие процессы происходят на нефтеперерабатывающем заводе.

Приведем схему процесса гидроочистки совмещенную с процессом гидродепарафинизации (рис. 5).

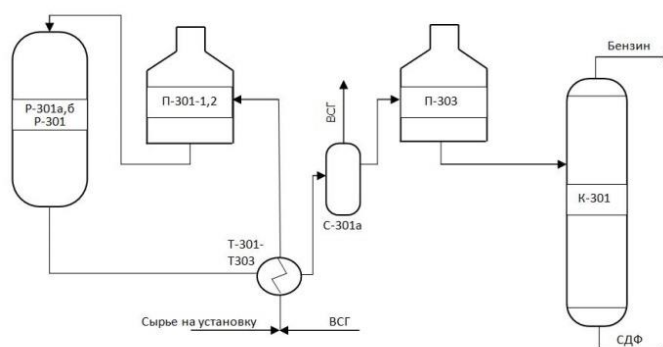


Рисунок 5 – Схема процесса гидроочистки совмещенная с процессом гидродепарафинизации

На рисунке 5 представлен реакторный блок Р-301, в котором совмещены процессы гидроочистки и гидродепарафинизации.

Процессы гидроочистки и гидродепарафинизации относятся к дискретно-непрерывным процессам, так как протекают во времени непрерывно, но контроль переменных осуществляется в дискретные моменты времени. В данном технологическом процессе измерения проводятся один раз в сутки. Естественно, необходимо рассматривать такие процессы как безынерционные с запаздыванием, т.к. частота измерений некоторых технологических показателей значительно превышает постоянную времени процесса. Это обстоятельство говорит о том, что переходный процесс в системе протекает за значительно меньший интервал времени, что и требуют некоторые технологические переменные. Различные взаимосвязи технологических переменных не могут быть описаны параметрическими зависимостями из-за отсутствия достаточной априорной информации. Статистические характеристики измерений неизвестны, однако в измерениях отсутствует

систематическая ошибка, дисперсия случайной ошибки измерения ограничена. В таких условиях целесообразно использовать модели типа «черный ящик» с применением непараметрического подхода к моделям.

Для исследования процесса гидроочистки и гидродепарафинизации использовалась выборка «входных-выходных» переменных $\{u_i, x_i\}$, $i = 1, 115$, где $u_1(t)$ – плотность при 15⁰ С, кг/м³; фракционный состав, ⁰С: $u_2(t)$ – температура начала кипения, $u_3(t)$ – температура выкипания 50%, $u_4(t)$ – температура выкипания 96% и $u_5(t)$ – температура конца кипения; $u_6(t)$ – давление на входе в Р-301, кгс/см²; $u_7(t)$ – температура входа в Р-301, ⁰С; $x_1(t)$ – плотность при 15⁰ С, кг/м³, фракционный состав, ⁰С: $x_2(t)$ – температура начала кипения, $x_3(t)$ – температура выкипания 50%, $x_4(t)$ – температура выкипания 96%, $x_5(t)$ – температура конца кипения; $x_6(t)$ – температура помутнения.

При построении модели проводилась процедура скользящего экзамена. Настраиваемыми параметрами были параметры размытости c_{su} и c_{se} , которые принимали значения $c_{su} = 0.4$ и $c_{se} = 0.5$ (значения c_{su} и c_{se} были определены в результате многочисленных экспериментов с целью уменьшения среднеквадратической ошибки δ_i). На рисунках 6 а) и б) представим результаты моделирования для компонент вектора выходных переменных $x_1(t)$ и $x_2(t)$.

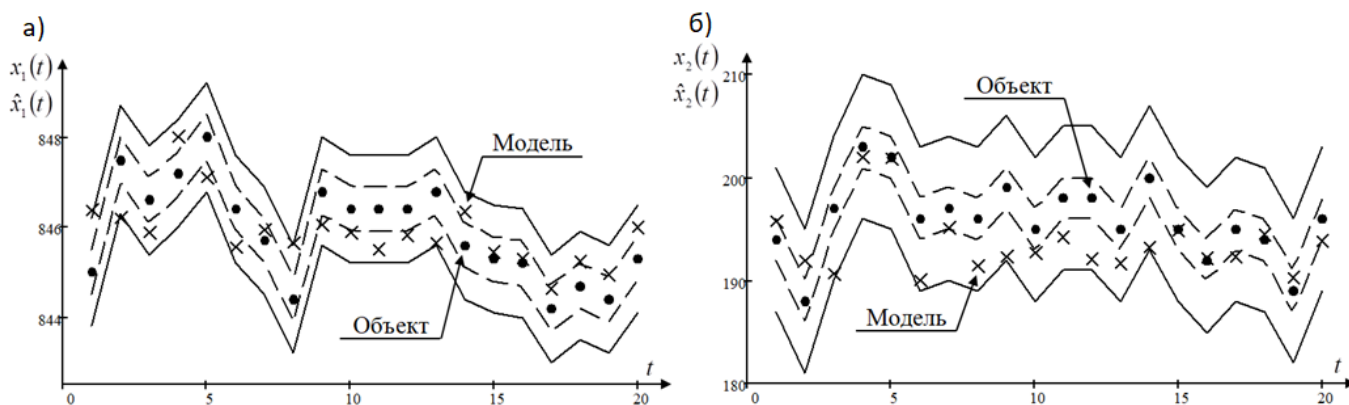


Рисунок 6 – а) Прогноз выходной переменной $x_1(t)$ при соответствующих входных переменных $u(t)$; б) Прогноз выходной переменной $x_2(t)$ при соответствующих входных переменных $u(t)$

На рисунках 6 а) и б) по оси ординат показаны истинные значения выходов объекта $x_1(t)$ и $x_2(t)$, и выходы модели $\hat{x}_1(t)$ и $\hat{x}_2(t)$, а по оси абсцисс номера тактов t . Согласно ГОСТ Р 51069-97 «Нефть и нефтепродукты. Метод определения плотности, относительной плотности и плотности в градусах API ареометром» показатели точности метода, полученные статистическим исследованием межлабораторных результатов испытаний, могут отклоняться, для $x_1(t)$ минимальное значение составляет – 0,5 кг/м³, как показано на рисунке 6 а) пунктирными линиями, а максимальное значение составляет – 1,2 кг/м³, как показано на рисунке 6 а) сплошными линиями. Для компоненты $x_2(t)$ – 2 ⁰С и 7 ⁰С соответственно. В каких границах работать определяет технолог. Анализируя приведенные результаты можно сделать заключение о достаточно удовлетворительном прогнозе

компонент вектора выходных переменных $x(t)$ по известным значениям входных переменных $u(t)$, т.к. все прогнозные значения попадают в допустимые области.

При управлении процессом каталитической гидродепарафинизации видно, что размерность вектора $\bar{u}$ превышает размерность вектора $\bar{x}$, поэтому отнесем к $\mu(t)$ входную переменную $u_7(t)$. Тогда непараметрический алгоритм управления примет вид:

$$u_k^{*s} = \frac{\sum_{i=1}^s u_k^i \Phi\left(\frac{\mu^* - \mu^i}{c_\mu}\right) \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^6 \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{\mu^* - \mu^i}{c_\mu}\right) \prod_{k=1}^{k-1} \Phi\left(\frac{u_k^* - u_k^i}{c_{u_k}}\right) \prod_{j=1}^6 \Phi\left(\frac{x_j^* - x_j^i}{c_{x_j}}\right)}, \quad k = \overline{1, 6}. \quad (13)$$

Из-за сложности проведения вычислительных экспериментов по управлению непосредственно на нефтеперерабатывающем заводе, для проверки точности предложенных алгоритмов было проведено следующее численное исследование. Из обучающей выборки выделялся фрагмент, в котором присутствовали все входные и выходные переменные процесса, для вычисления управляющего воздействия, которое, содержалось в обучающей выборке, но в алгоритмах управления не присутствовало. Для выбранной точки из обучающей выборки проводилось вычисление управляющего воздействия и сравнивалось с имеющимся в обучающей выборке, но которое ранее не было использовано. Ясно, что если провести эту процедуру с каждым элементом обучающей выборки, то можно получить достаточно полное представление о близости расчета управляющего воздействия с существующим. Конечно, такой эксперимент не заменяет реальный управляющей системы, функционирующей на производстве, но он оказывается достаточно близок к реальности.

На рисунке 7 приведены расчеты по вычислению управляемой переменной $u_1(t)$ – плотность при 15^0 C , кг/м^3 .

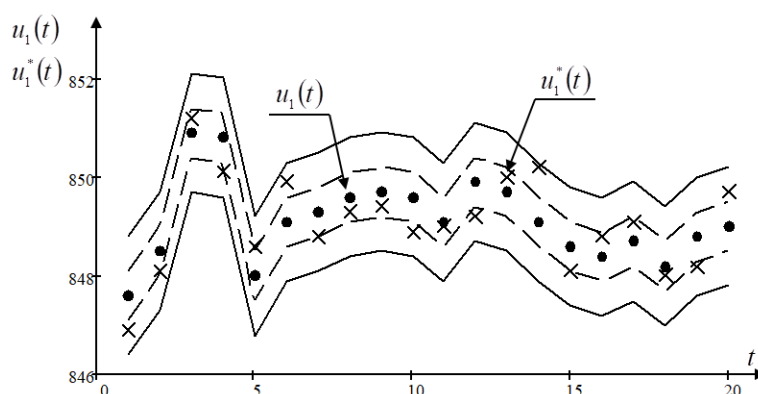


Рисунок 7 – Прогнозные значения управляющего воздействия $u_1(t)$

Согласно ГОСТ Р 51069-97 «Нефть и нефтепродукты. Метод определения плотности, относительной плотности и плотности в градусах API ареометром» входные переменные технологического процесса имеют минимальные и максимальные границы отклонений, для $u_1(t)$ минимальное значение составляет – $0,5 \text{ кг/м}^3$, как показано на графике пунктирными линиями, а максимальное значение составляет – $1,2 \text{ кг/м}^3$, как показано на графике сплошными линиями. Таким образом, можно сделать вывод о том, что получился вполне удовлетворительный прогноз, т.к. полученные значения управляющих воздействий попадают в допустимые области технологического регламента.

Как показывают результаты численного исследования при использовании алгоритма управления (13) рассчитанные управляющие воздействия $u_1^*(t)$ близки с реальными значениями управляющего воздействия $u_1(t)$ в момент времени t . Это говорит о том, что непараметрические алгоритмы управления могут быть успешно применены для управления исследуемым процессом.

Заключение. В заключении приведены основные результаты и выводы по диссертационному исследованию.

Итоги исследования.

1. В ходе диссертационной работы был выполнен анализ непараметрических алгоритмов идентификации и управления многомерными безынерционными системами на основе непараметрических оценок функции регрессии, рассмотрены процессы, имеющие стохастическую зависимость выходных переменных и основные их особенности. Была сформулирована и решена задача идентификации многомерных объектов при наличии стохастической зависимости компонент выходных переменных.

2. Разработана и исследована Т-модель, представляющая собой двухшаговый алгоритм, позволяющий находить прогнозные значения компонент вектора выходных переменных по известным входным в условиях недостатка априорной информации.

3. Разработан и исследован многошаговый алгоритм управления многомерными объектами, в которых содержатся стохастические зависимости выходных переменных. В результате проведенного исследования было выявлено, что в системе управления выбирать произвольно задающие воздействия из области допустимых значений нельзя. Все значения задающих воздействий для многомерной системы необходимо определять во взаимосвязи.

4. В результате проведения численных исследований была подтверждена эффективность предлагаемых алгоритмов идентификации и управления многомерными дискретно-непрерывными процессами при недостатке априорной информации.

5. Практическая значимость предложенных алгоритмов идентификации и управления была подтверждена путем моделирования процесса гидроочистки и гидродепарафинизации, которые происходят на нефтеперерабатывающем заводе. Применение непараметрических алгоритмов позволяет улучшить качество прогноза выходных переменных по известным входным и в последующем управлять данным процессом.

Таким образом, предложенные в диссертационном исследовании непараметрические алгоритмы идентификации и управления, реализованы и проверены на тестовых и реальных задачах при условии малой априорной информации, что имеет существенное значение для создания реальных компьютерных систем различного назначения.

Рекомендации и перспективы дальнейшей разработки темы. В дальнейшем следует развить теорию идентификации и управления многомерных Т-процессов в условиях непараметрической неопределенности.

Список работ, опубликованных автором по теме диссертации

1. Andoni S.S., Andony V.V., Shishkina A.V., **Yareshchenko D.I.** About non-parametric algorithms identification of inertialess system // Applied Methods of Statistical Analysis. Statistical Computation and Simulation – AMSA'2019. Novosibirsk, 18 – 20 September, 2019 pp. 271–277 (Scopus)

2. Denisov M.A., Tereshina A.V., **Yareshchenko D.I.** Adaptive models for discrete-continuous process // Applied Methods of Statistical Analysis. Statistical Computation and Simulation – AMSA'2019. Novosibirsk, 18 – 20 September, 2019 pp. 299–305 (Scopus)

3. Медведев А.В., Якунин Ю.Ю., **Ярещенко Д.И.** О математическом моделировании образовательного процесса в университете // Высшее образование сегодня. 2016. Вып. 11. С. 45–51. (БАК)
4. Медведев А.В., **Ярещенко Д.И.** О моделировании процесса приобретения знаний студентами в университете // Высшее образование сегодня. 2017. Вып. 1. С. 7–10. (БАК)
5. **Ярещенко Д.И.** Некоторые замечания об оценке знаний студентов университетов // Открытое образование. 2017. Вып. 4. С. 66–72. (БАК)
6. Medvedev A.V., **Yareshchenko D.I.** About non-parametric identification of T-processes // Сибирский журнал науки и технологий. 2018. Т. 19. № 1. С. 37–44. (БАК)
7. Терешина А.В., **Ярещенко Д.И.** О непараметрическом моделировании безынерционных систем с запаздыванием // Сибирский журнал науки и технологий. 2018. Т. 19. № 3. С. 452–461. (БАК)
8. Агафонов Е.Д., Медведев А.В., Орловская Н.Ф., Синюта В.Р., **Ярещенко Д.И.** Прогнозная модель процесса каталитической гидродепарафинизации в условиях недостатка априорных сведений // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2018. Вып. 9. С. 456–468. (БАК)
9. Медведев А.В., **Ярещенко Д.И.** Непараметрическое моделирование Т-процессов в условиях неполной информации // Информационные технологии. 2019. № 10 (25). С. 579–584. (БАК)
10. **Yareshchenko D.I.** About non-parametric identification of partial-parametred discrete-continuous process // Сибирский журнал науки и технологий. 2020. Т. 21. № 1. С. 47–53. (БАК)

В других изданиях:

11. **Ярещенко Д.И.** Кибернетический подход в моделировании образовательного процесса // Проспект Свободный-2016: материалы науч. конф., посвященной году образования в Содружестве Независимых Государств, 15–25 апреля 2016 г. Красноярск. Секция «Системный анализ, управление и программная инженерия». С. 87–89.
12. **Ярещенко Д.И.** К задаче о математическом моделировании образовательного процесса в университете // Материалы XVIII Всероссийской конференции молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям, 21–25 августа 2017 г. Иркутск. С. 97–98.
13. **Ярещенко Д.И.** О непараметрическом моделировании процесса накопления знаний студента университета // Системы автоматизации в образовании, науке и производстве AS'2017. Труды XI Всероссийской конференции, 14–16 декабря 2017 г. Новокузнецк. С. 294–299.
14. Синюта В.Р., **Ярещенко Д.И.** О непараметрическом моделировании процесса каталитической гидродепарафинизации // Решетневские чтения: материалы XXII Междунар. науч.-практ. конф., посвящ. памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева, 12–16 ноября 2018 г. Красноярск. С. 160–162.
15. Терешина А.В., **Ярещенко Д.И.** Непараметрические модели многомерных систем с запаздыванием // Решетневские чтения: материалы XXII Междунар. науч.-практ. конф., посвящ. памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева, 12–16 ноября 2018 г. Красноярск. С. 168–170.
16. Medvedev A.V., Tereshina A.V., **Yareshchenko D.I.** Nonparametric modeling of multidimensional memoryless processes // Computer Data Analysis and Modeling: Stochastics and Data Science: Proc. of the Twelfth Intern. Conf., Minsk : BSU, 2019 pp. 237–241.

17. Медведев А.В., **Ярещенко Д.И.** О непараметрическом управлении Т-процессами // Решетневские чтения: материалы XXIII Междунар. науч.-практ. конф., посвящ. памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева, 11–15 ноября 2019 г. Красноярск. С. 190–192.

18. **Ярещенко Д.И.** О непараметрическом моделировании дискретно-непрерывных процессов // Решетневские чтения: материалы XXIII Междунар. науч.-практ. конф., посвящ. памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева, 11–15 ноября 2019 г. Красноярск. С. 223–225.

19. Медведев А.В., **Ярещенко Д.И.** О непараметрической идентификации и управлении Т-процессами // Системы автоматизации в образовании, науке и производстве AS'2019. Труды XII Всероссийской конференции, 28–30 ноября 2019 г. Новокузнецк. С. 90–95.

20. **Ярещенко Д.И.** О моделировании многомерных безынерционных объектов с запаздыванием в условиях непараметрической неопределенности // Материалы XX Всероссийской конф. молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям, 28 октября – 1 ноября 2019 г. Новосибирск. С. 89.