

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

Институт космических и информационных технологий

Кафедра систем искусственного интеллекта

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой
_____ Г.М.Цибульский
«_» _____ 2018 г.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Непараметрическое дуальное управление многомерными объектами

09.04.02 «Информационные системы»

09.04.02.01 «Информационно-управляющие системы»

Научный руководитель _____ проф. каф. ИС, д.т.н. А.В. Медведев
подпись, дата

Выпускник _____ Я.С. Осипова
подпись, дата

Рецензент _____ С.А. Виденин
подпись, дата

Красноярск 2018

СОДЕРЖАНИЕ

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Введение..... | 4 |
| Глава 1. Задача управления многомерными дискретно-непрерывными процессами..... | 6 |
| 1.1 Постановка задачи идентификации многомерных процессов | 6 |
| 1.2 Постановка задачи управления многомерными процессами | 9 |
| 1.3 Задача дуального управления в постановке А.А.Фельдбаума..... | 15 |
| 1.4 Задача адаптивного управления в постановке Я.З. Цыпкина. | 17 |
| 1.5 Непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям | 21 |
| 1.6 Вывод к главе 1 | 26 |
| Глава 2. Непараметрический алгоритм дуального управления | 27 |
| 2.1 Обратный оператор..... | 27 |
| 2.2 Непараметрический алгоритм дуального управления дискретно-непрерывными процессами..... | 28 |
| 2.3 Непараметрический алгоритм дуального управления многомерными процессами | 33 |
| 2.4 Сравнение работы непараметрического алгоритма дуального управления с параметрическим алгоритмом управления..... | 35 |
| 2.5 Вывод к главе 2 | 45 |
| Глава 3. Непараметрическое дуальное управление процессом кислородно-конвертерной плавки стали..... | 46 |
| 3.1 Процесс кислородно-конвертерной плавки стали..... | 46 |
| 3.2 Анализ матрицы наблюдений..... | 46 |
| 3.3 Постановка задач идентификации и управления процесса..... | 53 |
| 3.4 Применение алгоритма непараметрического управления к процессу | 57 |
| 3.5 Вывод к главе 3 | 66 |
| Заключение | 68 |

| | |
|----------------------------------------|----|
| Список использованных источников | 70 |
|----------------------------------------|----|

ВВЕДЕНИЕ

Теория автоматического регулирования и управления относится к числу научных дисциплин, образующих в совокупности науку об управлении. В настоящее время основное значение теория автоматического регулирования и управления имеет для изучения технических процессов, хотя в последнее время её выводами и результатами пользуются для изучения динамических свойств систем управления не только технического характера.

Коренное изменение в подходе к проблеме управления внесли три фундаментальные работы: Д. К. Максвелл «О регуляторах» (1866); И. А. Вышнеградского «Об общей теории регуляторов» (1876) и «О регуляторах прямого действия» (1877). Представленные ученые осуществили системный подход к проблеме, рассмотрев регулятор и машину как единую динамическую систему.

Задача управления реальным технологическим процессом зачастую связана с работой в условиях малой (разнотипной) априорной информации, с действием случайных возмущений, с отсутствием измерений важнейших переменных в ходе процесса и другое. В связи с этим на сегодняшний день важнейшими в теории автоматического управления являются проблемы построения дуальных систем управления, ориентированных на работу в условиях малой априорной информации [43]. Такие системы позволяют осуществлять рациональное управление сложными объектами в условиях малой априорной информации за счет использования текущей информации, получаемой в результате функционирования объекта управления. Здесь управляющие воздействия используются не только для приведения объекта к желаемому состоянию, но и для его изучения [44]. Потребность в построении подобных систем возникает во многих технологических, производственных процессах, а также в других областях человеческой деятельности (экономика, социология и др.) [1].

В данной магистерской диссертации рассматривается сложный процесс кислородно-конвертерной плавки, который представляет собой изготовление стали из жидкого чугуна без затрат топлива путем продувки чугуна в конвертере технически чистым кислородом, подаваемым через фурму, которая вводится в металл сверху [35]. Главная задача кислородно-конвертерной плавки в сталеплавильном агрегате состоит в получении определенной марки стали с заданным химическим составом и температурой [36]. В работе подобрана модель расчета основных параметров плавки с помощью непараметрического алгоритма.

Цель работы состоит в повышении точности решения задачи управления многомерными процессами в условиях малой априорной информации.

Для достижения поставленной цели необходимо решение следующих задач:

- исследовать и реализовать традиционные алгоритмы управления;
- осуществить синтез и исследование непараметрического дуального алгоритма управления;
- исследовать непараметрический дуальный алгоритм для многомерных процессов.

Для достижения поставленной цели использовались методы математической статистики, анализа данных, математического моделирования, теории управления. Результаты работы могут быть полезны при создании систем управления многомерными дискретно-непрерывными процессами.

Глава 1. Задача управления многомерными дискретно-непрерывными процессами

1.1 Постановка задачи идентификации многомерных процессов

Идентификацией называется нахождение оптимальной в некотором смысле модели, построенной по результатам наблюдений над входными и выходными переменными объекта. В книге Я. З. Цыпкина дано следующее определение данному термину: «Адаптацией мы будем называть процесс изменения параметров и структуры системы, а возможно, и управляющих воздействий на основе текущей информации с целью достижения определенного, обычно оптимального, состояния системы при начальной неопределенности и изменяющихся условиях работы» [2].

Задачу идентификации можно сформулировать следующим образом: по заданному входному воздействию и измеренному выходному сигналу найти неизвестный оператор системы (рисунок 1.1.1).

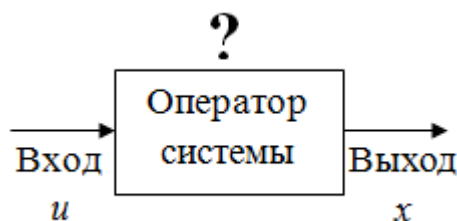


Рисунок 1.1.1 – Задача идентификации

Рассмотрим наиболее общую схему многомерного объекта, представленную на рисунке 1.1.2.

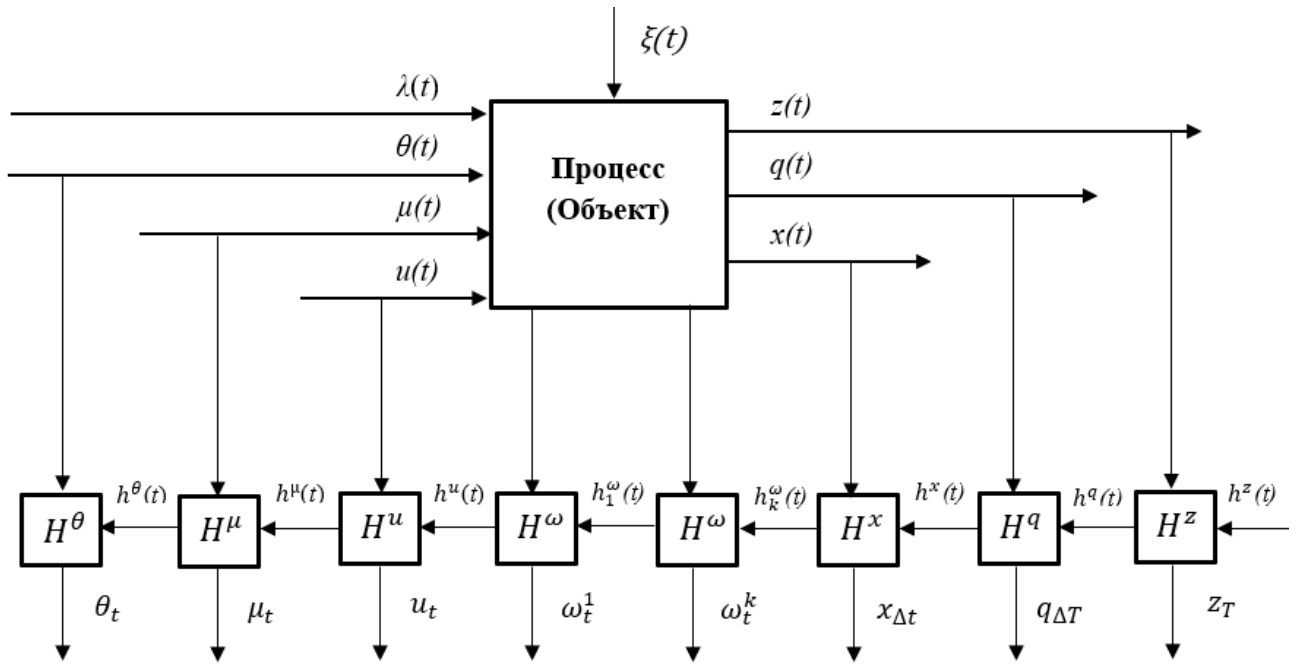


Рисунок 1.1.2 – Общая схема многомерного процесса

На рисунке 1.1.2 представлена достаточно детальная схема локальной системы, где $x(t)$, $q(t)$, $z(t)$ – выходные переменные процесса; $u(t)$ – управляющее воздействие; $\mu(t)$ – входная контролируемая, но неуправляемая переменная процесса; $\omega(t)$ – переменная, характеризующая промежуточное состояние процесса, дающая дополнительную информацию о протекании процесса; $\theta(t)$ представляет собой воздействие на объект внешней среды. Для организационных систем это могут быть какие-либо распоряжения, постановления, приказы, а также законодательные акты, которые с течением времени претерпевают те или иные изменения. Входная переменная $\lambda(t)$ не поддается контролю; $\zeta(t)$ – случайное воздействие; (t) – непрерывное время; $H^\mu, H^u, H^x, H^\theta, H^\omega, H^q, H^z$ – каналы связи, соответствующие различным переменным, включающие в себя средства контроля, устройства для измерения наблюдаемых переменных; $\mu_t, u_t, x_t, \theta_t, q_t, z_t, \omega_t$ – наблюдение $\mu(t), u(t), x(t), \theta(t), q(t), z(t), \omega(t)$ в дискретное время t . Контроль переменных $(\mu, u, x, \theta, q, z)$ осуществляется через некоторый интервал времени, т. е. $\mu_i, u_i, x_i, \theta_i, q_i, z_i, \omega_i$, где $i = \overline{1, s}$ – выборка измерений переменных процесса $(\mu_1, u_1, x_1, \theta_1, q_1, z_1, \omega_1)$,

$(\mu_2, u_2, x_2, \theta_2, q_2, z_2, \omega_2), \dots, (\mu_s, u_s, x_s, \theta_s, q_s, z_s, \omega_s), \dots, s$ – объем выборки; $h^\mu(t)$, $h^u(t)$, $h^x(t)$, $h^\theta(t)$, $h^q(t)$, $h^z(t)$, $h^\omega(t)$ со значком вверху – случайные помехи измерений соответствующих переменных процесса [3].

Необходимо отметить тот факт, что переменные $z(t)$, $q(t)$ и $x(t)$ существенно отличаются друг от друга. Выходная переменная $x(t)$ контролируется через интервалы времени Δt так же, как и входные переменные. Переменная $q(t)$ контролируется через интервалы времени ΔT , которые существенно больше, чем интервалы времени Δt . Переменная же $z(t)$ – через интервалы времени T ($T \gg \Delta T \gg \Delta t$). С практической точки зрения для исследуемого процесса наиболее важным часто является контроль переменных $z(t)$. Этим и обусловлено существенное отличие дискретности контроля выходных переменных $q(t)$ и $z(t)$.

Различие в дискретности измерения переменных процесса в данном случае обусловлено отличием в способах их контроля. Например, одни величины могут быть измерены электрическими средствами. Данный контроль не требует больших временных затрат. Здесь мы сами можем задать интересующую нас дискретность измерения. Измерения других переменных могут быть получены лишь с помощью лабораторного анализа, или же путем физико-механических, физико-химических и другого рода испытаний, что требует значительно большего времени.

Выходная переменная процесса $x(t)$ определяется следующим образом:

$$\hat{x}(t) = \hat{A}_x(u(t - \tau), \mu(t - \tau), \omega(t - \tau), \theta(t - \tau), t) \quad (1.1.1)$$

При прогнозировании $q(t)$ и $z(t)$ целесообразно использовать следующие модели:

$$\hat{q}(t) = \hat{A}_q(u(t - \tau), \mu(t - \tau), \omega(t - \tau), \theta(t - \tau), \hat{x}(t), t), \quad (1.1.2)$$

$$\hat{z}(t) = \hat{A}_z(u(t - \tau), \mu(t - \tau), \omega(t - \tau), \theta(t - \tau), \hat{x}(t), \hat{q}(t), t) \quad (1.1.3)$$

где τ – запаздывания, различные по соответствующим каналам связи, знак « \wedge » означает модель соответствующего процесса.

Задачу идентификации многомерной системы по неточным экспериментальным данным в полной мере можно отнести к существенно некорректно поставленным. Это особый класс обратных задач, в которых ищется не столько решение операторного уравнения, хотя оно неизвестно, сколько сам оператор, как его структура, так и параметры его определяющие. Не всегда удается записать множество моделей, которое гарантированно содержит точное описание изучаемой системы. Приходится использовать аппроксимирующие бесконечные разложения, которые в принципе могут в пределе дать точное описание многих сложных систем. Но все это только усложняет задачу идентификации. Если для конечномерных моделей она может быть как корректной, так и некорректной, то в случае бесконечномерных аппроксимаций заведомо имеем некорректно поставленную задачу, и решить ее без регуляризации просто невозможно. Практически пригодное приближенное решение следует искать с использованием процедур регуляризации. Поскольку при этом получается сильно упрощенные модели, то для решения задач управления на их основе требуется либо усовершенствовать существующие методы синтеза, либо создавать новые, ориентированные на редуцированные модели, динамические характеристики которых сильно отличаются от соответствующих реальному объекту. Другими словами, необходимо развивать методы управления по моделям с неопределенностью.

1.2 Постановка задачи управления многомерными процессами

Теория автоматического регулирования и управления относится к числу научных дисциплин, образующих в совокупности науку об управлении. В настоящее время основное значение теория автоматического регулирования и

управления имеет для изучения технических процессов, хотя в последнее время её выводами и результатами пользуются для изучения динамических свойств систем управления не только технического характера.

Для осуществления автоматического управления создаётся система, состоящая из управляемого объекта и тесно связанного с ним управляющего устройства. Система должна выполнять предписанные ей действия, несмотря на неизбежные помехи со стороны внешней среды.

Коренное изменение в подходе к проблеме и в методологию исследования внесли три фундаментальные работы: работа Д. К. Максвелла «О регуляторах» (1866) и работы И. А. Вышнеградского «Об общей теории регуляторов» (1876) и «О регуляторах прямого действия» (1877). Д.К. Максвелл и И.А. Вышнеградский осуществили системный подход к проблеме, рассмотрев регулятор и машину как единую динамическую систему.

Объекты, в которых протекает управляемый процесс, называют объектами управления. Это разнообразные технические устройства и комплексы, технологические или производственные процессы. Состояние объекта можно характеризовать одной или несколькими физическими величинами, называемыми управляемыми или регулируемыми переменными.

Как правило, к объекту управления приложено два вида воздействий (рисунок 1.2.1): управляющие $u(t)$ и возмущающее $\zeta(t)$; состояние объекта характеризуется переменной $x(t)$. Изменение регулируемой величины $x(t)$ обуславливается как управляющим воздействием $r(t)$, так и возмущающим, или помехой $f(t)$. Дадим определение этим воздействиям.

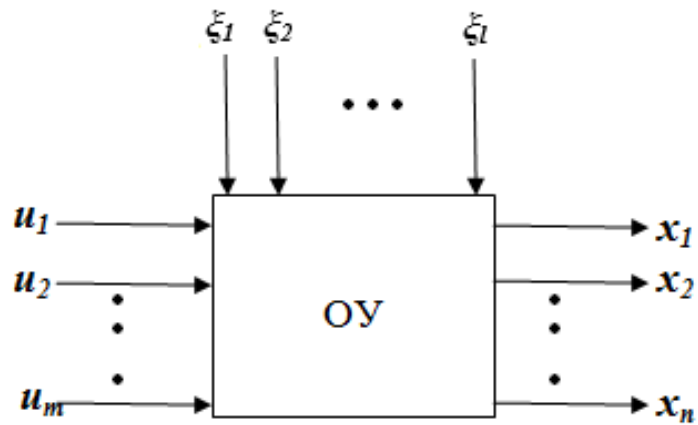


Рисунок 1.2.1 – Объект управления

Возмущающим называется такое воздействие, которое нарушает требуемую функциональную связь между регулируемыми или управляемыми переменными и управляющим воздействием. Если возмущение характеризует действие внешней среды на объект, то оно называется внешним. Если это воздействие возникает внутри объекта за счёт протекания нежелательных, но неизбежных процессов при его нормальном функционировании, то такие возмущения называются внутренними.

Воздействия, прикладываемые к объекту управления с целью изменения прикладываемой величины в соответствии с требуемым законом, а также для компенсации влияния возмущений на характер изменения управляемой величины, называются управляющими.

Основная цель автоматического управления любым объектом или процессом состоит в том, чтобы непрерывно поддерживать с заданной точностью требуемую функциональную зависимость между управляемыми переменными, характеризующими состояние объекта и управляющими воздействиями в условиях взаимодействия объекта с внешней средой, т.е. при наличии как внутренних, так и внешних возмущающих воздействий. Математическое выражение этой функциональной зависимости называется алгоритмом управления.

В основе используемых в технике алгоритмов управления лежат некоторые общие фундаментальные принципы управления, определяющие, как осуществляется увязка алгоритма управления с заданным и фактическим функционированием, или с причинами, вызвавшие отклонения. Используется три фундаментальных принципа: разомкнутого управления, обратной связи и компенсации.

На рисунке 1.2.2 показан принцип разомкнутого управления. Сущность принципа состоит в том, что алгоритм управления строится только на основе заданного алгоритма функционирования и не контролируется по фактическому значению управляемой величины.

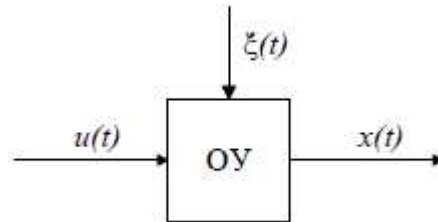


Рисунок 1.2.2 – Схема с разомкнутым принципом управления

Принцип управления по отклонению или принцип обратной связи (рисунок 1.2.3).

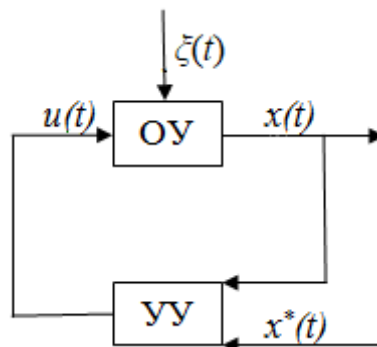


Рисунок 1.2.3 – Схема с принципом обратной связи

Этот принцип является одним из наиболее ранних и широко распространенных принципов управления. В соответствии с ним воздействие на регулирующий орган объекта вырабатывается как функция отклонения регулируемой величины от предписанного значения. Обратную связь можно обнаружить во многих процессах в природе. Примерами могут служить вестибулярный аппарат, обнаруживающий отклонения тела от вертикали и обеспечивающий поддержание равновесия, системы регуляции температуры тела, ритма дыхания и т.п. В общественных учреждениях обратная связь при управлении устанавливается посредством осуществления контроля исполнения. Принцип обратной связи является весьма универсальным фундаментальным принципом управления, действующим в технике, природе и обществе.

Принцип регулирования по возмущению (принцип компенсации). Так как отклонение регулируемой величины зависит не только от управления, но и возмущающего воздействия, то в принципе можно сформулировать закон управления так, чтобы в установившемся режиме отклонение отсутствовало.

Системы регулирования по возмущению в сравнении с системами, действующими по отклонению, отличаются обычно большими устойчивостью и быстродействием. К их недостаткам относятся трудность измерения нагрузки в большинстве систем, неполный учёт возмущений (компенсируются только те возмущения, которые измеряются) [4].

В системах автоматического управления для поддержания стабильности протекающих в ней процессов необходимо наличие постоянной информации об объекте управления и окружающих условиях. При этом информация об объекте управления и окружающих условиях может быть как заранее определённой (например, из расчётов или справочных условий), так и замеряться непосредственно во время работы.

Информацию о предполагаемом диапазоне изменения возмущающих и задающих воздействий называют априорной, а информацию о текущем, фактическом состоянии объекта и о его фактических свойствах, получаемую в

процессе функционирования системы автоматического управления, называют рабочей (текущей).

Таким образом, априорная информация – это совокупность заранее известных сведений о критерии оптимальности и ограничениях. Критерий оптимальности выражает требования, которые должны быть удовлетворены наилучшим образом.

Полная априорная информация о каком-либо процессе предполагает точное знание, но такое встречается редко. Важно отметить, что на реальный процесс влияют множество случайных факторов. Поэтому, все случаи, с которыми мы сталкиваемся, соответствуют неполной априорной информации.

Рассмотрим уровни априорных данных:

- уровень параметрической неопределенности. Параметрическая модель объекта исследования известна с точностью до параметров, которые необходимо оценить. Известны некоторые характеристики случайных помех. Решается задача параметрической идентификации.

- уровень непараметрической неопределенности. На таком уровне отсутствует этап определения параметрической структуры исследуемого объекта, поэтому требования к априорной информации слабеют, но в данном случае необходима информация качественного характера (линейность процесса либо характер его нелинейности, однозначность или неоднозначность характеристик и др.). Для решения задачи идентификации на данном уровне априорных данных применяют методы непараметрической статистики [45];

- уровень параметрической и непараметрической неопределенности. Задача идентификации многосвязной системы формируется в условиях параметрической и непараметрической априорной информации. Модели здесь представляют собой взаимосвязанную систему параметрических и непараметрических соотношений.

- байесовый уровень априорной информации. С точностью до параметров известны: законы распределения случайных помех, параметрическая модель

исследуемого объекта и уравнение каналов связи. На таком уровне стоит задача, которая заключается в оценке параметров параметрической модели объекта;

Важно отметить, что при малой априорной информации, более эффективно использовать непараметрический алгоритм, который будет рассмотрен в следующих пунктах.

1.3 Задача дуального управления в постановке А.А.Фельдбаума

Теория дуального управления была разработана российским учёным А. А. Фельдбаумом в конце 1950-х годов. Дуальное управление – принцип управления с обратной связью, заключающийся в том, что управляющие воздействия формируются одновременно и для достижения управляемым объектом заданной цели, и для изучения динамических свойств управляемого объекта. Дуальное управление применяется в таких ситуациях, когда необходимо повысить интенсивность накопления информации о заранее неизвестных динамических свойствах объекта.

Сущность дуализма состоит в том, что управляющие воздействия носят двойственный характер. Они, как замечает А. А. Фельдбаум, «должны быть в известной мере изучающими, но в известной мере, направляющими» [7]. На рисунке 1.3.1 показана схема дуального управления в байесовой постановке.

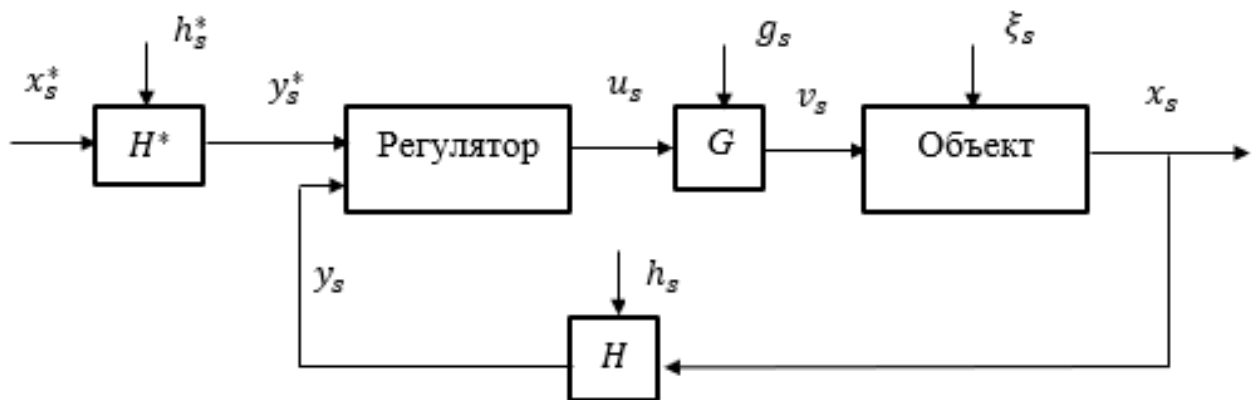


Рисунок 1.3.1 – Схема дуального управления в постановке А. А. Фельдбаума

На данной схеме s – дискретное время. Символом x_s^* обозначено задающее воздействие, которое при прохождении через канал связи H^* смешивается с шумом h_s^* и поступает в регулятор как y_s^* . При этом выход объекта x_s тоже смешивается с шумом h_s через канал связи H и поступает в регулятор как y_s . Затем полученное управляющее воздействие u_s , проходя через канал связи G , смешивается с помехой g_s и поступает в виде v_s на объект, который находится под воздействием помехи ξ_s . Задача состоит в определении оптимальной стратегии регулятора.

Предполагается, что h_s^* , h_s , g_s – последовательности независимых случайных величин с неизменными плотностями вероятности $P(h_s^*)$, $P(h_s)$, $P(g_s)$; $\xi_s = \xi(s, \mu)$, где μ – случайный вектор с известной априорной плотностью вероятности $P(\mu)$. Аналогично полагаем $x_s = x(\lambda, s)$, где λ – случайный вектор с заданной плотностью вероятности $P(\lambda)$ и все внешние воздействия: x_s^* , h_s^* , h_s , g_s , ξ_s – статистически независимы. Объект является линейным, статическим и описывается некоторым уравнением $x_s = F(\xi_s, v_s)$. Способы комбинации сигнала и шума считаются известными и неизменными: $y_s^* = y^*(x_s^*, h_s^*)$, $v_s = v(u_s, g_s)$, $y_s = y(x_s, h_s)$, вместо которых и вероятностных характеристик шумов можно сразу задать условные плотности вероятности: $P(y_s^*/x_s^*)$, $P(v_s/u_s)$, $P(y_s/x_s)$. Задача состоит в определении оптимальной стратегии регулятора:

$$P_s(u_s) = \Gamma_s(u_s/\vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, \vec{y}_s^*), \quad 0 \leq s \leq n, \quad (1.3.1)$$

где $\vec{u}_s = (u_0, \dots, u_s)$ – временной вектор, и по аналогии \vec{y}_s^* , \vec{y}_s , $0 \leq s \leq n$.

Данная теория дуального управления в постановке А.А. Фельдбаума предполагает наличие большого объема априорной информации о каналах связи и исследуемом объекте, что в свою очередь часто вызывает затруднения при разработке систем дуального управления реальными процессами и объектами.

При адаптивном управлении также требуется немало априорной информации. Путь решения отсутствия достаточного количества данных представлен в пункте 1.4.

1.4 Задача адаптивного управления в постановке Я.З. Цыпкина

Адаптация – процесс изменения параметров и структуры системы, а возможно, и управляющих воздействий на основе текущей информации с целью достижения определенного, обычно оптимального, состояния системы при начальной неопределенности и изменяющихся условий работы [2,5].

На рисунке 1.4.1 рассмотрим структурную схему системы с обратной связью [5].

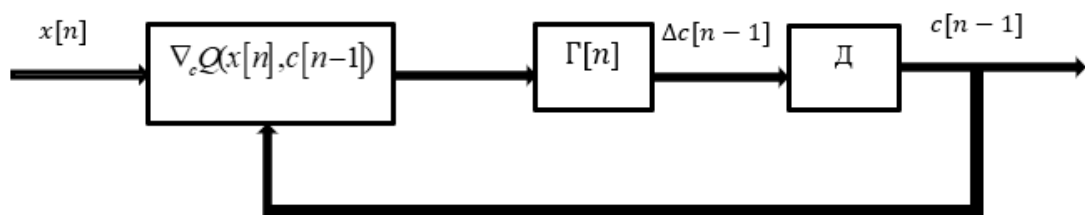


Рисунок 1.4.1 – Структурная схема дискретной системы с обратной связью

Помимо воздействия $c[n]$ к функциональному преобразователю приложено внешнее воздействие $x[n]$. При адаптации мы получаем уже не автономную систему, в которую извне поступает информация о сигнале $x[n]$. Обработка этой текущей информации и позволяет компенсировать недостаточность априорной информации.

Пусть критерий оптимальности, выраженный в виде функционала вектора c :

$$J(c) = M_x \{Q(x, c)\}, \quad (1.4.1)$$

в явной форме неизвестен. Это значит, что плотность распределения $p(x)$ неизвестна, а известны лишь реализации $Q(x, c)$, которые зависят от стационарных случайных процессов или последовательностей x и вектора c .

Задача состоит в определении оптимального вектора c^* , доставляющего экстремум (минимум) функционалу (1.3.1), который не известен в явном виде. Единственный возможный путь решения данной задачи связан с наблюдением реализаций и их обработкой.

В качестве примера системы адаптивного управления Я.З. Цыпкиным был рассмотрен линейный объект, описываемый следующим уравнением:

$$x_t = \sum_{i=1}^n a_i x_{t-i} + a_0 u_{t-1}, \quad (1.4.2)$$

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 (1.3.2) в следующей матричной форме:

$$x_t = c^T z_t, \quad (1.4.3)$$

где T – знак транспонирования.

Закон управления задан следующим образом:

$$u_{t-1} = \sum_{j=1}^m b_j x_{t-j}, \quad (1.4.4)$$

либо в матричной форме:

$$u_{t-1} = b^T Y_t, \quad (1.4.5)$$

где $b = (b_1, \dots, b_m)$ – вектор параметров;

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

Идентификация объекта осуществляется с помощью алгоритма «изучения»:

$$c_t = c_{t-1} + \gamma_t^c (x_t - c_{t-1}^T z_t) z_t, \quad (1.4.6)$$

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

Алгоритм управления имеет следующий вид:

$$b_t = b_{t-1} + \gamma_t^b (x_t^* - c_{t-1}^T z_t) V_t c_t, \quad (1.4.7)$$

где x_t^* – задающее воздействие;

γ – это переменный коэффициент, удовлетворяющий условиям Роббинса-Монро [6], а V_t равно:

$$V_t = \begin{vmatrix} \frac{\partial x_{t-1}}{\partial b_{t-1}^1} & \dots & \frac{\partial x_{t-m}}{\partial b_{t-1}^1} & \frac{\partial u_{t-1}}{\partial b_{t-1}^1} \\ \dots & & \dots & \dots \\ \frac{\partial x_{t-1}}{\partial b_{t-1}^m} & \dots & \frac{\partial x_{t-m}}{\partial b_{t-1}^m} & \frac{\partial u_{t-1}}{\partial b_{t-1}^m} \end{vmatrix}, \quad (1.4.8)$$

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

На рисунке 1.4.2 представлена структурная схема адаптивной системы дуального управления.

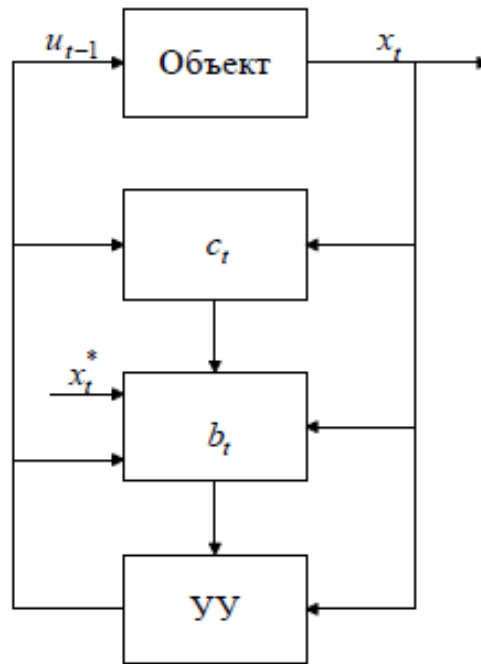


Рисунок 1.4.2 – Схема адаптивного дуального управления Я.З.Цыпкина

На данной схеме блок идентификации (оценка параметров c) и блок управления (оценка параметров b). Блок УУ реализует заданный закон управления (1.4.4 – 1.4.5). Каждому значению состояния объекта, x_t соответствуют свои наборы параметров c и b .

Как в байесовой постановке задачи дуального управления, так и в адаптивной постановке предполагается математическое описание объекта с точностью до вектора параметров. Как было сказано ранее, математическое описание требует большого объема априорной информации об объекте исследования. В этих случаях целесообразно использовать непараметрические методы.

Один из таких методов, это непараметрический алгоритм дуального управления, который предложен профессором А.А. Медведевым. В общем виде алгоритм имеет следующий вид:

$$u_{s+1} = u_s^* + \Delta u_{s+1}, \quad (1.4.1)$$

где u_s^* – обучающаяся составляющая;

Δu_{s+1} – «поисковый» шаг.

Дуализм данного алгоритма состоит в том, что компонента u_s^* содержит в себе знания об объекте, а компонента Δu_{s+1} – «изучающие поисковые» шаги. На начальной стадии управления основную роль играет поисковый шаг Δu_{s+1} . Это случай активного накопления информации. По мере накопления информации при формировании управляющего воздействия возрастает роль первого слагаемого u_s^* . В последующих главах остановимся на дуальном алгоритме подробнее.

1.5 Непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям

В сравнении с параметрическими непараметрические методы не требуют большого объема априорной информации. В большинстве практических задач управления возникают случаи, когда априорная информация об объекте крайне мала, поэтому структуру объекта нельзя определить с требуемой точностью. Непараметрические методы не ориентированы на указанные параметрические семейства, имеют более универсальную структуру и более широкую область применения. Они работают при большей неопределенности по априорной информации [46]. В условиях малой априорной информации целесообразно использовать методы непараметрической идентификации [26].

Такие методы [47, 48, 49, 50], основаны на экспериментальном определении частотных и временных характеристик стационарных линейных динамических систем. То есть они требуют определенных условий: низкий уровень помех или значительное время для экспериментирования с системой, специальные входные воздействия.

Непараметрические методы являются способами активной идентификации и поэтому малоэффективны в режиме обычного функционирования объекта или в замкнутом контуре. В большинстве случаев данные методы используются, для идентификации динамических объектов в окрестностях некоторых

стационарных невозмущенных состояний. Поэтому существует предположение, что связь между входными и выходными переменными объекта задается линейным уравнением. Наряду с этим, выходная переменная изменяется только под воздействием наблюдаемых входных сигналов, а какие-либо ненаблюдаемые помехи отсутствуют, или их влиянием можно пренебречь. Уравнения связи между выходными и входными переменными могут быть записаны в различных формах. При идентификации объектов во временной области наиболее универсальными формами являются дифференциальные уравнения и передаточные функции. Также широко используется интеграл свертки [26].

Непараметрические методы не требуют данных о параметрической структуре объекта, но необходимо решать большое количество дополнительных задач: выбор структуры системы, оценивание степени и формы влияния входных переменных на выходные, задание класса моделей и др. [6]. Для того, чтобы построить модель в условиях непараметрической неопределенности необходимо применить непараметрическую оценку кривой регрессии. Такая оценка в многомерном случае выглядит следующим образом:

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{c_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{c_s}\right)}, \quad (1.5.1)$$

где $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ – m-мерный вектор входных воздействий объекта;

x – выходная величина;

$\Phi(C_s^{-1}(u - u_i))$ – ядерная колоколообразная функция;

C_s – коэффициент размытости ядра [24].

Ядерная функция $\Phi(\cdot)$ и коэффициент размытости ядра C_s удовлетворяют следующим условиям сходимости:

$$\begin{aligned}
C_s > 0; \quad \Phi(C_s^{-1}(u - u_i)) < \infty; \\
\lim_{s \rightarrow \infty} C_s = 0; \quad C_s^{-1} \int_{\Omega(u)} \Phi(C_s^{-1}(u - u_i)) dx = 1; \\
\lim_{s \rightarrow \infty} s C_s^m = \infty; \quad \lim_{s \rightarrow \infty} C_s^{-1} \Phi(C_s^{-1}(u - u_i)) = \delta(u - u_i),
\end{aligned} \tag{1.5.2}$$

где $\delta(u - u_i)$ – дельта-функция Дирака.

Ядерная функция имеет различных формы [9]. Ниже представлены примеры таких форм.

Треугольное ядро:

$$\Phi\left(\frac{x - x_i}{C_s}\right) = \begin{cases} 1 - |C_s^{-1}(x - x_i)|, & |C_s^{-1}(x - x_i)| \leq 1, \\ 0, & |C_s^{-1}(x - x_i)| > 1, \end{cases} \tag{1.5.3}$$

Параболическое ядро:

$$\Phi\left(\frac{x - x_i}{C_s}\right) = \begin{cases} 0,75 \left(1 - (C_s^{-1}(x - x_i))^2\right), & |C_s^{-1}(x - x_i)| \leq 1, \\ 0, & |C_s^{-1}(x - x_i)| > 1, \end{cases} \tag{1.5.4}$$

Кубическое ядро:

$$\begin{aligned}
\Phi\left(\frac{x - x_i}{C_s}\right) = \\
\begin{cases} \left(1 + 2|C_s^{-1}(x - x_i)|\right) \left(1 - (C_s^{-1}(x - x_i))^2\right), & |C_s^{-1}(x - x_i)| \leq 1, \\ 0, & |C_s^{-1}(x - x_i)| > 1, \end{cases} \tag{1.5.5}
\end{aligned}$$

На рисунке 1.5.1 представлены виды вышеописанных ядерных функций соответственно.

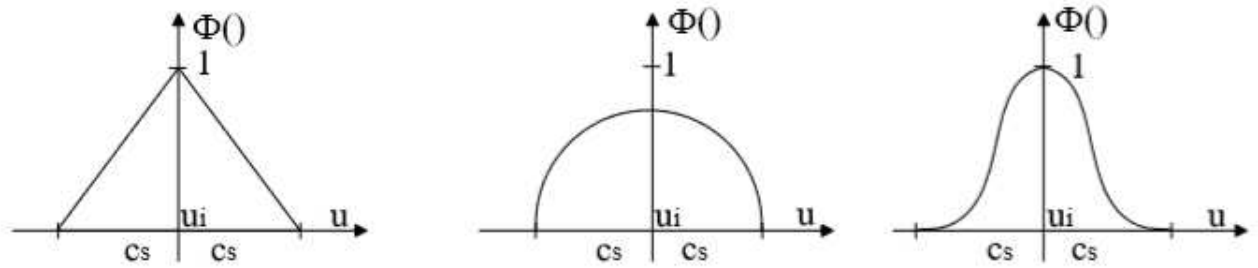


Рисунок 1.5.1 – Виды ядерных функций

В большинстве случаев выбор ядерной функции осуществляется из-за практических соображений. Точность восстановления функции регрессии по наблюдениям с ошибками не существенно зависит от формы ядра и определяется практическими соображениями исследователя. В редких случаях выбор ядерной функции может быть продиктован дополнительными условиями, например, требованиями дифференцирования.

Коэффициент размытости ядра C_s имеет значительное влияние на функцию качества. Коэффициент размытости ядра C_s – некоторое постоянное число, от которого зависит степень «размытости» Δ – функции в окрестностях точки x_i , $i = \overline{1, s}$ и соответственно степень гладкости оценки [51].

Параметр размытости C_s определяется путем решения задачи минимизации квадратичного показателя соответствия выхода объекта и выхода модели, основанного на «методе скользящего экзамена», когда в модели (1.5.1) исключается i -я переменная, предъявляемая для экзамена:

$$R(C_s) = \sum_{k=1}^s (x_k - x_s(u_k, C_s))^2 = \min, k \neq i \quad (1.5.6)$$

Если каждой компоненте вектора u соответствует компонента вектора C_s , то во многих практических задачах C_s можно принять скалярной величиной, если предварительно привести компоненты вектора u по выборке наблюдений, к одному и тому же интервалу, например, использовать операции центрирования и нормирования [52].

Следует отметить, что в модели (1.5.1) лежит эвристическая идея, которая состоит в придании относительно большего веса наблюдениям, ближайшим к оцениваемой точке. Ближайшими являются те, которые входят в окружность, радиус которого определяется ядром [51].

1.6 Вывод к главе 1

Данная глава посвящена проблеме дуального управления многомерными безынерционными процессами в условиях малой априорной информации. Рассматриваются сведения из теории дуального управления в байесовой, параметрической и непараметрической постановках.

Рассмотрев некоторые теории дуального управления, следует отметить, что в развитой А.А. Фельдбаумом байесовой теории дуального управления, процесс получения оптимальной стратегии управления довольно сложен, но при этом процесс обучения наиболее прост и краток. В системах параметрического дуального управления, в изложении Я.З.Цыпкина, процесс синтеза алгоритмов управления более прост, но на обучение системы управления требуется больше времени.

В главе рассмотрены уровни неопределенности априорной информации.

В пункте 1.5 подробно описан непараметрический алгоритм оценки кривой регрессии. Важно отметить, что при малой априорной информации, более эффективно использовать непараметрический чем параметрический алгоритм.

Глава 2. Непараметрический алгоритм дуального управления

2.1 Обратный оператор

Вернемся к объекту, показанному на рисунке 1.4.1. В большинстве случаев, априорной информации недостаточно, чтобы обоснованно выбрать управление исследуемого процесса. Поэтому приходится проводить серию экспериментов на объекте (часто длительных и дорогостоящих), чтобы качественно, с практической точки зрения, решить задачу идентификации [3].

В условиях непараметрической неопределенности [11] уравнение процесса с точностью до вектора параметров неизвестно, но известны свойства объекта качественного характера, например, однозначность характеристик или неоднозначность для безынерционных процессов; линейность или тип нелинейности – для динамических. Если вид уравнения, описывающего процесс, неизвестен, то известные параметрические методы теории управления [12; 13] не применяются для решения задач идентификации и управления.

Рассмотрим, какой оператор называется обратным. Пусть X и Y - линейные пространства. Линейный оператор $A: X \rightarrow Y$ называется обратимым, если уравнение $Ax = u$ имеет единственное решение. Совокупность всех векторов $u \in Y$, для каждого из которых существует вектор $x \in X$, такой, что $Ax = u$, называется образом оператора A (множеством значений оператора A) и обозначается $\text{Im}A$ или $R(A)$ [10].

Рассмотрим схему, представленную на рисунке 2.2.1.

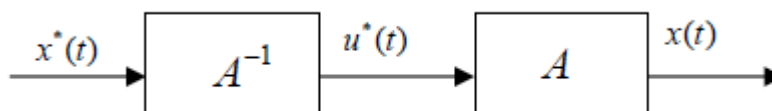


Рисунок 2.1.1 – Схема обратного оператора

На данной схеме A является неизвестным оператором, который описывает процесс, иначе говоря:

$$x(t) = A \langle u(t) \rangle, \quad (2.1.1)$$

Если существует оператор, обратный для A , т.е. A^{-1} , $AA^{-1} = I$ – единичный оператор, то:

$$u(t) = A^{-1} \langle x(t) \rangle, \quad (2.1.2)$$

Теперь, задавая траекторию $x^*(t)$, находим из (2.2.2) идеальное значение $u^*(t)$. Таким образом, (2.2.2) может быть охарактеризован как идеальный регулятор. Однако есть проблема и заключается она в том, что в большинстве случаев его нельзя построить тем более, что неизвестен оператор A . Попытки хотя бы частично решить эту проблему путем введения в УУ корректирующих цепочек, компенсирующих звеньев и т.д., и т.п. были предприняты. В некоторых технических системах это приводило к успеху [13].

2.2 Непараметрический алгоритм дуального управления дискретно-непрерывными процессами

В данном пункте рассмотрим непараметрический алгоритм дуального управления. Пусть объект описывается дифференциальным линейным уравнением неизвестного порядка, например, n , n – неизвестно. В этом случае при нулевых начальных условиях $x(t)$ равен:

$$x(t) = \int_0^t h(t - \tau)u(\tau) d\tau, \quad (2.2.1)$$

где $h(t - \tau)$ – весовая функция системы, являющаяся производной переходной функции $k(t)$, т.е. $h(t) = k'(t)$ [14].

Известно, что обратным оператором (2.2.1) является оператор:

$$u(t) = \int_0^t v(t - \tau)x(\tau) d\tau, \quad (2.2.2)$$

где $v(t)$ – весовая функция объекта в направлении «выход-вход»;

$$v(t) = w'(t);$$

$w(t)$ – переходная функция системы в том же направлении.

В этом случае (рисунок 2.1.1), A представлен оператором (2.2.1), а A^{-1} – выражением (2.2.2) [14]. Следовательно, проблема теперь состоит в отыскании весовой функции $h(t)$. Один из возможных путей решения этого вопроса состоит в решении уравнения Винера-Хопфа. Другой – в снятии переходной характеристики на реальном объекте с последующей оценкой его весовой функции по результатам измерений $\{x_i = k_i, t_i, \overline{1, s}\}$.

Непараметрическая модель (2.2.1) будет иметь вид:

$$x_s(t) = \int_0^t h_s(t - \tau, \vec{k}_s, \vec{t}_s)u(\tau)d\tau, \quad (2.2.3)$$

где \vec{k}_s, \vec{t}_s – временные векторы $\vec{k}_s = (k_1, \dots, k_s)$;

$$t_s = (t_1, \dots, t_s);$$

а $h_s(\cdot)$ равна:

$$h_s(t) = \frac{1}{sc_s} \sum_{i=1}^s k_i H' \left(\frac{t-t_i}{c_s} \right), \quad (2.2.4)$$

где $H(\cdot)$ – колоколообразные (ядерные) функции;

c_s – параметр размытости, удовлетворяющий условиям сходимости [15].

Весовую функцию $v(t)$ в направлении «выход-вход», а также переходную $w(t)$ на объекте «снять» нельзя. Было предложено переходную функцию «вспять» снять на модели. Таким образом из соотношения:

$$x_s(t) = 1(t) = \int_0^t h_s(t - \tau, \vec{k}_s, \vec{t}_s) u(\tau) d\tau, \quad (2.2.5)$$

можно получить выборки $\{u_j, t_j, j = \overline{1, s}\}$. Тогда непараметрический алгоритм управления линейной динамической системы примет вид:

$$u_s^*(t) = \int_0^t \left(\frac{1}{sc_s} \sum_{j=1}^s w_j H' \left(\frac{t - \tau - t_j}{c_s} \right) \right) x^*(\tau) d\tau, \quad (2.2.6)$$

Очевидно, что объемы выборок при «снятии» переходных характеристик на реальном объекте и модели могут не совпадать.

Поскольку операторы A и A^{-1} будут неточно оценены по реальным данным, то возникает необходимость несколько изменить схему, представленную на рисунке 2.1.1 (рисунок 2.2.1).

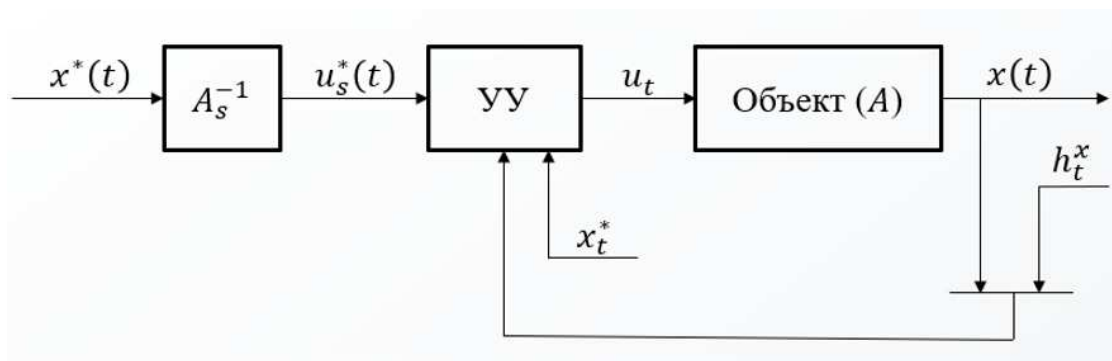


Рисунок 2.2.1 – Схема непараметрического дуального управления

На данной схеме A_s^{-1} – непараметрическая оценка обратного оператора, u_s^* – выход (оценка A^{-1}), помеха h_t^x действует в канале обратной связи. Непараметрический алгоритм дуального управления имеет вид:

$$u_{s+1} = u_s^* + \Delta u_{s+1}, \quad (2.2.7)$$

где u_s^* вычисляется по формуле (2.2.6);

Δu_{s+1} – поисковый шаг.

Дуализм алгоритма заключается в том, что Δu_{s+1} – «изучающие» поисковые шаги, а в u_s^* содержатся «знания» об объекте.

Рассмотрим одномерный случай. В этом случае непараметрическая оценка u_s^* имеет вид:

$$u_s^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_i \Phi((c_s^x)^{-1}(x_{s+1}^* - x_i)) \Phi((c_s^\mu)^{-1}(\mu_{s+1} - \mu_i))}{\sum_{i=1}^s \Phi((c_s^x)^{-1}(x_{s+1}^* - x_i)) \Phi((c_s^\mu)^{-1}(\mu_{s+1} - \mu_i))}, \quad (2.2.8)$$

где $\Phi(\cdot)$ – ядерная колоколообразная функция;

c_s^μ и c_s^x – соответствующие коэффициенты размытости ядра;

μ – управляющая переменная.

Ядерная функция и коэффициенты размытости ядра удовлетворяют некоторым условиям сходимости [9]. В качестве ядерной функции может быть использовано треугольное ядро, которое для выходной переменной $x(t)$ принимает вид:

$$\begin{aligned} & \Phi((c_s^x)^{-1}(x_{s+1}^* - x_i)) = \\ & = \begin{cases} 1 - |(c_s^x)^{-1}(x_{s+1}^* - x_i)|, & \text{если } |(c_s^x)^{-1}(x_{s+1}^* - x_i)| \leq 1, \\ 0, & \text{если } |(c_s^x)^{-1}(x_{s+1}^* - x_i)| > 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.2.9)$$

Настройка коэффициентов размытости ядер подчиняется следующей методике. В первую очередь находится значение коэффициента размытости ядра c_s^μ :

$$c_s^\mu = \alpha |\mu_{s+1} - \mu^0|, \quad (2.2.10)$$

где коэффициент $\alpha > 1$;

μ^0 – точка из выборки $\{\mu_i\}$, $i = \overline{1, s}$, по своему значению наиболее близкая к значению точки μ_{s+1} .

Каждому шагу алгоритма управления соответствует триада значений $\{u_i, \mu_i, x_i\}$, $i = \overline{1, s}$. В дальнейшем используются только триады, для которых выполняется условие $(\mu_{s+1} - \mu_i) / c_s^\mu < 1$, объем выборки сокращается до s' .

На втором этапе находится коэффициент размытости ядра c_s^x :

$$c_s^x = \beta |x_{s+1}^* - x^0|, \quad (2.2.11)$$

где коэффициент $\beta > 1$;

x^0 – точка из выборки $\{x_i\}$, $i = \overline{1, s'}$, по своему значению наиболее близкая по значению к x_{s+1}^* .

Поисковый шаг Δu_{s+1} рассчитывается по следующей формуле:

$$\Delta u_{s+1} = \gamma (x_{s+1}^* - x_s), \quad (2.2.12)$$

где γ – некоторый коэффициент.

2.3 Непараметрический алгоритм дуального управления многомерными процессами

Теперь рассмотрим многомерный случай непараметрического алгоритма. В общем случае формула (2.2.8) принимает вид:

$$u_{vi}^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_{vi} \prod_{j=1}^n \Phi((c_s^x)^{-1}(x_{j,s+1}^* - x_{j,i})) \prod_{q=1}^k \Phi((c_s^\mu)^{-1}(\mu_{q,s+1} - \mu_{q,i}))}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^n \Phi((c_s^x)^{-1}(x_{j,s+1}^* - x_{j,i})) \prod_{q=1}^k \Phi((c_s^\mu)^{-1}(\mu_{q,s+1} - \mu_{q,i}))}, \quad v = \overline{1, m}. \quad (2.3.1)$$

Функционирование системы, представленной на рисунке 2.3.1, начинается после измерения «входных» и «выходных» переменных, в результате чего получаем первую триаду наблюдений (u_1, μ_1, x_1) . На следующем такте «запускается» система дуального управления. При известных $\mu(t)$ и $x^*(t)$ происходит расчет соответствующего управления, подающегося на объект.

Если на вход объекта управления поступает несколько управляющих воздействий, то можно говорить о цепочке алгоритмов управления.

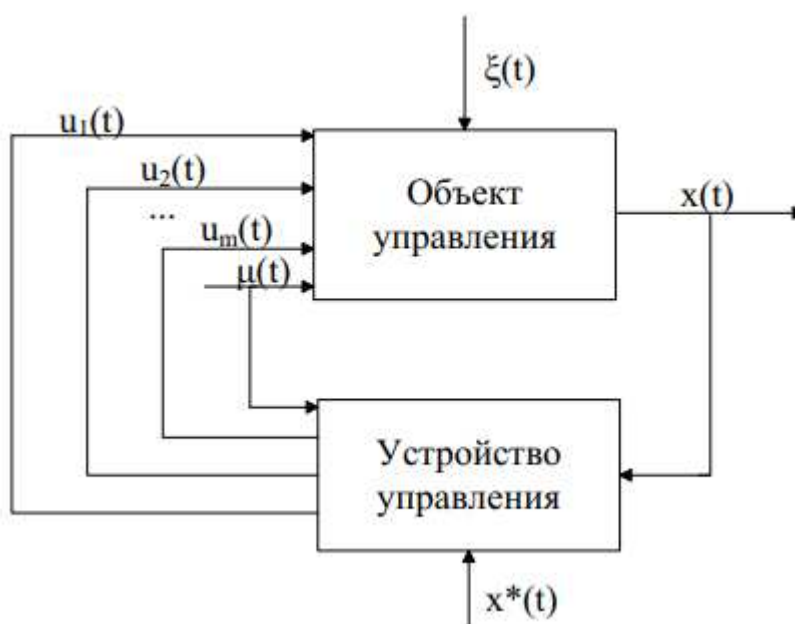


Рисунок 2.3.1 – Управление многомерным процессом

На вход объекта, представленный на рисунке 2.3.1, поступает векторное управляющее воздействие $u = (u_1, u_2, \dots, u_m) \in R^m$. При выборе u_1 можно руководствоваться практическими соображениями, в этом случае формула примет следующий вид:

$$u_{2,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_2^i \Phi\left(\frac{u_1 - u_1^i}{c_s^{u_1}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1 - u_1^i}{c_s^{u_1}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}, \quad (2.3.2)$$

На данном шаге значение управляющего воздействия u_2 рассчитывается с учётом значения u_1 . Для вычисления значения u_3 будут приниматься во внимание переменные u_1 и u_2 . Исходя из этого, для расчета значения u_m используется формула:

$$u_{m,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_m^i \prod_{l=1}^{m-1} \Phi\left(\frac{u_l - u_l^i}{c_s^{u_l}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{l=1}^{m-1} \Phi\left(\frac{u_l - u_l^i}{c_s^{u_l}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}, \quad (2.3.3)$$

Коэффициент размытости ядра c_s^u рассчитывается по следующей формуле:

$$c_s^u = \rho |u_{s+1} - u^0|, \quad (2.3.4)$$

где $\rho > 1$;

u^0 – точка из выборки $\{u_i\}$, $i = \overline{1, s}$, которая по значению является ближайшей к значению точки u_{s+1} .

Значение каждой из компонент вектора управляющего воздействия $u = (u_1, u_2, \dots, u_m) \in R^m$ последовательно выбирается, с учетом уже посчитанных предыдущих компонент.

2.4 Сравнение работы непараметрического алгоритма дуального управления с параметрическим алгоритмом управления

Для вычислительного эксперимента была взята некоторая функциональная зависимость, с помощью которой описывается исследуемый объект. Эта зависимость была задана нами. Модель объекта была подобрана безошибочно (поскольку уравнение объекта нам известно априорно, в рамках вычислительного эксперимента). Точность полученной модели оценивалась по формуле:

$$W = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s |x_i^* - x_i|, \quad (2.4.1)$$

где x^* - значение исходной функции;

x_i - значение модели.

Ранее уже говорилось о том, что традиционные регуляторы, такие как П, ПИ и ПИД, являются одним из способов управления технологическими процессами. Рассмотрим в сравнении работу пропорционального регулятора и непараметрического алгоритма дуального управления.

Расчеты при работе пропорционального регулятора производились по формуле:

$$u_s = u_{s-1} + \gamma(x^* - x_{s-1}), \quad (2.4.2)$$

где задающий коэффициент γ при котором ошибка восстановления минимальна W . Важно отметить, что $\gamma \in (0; 1)$.

Сравним два этих метода на примере простейшей функции $x = 2u^2$, объем выборки S равен 300. Задающее воздействие принимает вид «ступеньки» ($x^* = 5$ или 10 в зависимости от S), рисунок 2.4.1. При этом $\gamma = 0,131$, $W = 0,108$.

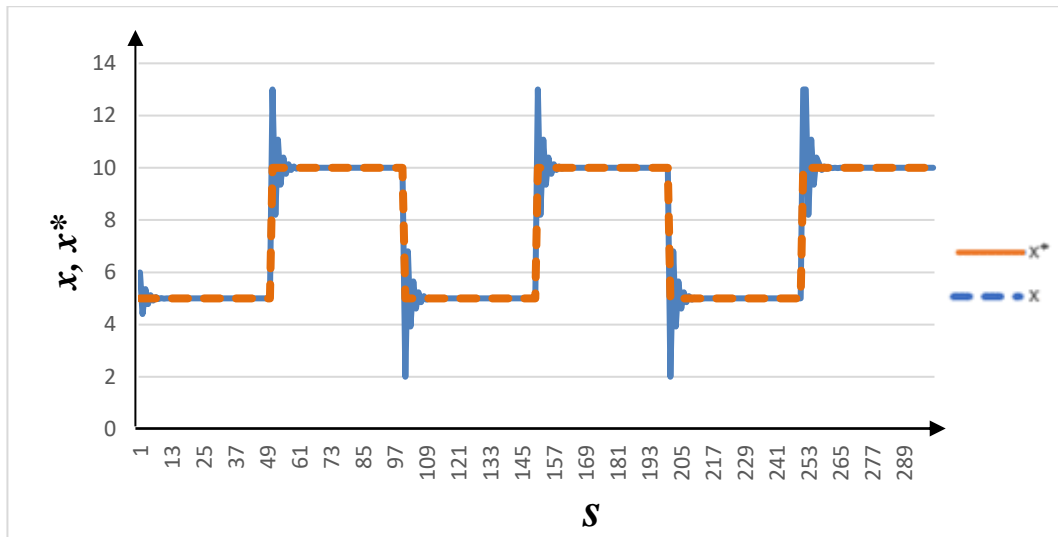


Рисунок 2.4.1 – Работа пропорционального регулятора

Работа дуального алгоритма осуществляется по следующим последовательным формулам:

$$\Delta u_{s+1} = \gamma(x_s^* - x_s), \quad (2.4.3)$$

где Δu_{s+1} – поисковая переменная.

$$c_s = \alpha |x_s^* - x'|, \quad (2.4.4)$$

где c_s – коэффициент размытости ядра;

x' – ближайшая по выборке к x_s^* ;

α – пользовательский коэффициент, при котором ошибка минимальна.

Важно отметить, что $\alpha \in (1; 10]$.

$$u_{s+1}^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_i \Phi\left(\frac{x_s^* - x_i}{c_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{x_s^* - x_i}{c_s}\right)}, \quad (2.4.5)$$

где u_{s+1}^* – обучающаяся переменная;

$\Phi(\cdot)$ – ядерная функция.

$$\Delta u_{s+1} = u_{s+1}^* + \Delta u_{s+1}, \quad (2.4.6)$$

Работа непараметрического дуального алгоритма представлена на рисунке 2.4.2. Здесь ошибка восстановления $W = 0,014$, $\gamma = 0,052$, $\alpha = 1,2$.

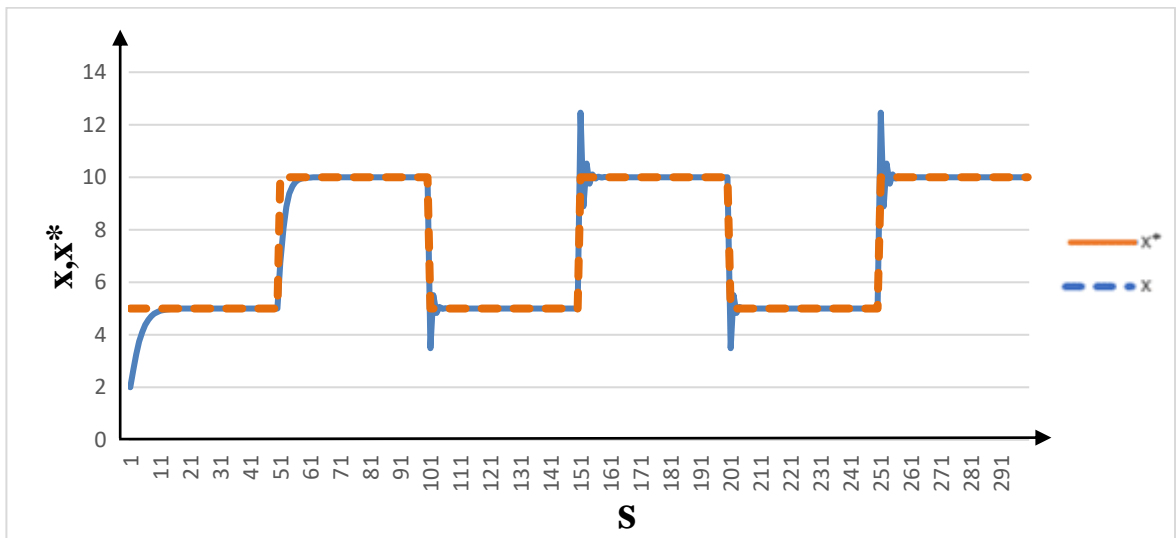


Рисунок 2.4.2 – Работа непараметрического дуального алгоритма

Отметим, что на данной функции и с равномерно изменяемым воздействием рассмотренные алгоритмы ведут себя почти одинаково, но дуальный отработал лучше.

По дуальному алгоритму интересно рассмотреть зависимость поисковой переменной (рисунок 2.4.3) и обучающей (рисунок 2.4.4) от объема выборки.

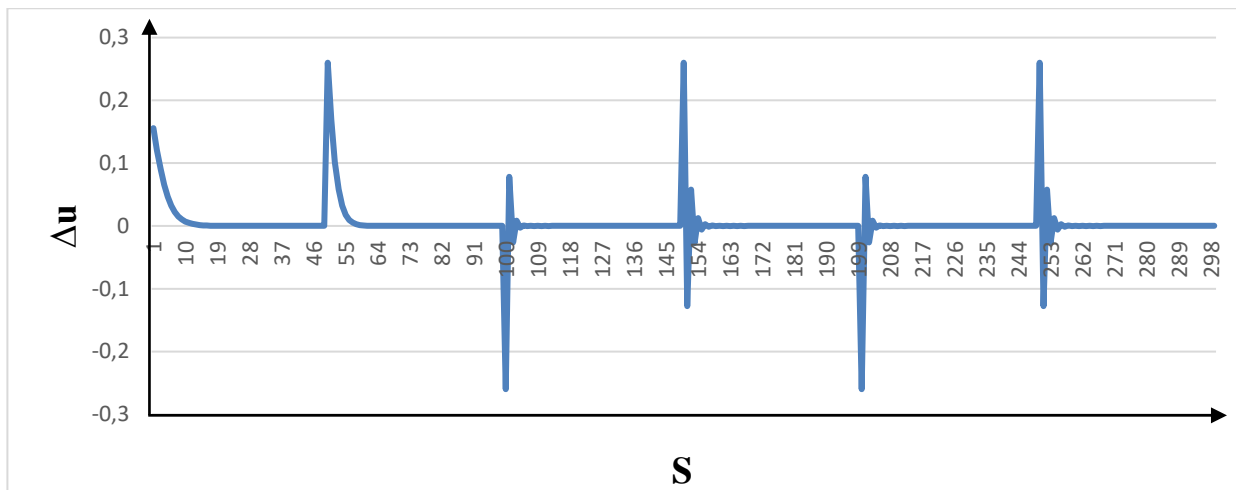


Рисунок 2.4.3 – График зависимости Δu от S

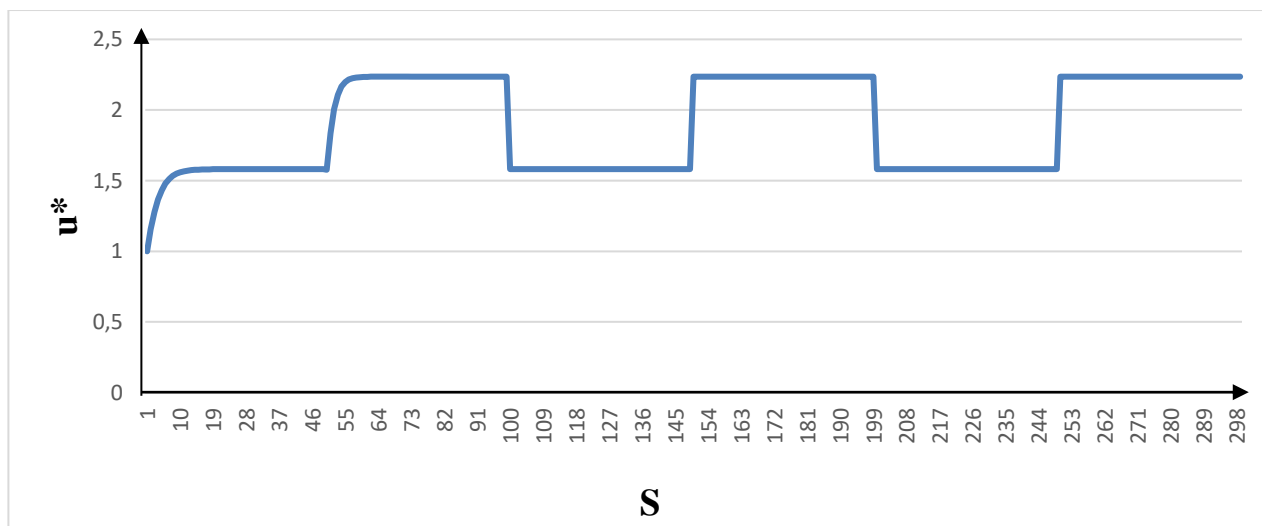


Рисунок 2.4.4 – График зависимости u^* от S

Сравним кривую функции x со кривыми u^* , Δu . При наложении обучающей и посковой переменной получается кривая, которая полностью повторяет x . Стоит, заметить что в период настройки поисковой переменной (когда амплитуда сильно возрастает), также колеблются значения x . С увеличением выборки кривая обучающей переменной становится более соответствующей кривой x^* .

На рисунке 2.4.5 представлены значения Δu , u^* , x в зависимости от S .

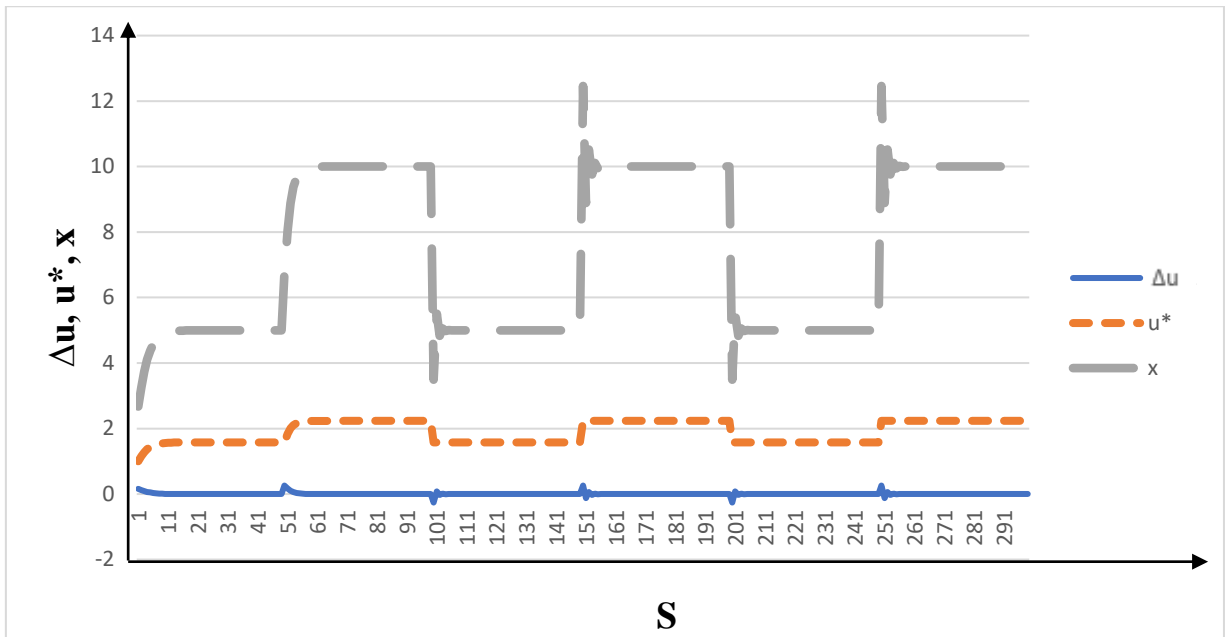


Рисунок 2.4.5 – График зависимости Δu , u^* , x от S

Далее выполним сравнение алгоритмов для функции вида:

$$x = 2 * \sin(0.01 * u), \quad (2.4.7)$$

На рисунке 2.4.6 представлена работа пропорционального регулятора. Выборка $S = 300$, $\gamma = 0,767$. Важно отметить, что выбран оптимальный γ при котором ошибка минимальная $W = 0,631$.

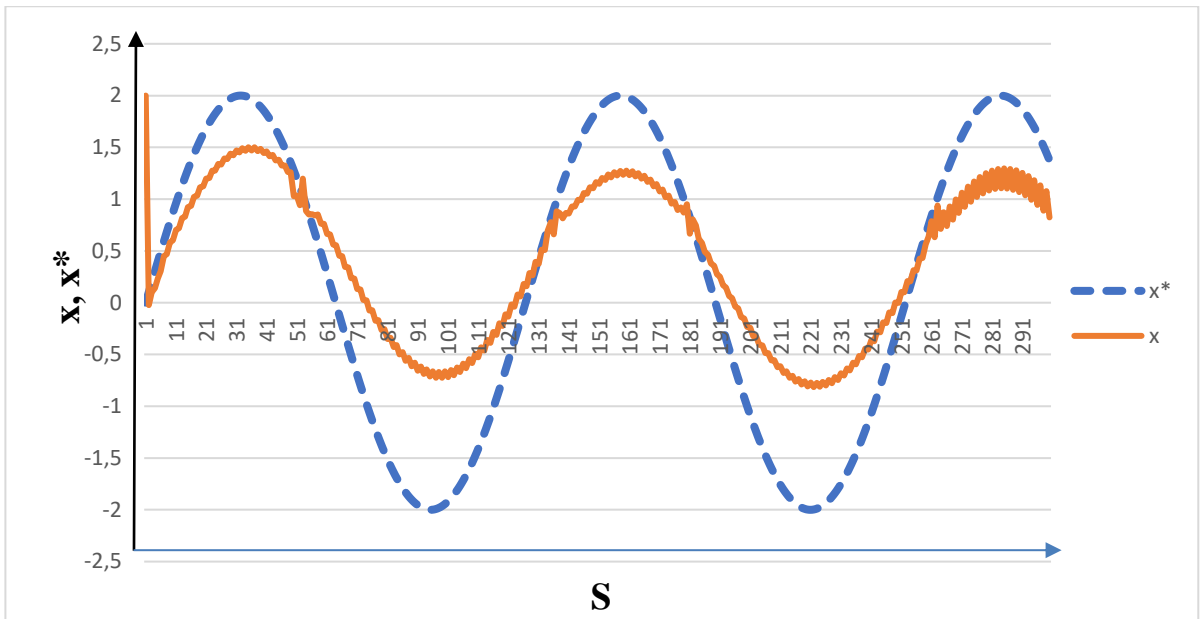


Рисунок 2.4.6 – Работа пропорционального регулятора для функции $x = 2 * \sin(0.01 * u)$ при $S = 300$

При такой достаточно сложной функции и выборке, регулятор не успел настроиться.

Работа дуального алгоритма на такой же выборке представлена на рисунке 2.4.7. $W = 0,054$ при оптимальных $\gamma = 0,506$, $\alpha = 7,15$.

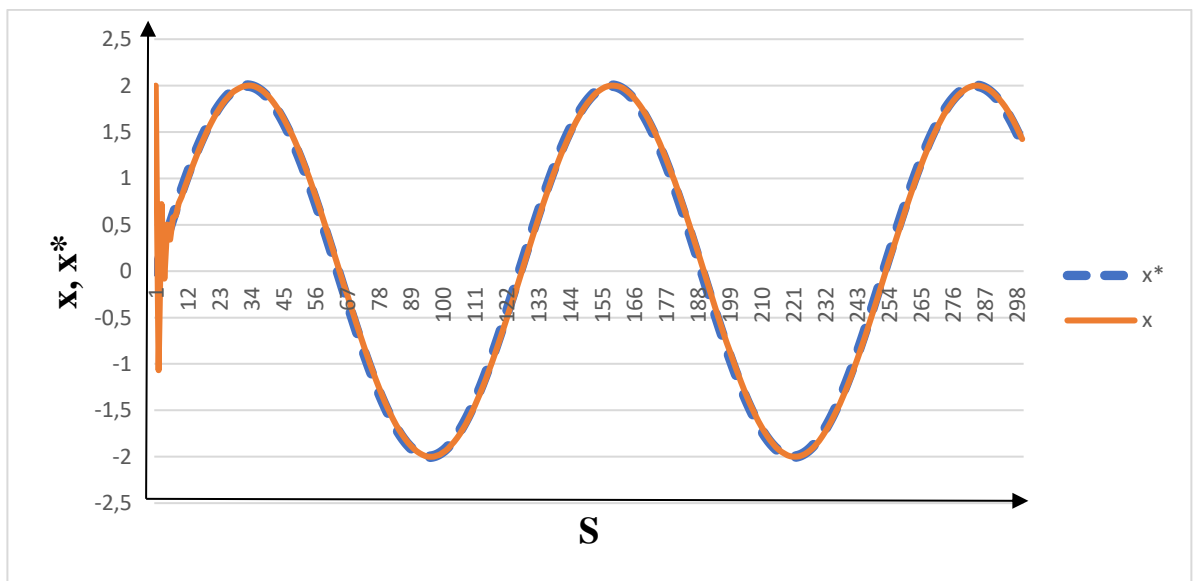


Рисунок 2.4.7 – Работа дуального алгоритма для функции $x = 2 * \sin(0.01 * u)$ при $S = 300$

В дуальном алгоритме ошибка значительно меньше в сравнении с пропорциональным регулятором. Следует вывод, что непараметрический алгоритм в более сложных функциях и меньшем объеме выборки более эффективен.

Далее рассмотрим работу дуального алгоритма на выборке $S = 1000$. (рисунок 2.4.8).

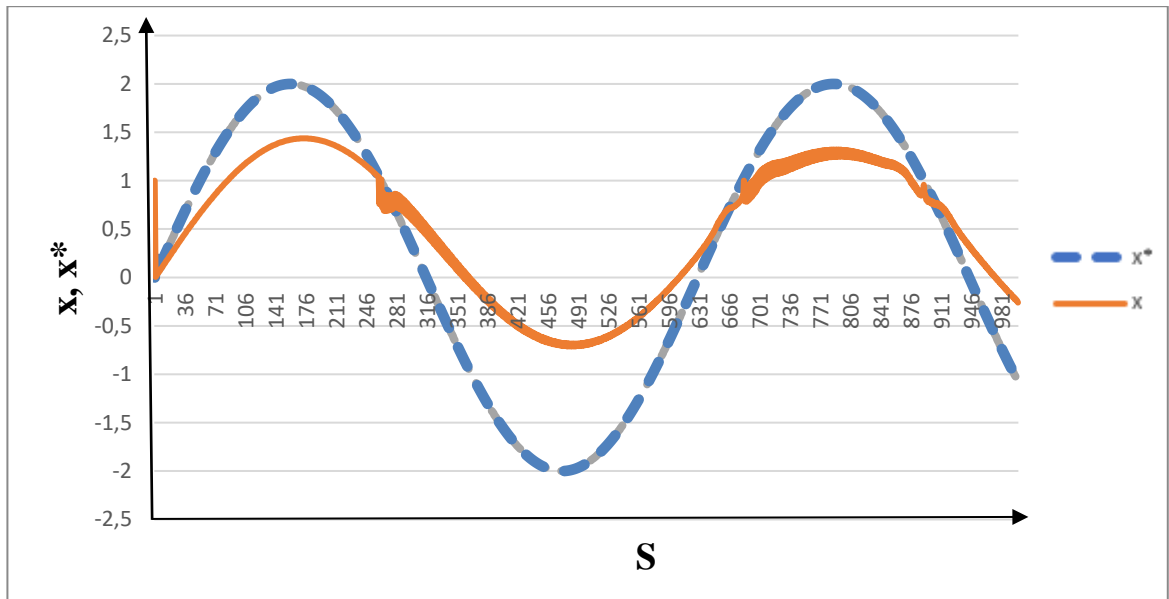


Рисунок 2.4.8 – Работа дуального алгоритма для функции $x = 2 * \sin(0.01 * u)$ при $S = 1000$

На рисунке 2.4.9 представлен эксперимент с той же функцией (2.4.7), но с меньшим периодом синуса. Ошибка $W = 0,043$ при оптимальных $\gamma = 0,5$, $\alpha = 9,25$.

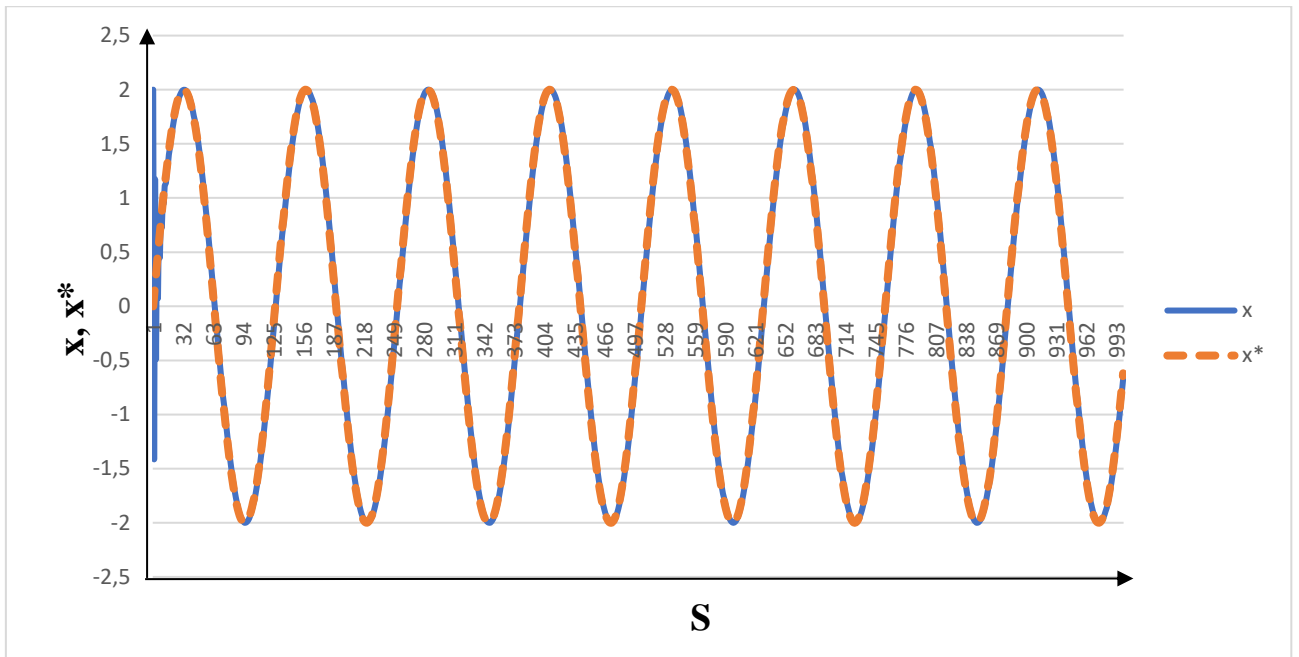


Рисунок 2.4.9 – Работа дуального алгоритма для функции $x = 2 * \sin(0.01 * u)$ при $S = 1000$

Далее добавим независимую входную переменную μ_i на которую нельзя повлиять в дуальный алгоритм. Теперь (2.4.5) выглядит следующим образом:

$$u_{S+1}^* = \frac{\sum_{i=1}^S u_i \Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right) \Phi\left(\frac{\mu_{S+1}-\mu_i}{c_s \mu}\right)}{\sum_{i=1}^S \Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right) \Phi\left(\frac{\mu_{S+1}-\mu_i}{c_s \mu}\right)}, \quad (2.4.8)$$

где $\mu_i = \sin(0.001 * i)$.

Важно отметить, что при расчете c_s^μ будет использоваться пользовательский коэффициент b , при котором ошибка минимальна, а при расчете c_s также останется a . Важно отметить, что $b \in (1; 10]$.

На рисунке 2.4.10 представлен результат работы дуального алгоритма с модификацией. Задающее воздействие принимает вид «ступеньки» ($x^* = 5$ или 10 в зависимости от S). Объем выборки равен $S = 1000$, ошибка $W = 0,319$ при оптимальных $\gamma = 0,28$, $\alpha = 1,01$, $b = 1,01$

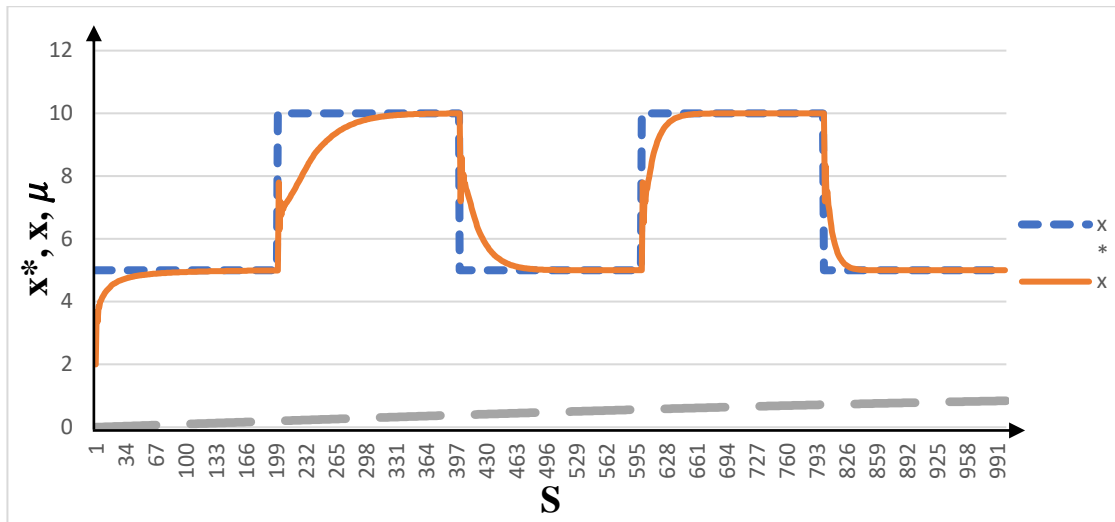


Рисунок 2.4.10 – Работа модифицированного дуального алгоритма для задающего воздействия «ступенька»

Это несколько хуже, чем у дуального алгоритма без μ и пропорционального регулятора, но не критично. По рисунку 2.4.10 видно, что периоды настройки с увеличением выборки уменьшаются, также это связано с увеличением значения μ .

Теперь рассмотрим модифицированный дуальный алгоритм на функции (2.4.7). Объем выборки равен $S = 1000$, ошибка $W = 0,149$ при оптимальных $\gamma = 0,385$, $\alpha = 1,93$, $b = 1,01$.

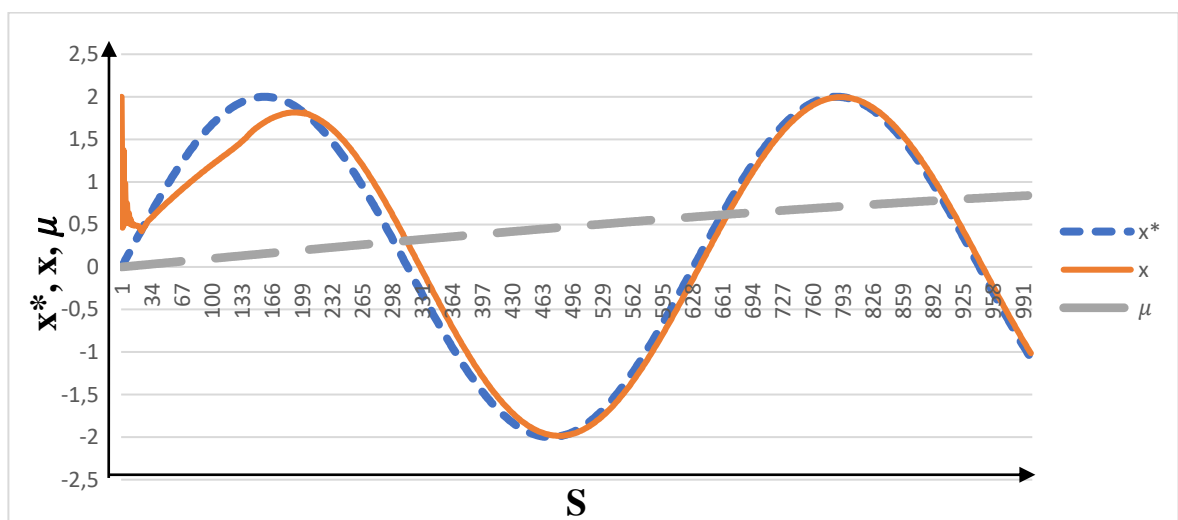


Рисунок 2.4.11 – Работа модифицированного дуального алгоритма для функции $x = 2 * \sin(0.01 * u)$

В сравнении с аналогичным экспериментом для обычного дуального алгоритма ошибка моделирования немного больше, но не значительно.

Подведем итог вычислительных экспериментов. Для более простых функций точность результатов у дуального алгоритма и пропорционального регулятора почти одинакова. В этом случае второй выигрывает из-за простоты реализации.

В случае, когда рассматривается сложный процесс с различными колебаниями, то более эффективно использовать непараметрический дуальный алгоритм.

2.5 Вывод к главе 2

В данной главе большое внимание было уделено вычислительным экспериментам. Было выяснено и наглядно показано, что правильный выбор параметрической структуры оказывает значительное влияние на точность полученной модели.

Были выполнены вычислительные эксперименты, которые позволяют сравнить работу традиционных законов регулирования с работой непараметрического дуального алгоритма управления.

Также было выявлено, что для более простых функций точность результатов у дуального алгоритма и пропорционального регулятора почти одинакова. В этом случае второй выигрывает из-за простоты реализации. В случае, когда рассматривается сложный процесс с различными колебаниями, то более эффективно использовать непараметрический дуальный алгоритм.

Глава 3. Непараметрическое дуальное управление процессом кислородно-конвертерной плавки стали

3.1 Процесс кислородно-конвертерной плавки стали

В настоящее время очень широко распространен конвертерный процесс производства стали с верхней продувкой ванны кислородом.

Процесс кислородно-конвертерной плавки относится к периодическим процессам и заключается в продувке жидкого чугуна через одну фурму с водяным охлаждением, опускаемую сверху над поверхностью металла. При этом окисляются примеси чугуна: углерод, марганец, фосфор, сера, кремний и продукты реакции переходят в газовую фазу или в шлак.

При экзотерических окислительных реакциях тепла выделяется значительно больше, чем требуется для нагрева стали и шлака до температуры выпуска. Поэтому в шихту вводят один из охладителей – стальной лом или железную руду [16].

В конвертерах интенсивность продувки кислородом высока, она достигает 3-6 кубометров на тонну в минуту. В результате кислородно-конвертерный процесс весьма быстротечен: время продувки в 100-350 тонных конвертерах не превышает 20-25 минут и определяется расходом кислорода. Продолжительность всей плавки в конвертерах емкостью 100-350 тонн (с последующими операциями повалки и раскисления) составляет около 40-50 минут.

Исходя из вышеперечисленного, у оператора кислородно-конвертерного цеха, управляющего процессом продувки, ограничено время для принятия управленческих решений о поднятии/опускании фурмы, уменьшении/увеличении интенсивности продувки, окончании продувки и т.д. В настоящее время оператор кислородно-конвертерного цеха в работе опирается исключительно на собственный опыт.

Таким образом эта ситуация на производстве ставит выполнение плана выработки в зависимость от оператора и его состояния, а также человеческих факторов, что сказывается негативно на технико-экономических показателях всего производства стали.

Вариантами последствий ошибок оператора являются: повышенный расход кислорода и присадок; превышение температуры готовой стали при повалке; получение параметров, выходящих за интервал, необходимый для данной марки стали. Как результат, по статистике [17], до 40 процентов плавков требуют коррекции после завершения процесса.

Кислородно-конвертерный процесс занимает главенствующую роль среди существующих способов массового производства стали. Такой успех объясняется возможностью переработки чугунов практически любого состава, использованием металлолома от 10 до 30 процентов, возможностью выплавки широкого сортамента сталей, включая легированные, высокой производительностью, малыми затратами на строительство, большой гибкостью и высоким качеством продукции [18].

Конвертер имеет грушевидную форму с концентрической горловиной, что обеспечивает лучшие условия для ввода в полость конвертера кислородной фурмы, отвода газов, заливки лома, чугуна и шлакообразующих материалов. Конвертер можно поворачивать вокруг горизонтальной оси на 360 градусов со скоростью от 0.01 до 2 оборотов в минуту. Для большегрузных конвертеров емкостью более 200 тонн применяется двусторонний привод, например, четыре двигателя по два на каждую цапфу, как показано на рисунке 3.1.1.

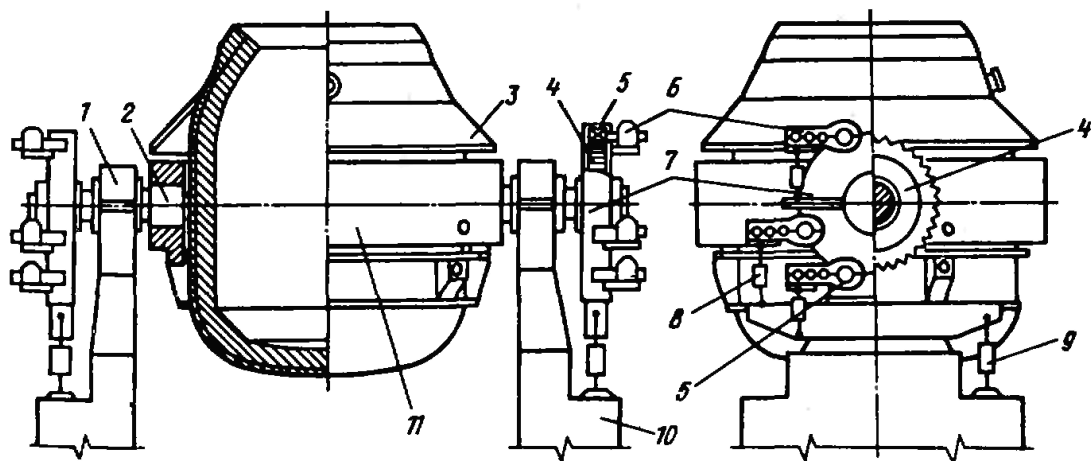


Рисунок 3.1.1 – Конвертер емкостью 300 т с двухсторонним приводом механизма поворота

Здесь 1 – опорный подшипник; 2 – цапфа, 3 – защитный кожух; 4 – ведомое зубчатое колесо; 5 – вал-шестерня; 6 – навесной электродвигатель с редуктором; 7 – корпус ведомого колеса; 8, 9 – демпфер; 10 – опорная станина; 11 – опорное кольцо.

В шлемной части конвертера имеется летка, предназначенная для выпуска стали, которая позволяет исключить попадание шлака в металл.

Шихтовые материалы кислородно-конвертерного процесса состоят из металлической части (металлический лом и чугун) и неметаллической (известь, известняк, плавиковый шпат, боксит, охладители – железная руда, окалина и т.д.) и добавок (легирующих и раскислителей). Помимо этих материалов иногда применяют агломерат, окатыши, рудоизвестковые брикеты, марганцевую руду.

Применяемый в кислородном конвертере металлический лом должен быть малогабаритным и содержать минимальное количество вредных примесей и ржавчины. Крупные куски лома нежелательны, потому что могут повредить футеровку при загрузке.

Помимо чугуна, при плавке в доменной печи образуются шлаки. Они получаются из не восстановившихся оксидов элементов (MgO , CaO и др.). При этом, некоторые из них, например, CaO добавляют специально к руде, чтобы получить жидкий шлак [19].

Наличие жидкого шлака в печи используется для того, чтобы вывести из печи составы пустой породы руды. Еще одним важным свойством шлаков, является десульфурация – процесс, способствующий выведению серы из чугуна. Также шлаки собираются на поверхности чугуна, предохраняя его от окисления.

Важным моментом в технологии кислородно-конвертерного процесса является шлакообразование. Шлакообразование – это сложный процесс. Основными его стадиями являются: нагрев, размягчение и плавление части исходной смеси железосодержащей руды, которая затем стекает в горн, в виде первичного шлака. Затем к нему добавляется золы кокса, и в горне происходит формирование окончательного состава шлака. Основная цель этой стадии плавки заключается в быстром формировании шлака с необходимыми свойствами: основностью, жидкоподвижностью и т.д.

Объем и состав шлака оказывает значительное влияние как на саму плавку, так и показатели процесса. Так как, шлаки – это прежде всего пустая порода руд, количество шлака определяется уровнем обогащения железной руды. Чем выше степень обогащения руды, тем ниже количество шлаков в чугуне. Чаще всего стараются работать с меньшим количеством шлака, это дает некоторые преимущества: уменьшаются затраты на прогрев, экономится топливо, и увеличивается производительность доменной печи.

Доменная печь функционирует без перерыва. После того как верхние слои руды и кокса опускаются, в печь добавляются их новые порции. Работа печи продолжается несколько лет, пока она не потребует капитального ремонта.

Для того чтобы получить из чугуна сталь надо уменьшить количество углерода, серы и фосфора. Сталь можно получить с помощью мартеновских печей, кислородных конвертеров и электропечей. Нередко от способа производства стали зависят некоторые особенности качества стали. Кислородно-конвертерное производство стали имеет ряд преимуществ относительно остальных способов выплавки стали [19]. К ним относятся:

- высокая производительность одной единицы работающего агрегата;

- низкие затраты на сооружение конвертора, его переделу, т.е. стоимость топлива, оборудования и др.;
- удобство автоматизации производства стали;
- производство хорошо сочетается с непрерывной разливкой;
- лучшие условия труда.

При кислородно-конвертерном производстве стали с верхней продувкой плавка включает следующие периоды.

Сначала загружается лом, количество которого составляет 25-27 процентов от массы шихты. Затем заливается чугун при температуре от 1300 до 1450 градусов Цельсия. Затем конвертер поворачивают в рабочее положение и сверху вводят фурму, через которую подают кислород для продувки. Схема кислородного конвертера с верхней продувкой представлена на рисунке 3.1.2.

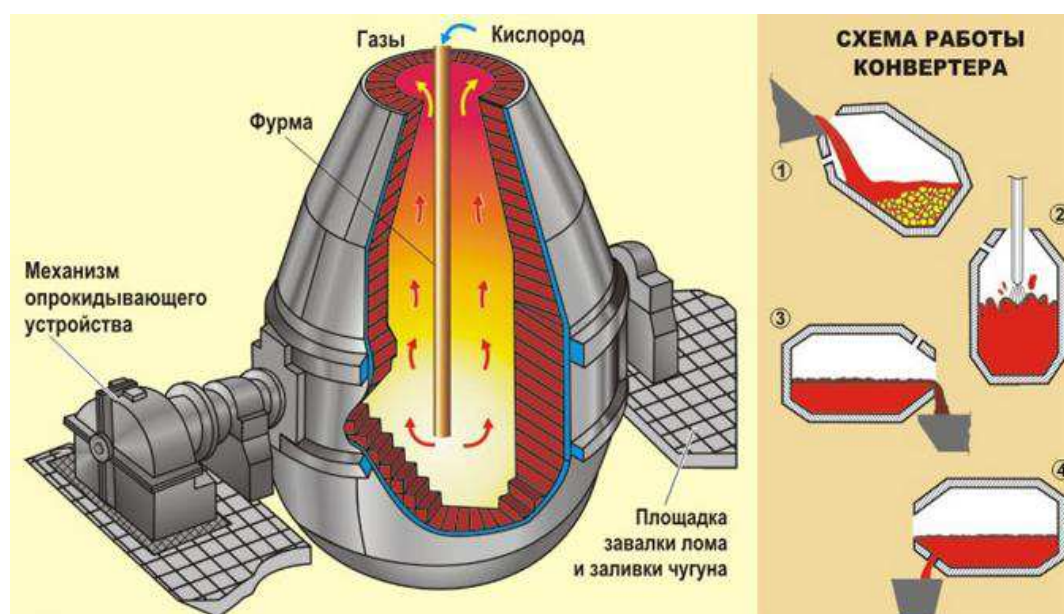


Рисунок 3.1.2 – Схема кислородного конвертера с верхней продувкой

С началом продувки добавляют порции железной руды и шлакообразующих. Остальную часть сыпучих материалов подают одной или несколькими порциями, в конвертер в процессе продувки, чаще всего в течение первой трети времени от всей продувки.

Продувка происходит до получения нужного уровня углерода в составе стали, её продолжительность 12-20 минут в зависимости от объема конвертера. Подача в конвертер кислорода довольно интенсивна – около 3-6 кубометров на тонну в минуту.

Продувка заканчивается в тот момент, когда углерод окислен до нужного содержания марки стали.

Когда продувка заканчивается, производится повалка конвертера, отбор проб, проверка температуры. Затем берут анализ пробы, чтобы выявить соответствие заданным параметрам марки. Если по результатам замеров все данные соответствуют заданным, плавку выпускают.

Если же пробы не соответствуют: неподходящая температура, высокое содержание углерода, серы или фосфора, то производится корректировка. В зависимости от параметра корректировки применяют додувку плавки разной продолжительностью и с различными положениями фурмы. Когда проведена корректировка, проводят экспресс-анализ и затем выпускают плавку.

Во время корректировки конвертер простаивает, что нежелательно. Именно поэтому так важно выбрать правильный режим продувки металла и осуществить подсчет количества охладителей.

3.2 Анализ матрицы наблюдений

Для дальнейшего применения алгоритма непараметрического управления к данному процессу необходимо проанализировать матрицу наблюдений по кислородно-конвертерной плавки стали.

На рисунке 3.2.1 представлена часть данных по исследуемому процессу, так называемый массив конвертерных плавков.

| № п/п | № плавки | Дата | Марка зад | Марка вып | Садка, т | Расход материалов, т | | | | | | | | |
|-------|----------|------------|-----------|-----------|----------|----------------------|-------|---------|--------|-----------|------|---------------|-------------|-----------|
| | | | | | | чугуна | лома | извести | эл.бой | Флюс ФОМИ | ФМ-1 | автоп. окрыш. | агл. офлюс. | уголь ССО |
| 1 | 420595 | 01.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 336,6 | 250 | 86,6 | 11,98 | 0,14 | 5,41 | | | | 2,49 |
| 2 | 420605 | 01.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 345,3 | 245,7 | 99,6 | 9,13 | 0,22 | 1,22 | | | | 1,56 |
| 3 | 420677 | 05.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 347,7 | 247 | 100,7 | 9,01 | | 4,79 | 1,43 | | | 3,06 |
| 4 | 420682 | 05.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 352,9 | 245,5 | 107,4 | 10,18 | | 4,82 | 1,17 | | | 2,08 |
| 5 | 420685 | 05.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 332,2 | 245,7 | 86,5 | 12,8 | | 4,81 | 1,5 | | | 2,03 |
| 6 | 420690 | 05.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 347,7 | 246 | 101,7 | 10,85 | | | 1,7 | | 0,86 | 2,29 |
| 7 | 420692 | 06.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 346,4 | 246,5 | 99,9 | 10,83 | 0,78 | 5,53 | | | 0,16 | 0,95 |
| 8 | 420728 | 08.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 346,1 | 250,2 | 95,9 | 13,14 | 0,48 | | 1,05 | | | 2 |
| 9 | 420734 | 08.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 347,2 | 249,7 | 97,5 | 12,4 | | 4,48 | 1,44 | | | 2 |
| 10 | 420724 | 07.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 337,8 | 247,3 | 90,5 | 15,47 | 0,01 | 4,72 | 2,23 | | | 2,04 |
| 11 | 420736 | 08.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 345,8 | 249,8 | 96 | 11,07 | | 4,75 | 1,51 | | 0,32 | 2,24 |
| 12 | 420745 | 08.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 336,1 | 256,2 | 79,9 | 16,45 | 0,65 | 4,46 | 1 | | 0,02 | 2,34 |
| 13 | 420746 | 08.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 344,1 | 251,2 | 92,9 | 11,77 | 0,07 | 4,51 | 1,04 | | | 1,95 |
| 14 | 420748 | 08.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 337,4 | 250,8 | 86,6 | 14,68 | | 3,58 | 1,37 | | | 2,99 |
| 15 | 420760 | 09.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 332,9 | 255,4 | 77,5 | 21,18 | 1,18 | 5,07 | 1,24 | | 1,95 | 1,96 |
| 16 | 420770 | 10.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 324,7 | 250,2 | 74,5 | 20,9 | 1,1 | 6,23 | | | 0,01 | 2,26 |
| 17 | 421108 | 27.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 330,9 | 241,2 | 89,7 | 17,42 | 1,01 | 3,94 | | | 1,52 | 1,82 |
| 18 | 421111 | 27.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 341,7 | 256,4 | 85,3 | 15,11 | 1,01 | 3,88 | | | 0,07 | 1,82 |
| 19 | 421115 | 27.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 346,7 | 255,5 | 91,2 | 17,07 | 1,09 | 3,01 | 1,17 | | 1,13 | 1,95 |
| 20 | 421116 | 28.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 347,3 | 255,3 | 92 | 21,01 | 1,09 | 2,97 | 1,09 | | 3,03 | 1,97 |
| 21 | 421127 | 28.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 348,3 | 255,8 | 92,5 | 19,08 | 1 | 2,84 | 1,02 | | | 2,18 |
| 22 | 421128 | 28.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 341,7 | 255,7 | 86 | 18,97 | 0,99 | 2,78 | | | | 2,78 |
| 23 | 421131 | 28.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 342,4 | 247,8 | 94,6 | 17,92 | 0,18 | 4,31 | 1,1 | | | 1,59 |
| 24 | 421135 | 28.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 332,5 | 241,4 | 91,1 | 10,2 | 1,08 | 3,93 | | | | 1,73 |
| 25 | 421137 | 29.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 351 | 255,8 | 95,2 | 11,03 | 1,05 | 3,76 | 0,69 | | | 1,85 |
| 26 | 421146 | 29.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 337,1 | 246 | 91,1 | 14,66 | 0,58 | 3,1 | 1,49 | | 0,74 | 1,84 |
| 27 | 520585 | 01.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 338,7 | 246,3 | 92,4 | 15,11 | 1,02 | 5,12 | | | | 1,38 |
| 28 | 520611 | 02.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 344,6 | 245,9 | 98,7 | 17,11 | 0,91 | 4,95 | | | | 2,03 |
| 29 | 520641 | 02.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 339,7 | 241 | 98,7 | 17,63 | 0,1 | 7,41 | | | | 2,03 |
| 30 | 520644 | 04.02.2012 | Ст3пс/Э | Ст3пс/Э | 348,4 | 245,8 | 102,6 | 15,77 | 0,21 | 5,1 | | | | 2,06 |

Рисунок 3.2.1 – Фрагмент матрицы «входных-выходных» переменных процесса кислородно-конвертерной плавки стали

Зеленым цветом выделены общие параметры:

- порядковый номер;
- номер плавки;
- марка заданная (которую хотим получить на выходе);
- марка выпущенная (которую получили на выходе).

Важно отметить, что все плавки одной марки. Во всех случаях марка полученной стали совпадает с запланированной.

Входные переменные по данной матрице наблюдений следующие:

- садка (масса металлической части шихтовых материалов, загруженных в плавильную печь периодического действия);
- расход материалов (т и кг/т): чугун, лом, известь, электродный бой, флюс ФОМИ, ФМ-1, автопокрышки, агломерат офлюсованный, уголь ССО;
- расход кислорода на продувку, м³;

- расход кислорода на прогрев, м³;
- общий кислород, м³;
- кислород на плавку, м³/т;
- продолжительность, сек;
- химический состав заливаемого чугуна: Si – кремний, Mn – магний, S – сера, P – фосфор;

- расход лома чугуна, т;
- температура чугуна, °С.

К выходным переменным относятся:

- температура металла на первой повалке, °С;
- температура металла на второй повалке, °С;
- химический состав металла на повалке, %: С – углерод, Mn – магний, S – сера, P – фосфор;

- химический состав конечного шлака на повалке: CaO, SiO₂, FeO, MgO, Al₂O₃, S, MnO, P₂O₅, TiO₂, V₂O₅.

Количество строк в матрице наблюдений равно 40 ($s = 40$). Количество столбцов и количество «входных-выходных» переменных равно 53.

В пункте 3.3 описана постановка задачи для рассматриваемого процесса, в котором указаны используемые «входные-выходные» переменные, а также помехи.

3.3 Постановка задач идентификации и управления процесса

Кислородно-конвертерная плавка представляет собой процесс изготовления стали из жидкого чугуна без затраты топлива путем продувки чугуна в конвертере технически чистым кислородом, подаваемым через фурму, которая вводится в металл сверху [35]. Время, затрачиваемое на процесс плавки, составляет примерно 40-50 минут. Оператор осуществляет управление этим процессом. Так как процесс плавки быстротечен, оператор должен принимать

управленческие решения достаточно быстро, опираясь на технологический регламент и свой опыт.

В начале и по завершению процесса происходят измерения основных переменных. Во время процесса плавки стали контролируются не все параметры, а только состав и температура конвертерных газов. Важно отметить что такой процесс является динамическим, то есть изменяется во времени. В связи со сложностью контролирования переменных процесса плавки будем рассматривать его как безынерционный процесс с запаздыванием.

Главная задача процесса плавки в сталеплавильном агрегате состоит в получении определенной марки стали с заданным химическим составом и температурой [36]. Для того, чтобы решить такие производственные задачи необходима подобрать модель расчета основных параметров плавки. Различают детерминированные, статистические и эвристические модели конвертерной плавки [37].

Эвристические модели основаны на нечёткой логике и логических правил условного вывода, нейронных сетей [38, 39]. В таких моделях важную роль играет человеческий фактор, а также, необходимо достаточно большой промежуток времени для настройки моделей, что лимитирует их использование в металлургии.

Для целей статического управления используются статистические модели плавки [40]. Успешное применение таких моделей состоит в стабильности условий работы конвертера.

Детерминированная физико-химическая модель основана на базе фундаментальных законов сохранения массы и энергии. На термодинамике Дж. У. Гиббса основаны передовые достижения в теории сталеплавильных процессов [41]. Термодинамические модели включают в себя модель фаз и на ее основе модель системы металл-шлак-газ. Результат моделирования определен выбором вида уравнения состояния и расчетом равновесия. Действие неопределенных факторов и особенности состояния конвертера, а также факт неравновесности процесса, учитываются коррекцией констант равновесия по массиву

экспериментальных данных. На сегодняшний день создание адекватной модели конвертерной плавки, с приемлемой вычислительной сложностью, продолжают в научной сфере.

Многофакторными взаимодействиями и связями обусловлен сталеплавильный процесс. Например, на кинетику окисления примесей влияют возмущения и управляющие воздействия, которые возникают во время продувки. Колебания извести и шлакообразующих, заметалливание сопел и т.п., значительно усложняют создание детерминированной модели плавки стали. В такой ситуации приемлемым решением может быть непараметрическая стохастическая аппроксимация некоторых связей «вход-выход».

На рисунке 3.3.1 представлена схема идентификации процесса кислородно-конвертерной плавки стали.

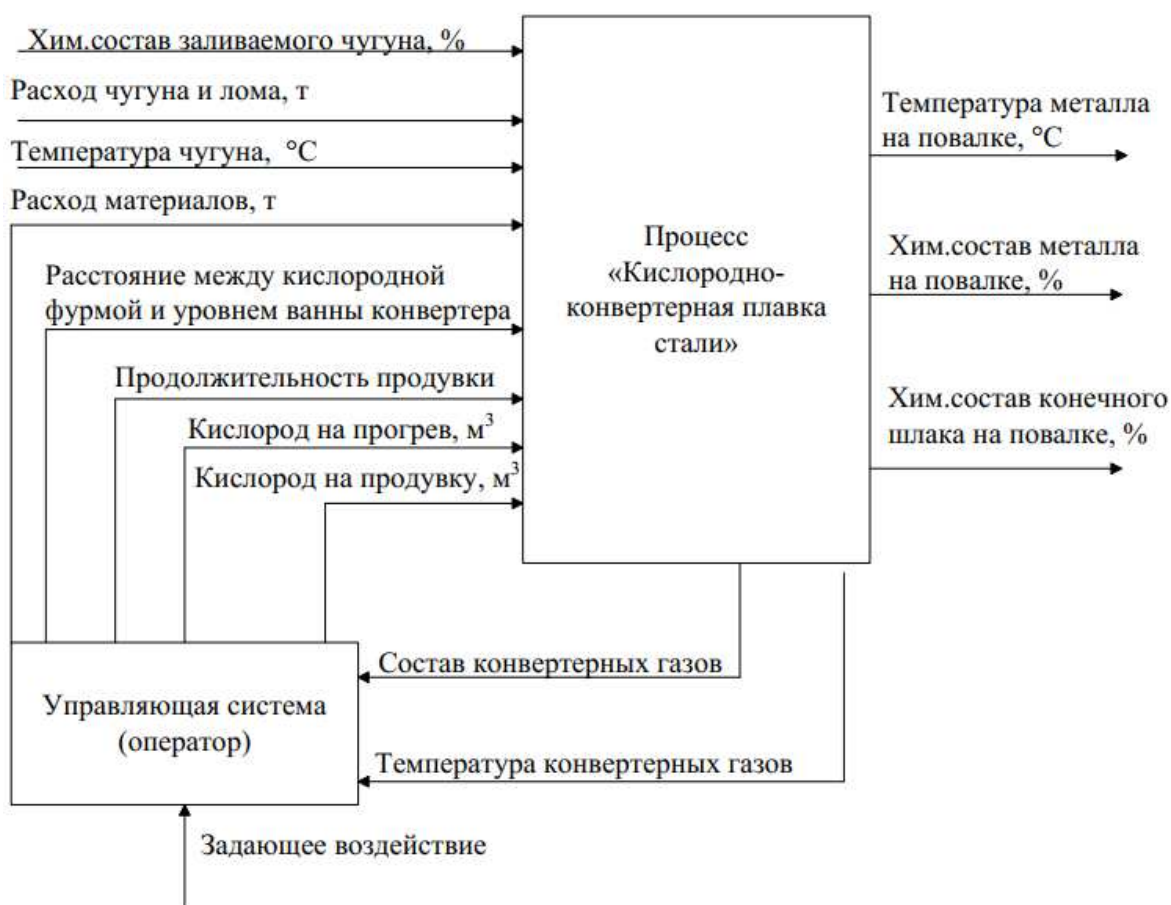


Рисунок 3.3.1 – Процесс кислородно-конвертерной плавки с точки зрения теории управления

Схема состоит из двух блоков: блок конвертора и блок управляющей системы. На рисунке 3.3.2 отображена схема процесса плавки стали с точки зрения управления.



Рисунок 1 – Процесс кислородно-конвертерной плавки с точки зрения теории управления

Входные контролируемые переменные, которые поступают на конвертор, по возможности управления ими в ходе процесса плавки можно разделить на управляемы и неуправляемы. К управляемым переменным относятся:

- расход кислорода на продувку, м^3 (u_1);
- расход кислорода на прогрев, м^3 (u_2);
- расход материалов, т. (u_3 – известь, u_4 – электродный бой, u_5 – флюс ФОМИ, u_6 – ФМ-1, u_7 – агломерат офлюсованный, u_8 – уголь ССО);
- продолжительность продувки, мин., (u_9);

- расстояние между кислородной фурмой и уровнем ванны конвертора (u_{10}).

Переменные, которые неуправляемы в ходе процесса $\mu(t)$; плавки:

- расход чугуна, т., (μ_1);
- химический состав заливаемого чугуна, (%) (μ_2 – кремний, μ_3 – магний, μ_4 – сера, μ_5 – фосфор);
- температура чугуна, °С (μ_6);
- расход лома, т., (μ_7).

Помехи типа $\xi(t)$, представляют собой факторы, действующие на процесс, которые сложно формализовать. К примеру, состояние частей присадки, агрегата и др.

Векторная выходная переменная $x(t)$ кислородно-конвертерного процесса плавки стали описывают качество конечного продукта. К таким переменным относят:

- химический состав металла на повалке, % (x_1);
- температура металла на повалке, °С (x_2);
- химический состав конечного шлака на повалке, % (x_3).

Также выделяют векторную переменную $\omega(t)$, которая характеризуется ходом процесса, а именно составом ω_1 и температурой ω_2 конвертерных газов.

3.4 Применение алгоритма непараметрического управления к процессу

В данном пункте рассмотрим применение непараметрического алгоритма управления к процессу кислородно-конвертерной плавки.

При исследовании рассматриваемого процесса использовалась выборка «входных-выходных» переменных $\{u_i, \mu_i, x_i\}, i = \overline{1, 35}$, где $u = (u_1, u_2, \dots, u_8)$, $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_7)$, $x = (x_1, x_2, \dots, x_{15})$. Данная выборка включала в себя измерения,

которые были получены выплавки стали марки СтЗпс/Э в ККЦ№2 ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат».

На первом этапе выполним корреляционный анализ. Необходимо определить связаны ли переменные рассматриваемого процесса линейной зависимостью. С помощью формулы (3.4.1) вычислим коэффициент корреляции между всеми переменными.

$$r = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{(x_i^1 - m_1)(x_i^2 - m_2)}{\sigma_1 \sigma_2}, \quad (3.4.1)$$

где s – объем выборки;

x_1 – первая переменная;

x_2 – вторая переменная;

m_1, m_2 – оценки математического ожидания (МО) x_1 и x_2 соответственно.

Оценки МО рассчитываются по формулам:

$$m_1 = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s x_i^1, \quad m_2 = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s x_i^2, \quad (3.4.2)$$

где σ_1, σ_2 – оценки среднеквадратических отклонений величин x_1 и x_2 соответственно.

Такие оценки рассчитываются по формулам:

$$\sigma_1 = \sqrt{\frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (x_i^1 - m_1)^2}, \quad \sigma_2 = \sqrt{\frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (x_i^2 - m_2)^2}. \quad (3.4.3)$$

Результаты корреляционного анализа представлены в Приложении А. Наименьшее значение коэффициента корреляции $r=0.263$ (связь между агломератом офлюсованным (u_7) и флюсом ФОМИ (u_5)). Наибольшее значение

коэффициента корреляции $r = 0.663$ (связь между известью (u_3) и содержанием в чугуна кремния Si (μ_2)). Оценивая эти коэффициенты следует вывод, что линейная связь между переменными рассматриваемого процесса слабая.

На следующем этапе исследования процесса кислородно-конвертерной плавки необходимо проверить переменные на нелинейную зависимость. Для этого между переменными использовалась непараметрическая оценка функции кривой регрессии по наблюдениям.

Одной из главной выходной переменной считается векторная переменная «Химический состав металла на повалке». Она состоит еще из четырех переменных: x_1 – С (углерод), x_2 – Mn (магний), x_3 – S (сера), x_4 – P (фосфор). Следует отметить, что для их прогнозирования было построено 4 непараметрические модели, которые имеют следующий вид:

$$x_s^l(u) = \frac{\sum_{i=1}^{35} x_i^l \prod_{j=1}^{15} \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}{\sum_{i=1}^{35} \prod_{j=1}^{15} \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))} \quad (3.4.4)$$

где $l = \overline{1,4}$ (прогноз по x_1, x_2, x_3, x_4);

объем выборки $s=35$.

Точность построенных моделей рассчитывалась по формуле квадратичной ошибки:

$$R_s = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (x_i - x_i^s)^2, \quad (3.4.5)$$

где R_s – квадратичная ошибка;

x_i – измеренное значение выходной переменной;

x_i^s – полученная оценка.

В режиме «скользящего экзамена» для выходных переменных x_1, x_2, x_3, x_4 были сформированы непараметрические модели. Полученные результаты отображены в таблице 3.4.1. Важно отметить, что D_s - оценка дисперсии выхода объекта x , а ошибка прогнозирования $W = R_s / D_s$.

В таблице 3.4.1 приведены результаты непараметрического прогноза выходных переменных процесса.

Таблица 3.4.1 – Непараметрический прогноз выходных переменных процесса

| Показатель Переменная | Ошибка R_s | Оценка дисперсии D_s выходной переменной x | Отношение W |
|--------------------------|--------------|------------------------------------------------------|---------------|
| Углерод, С (x_1) | 0.00019778 | 0.000234 | 0.845 |
| Марганец, Mn (x_2) | 0.0004301358 | 0.0005404 | 0.85 |
| Сера, S (x_3) | 0.00000755 | 0.00001183 | 0.64 |
| Фосфор, P (x_4) | 0.00004077 | 0.000041137 | 0.99 |

Анализируя таблицу 3.4.1, можно сделать вывод, что ошибка прогнозирования достаточно велика, то есть прогноз недостаточно точен. Из этого следует, что по данным выходам не может быть построена удовлетворительная модель. Отметим, что при $R > D$ или $R \approx D$, получить достаточно точную модель для рассматриваемого процесса нельзя.

Исследуем характер процесса кислородно-конвертерной плавки стали. Характер зависимости концентрации углерода С в металле на повалке от содержания лома в расходных материалах представлен на рисунке 3.4.1. Графики представляют собой срезы при 14 фиксированных входных переменных $u_1, u_3, u_4, \dots, u_{15}$, а переменная u_2 (содержание лома) изменяется в границах [-2; 2.5]. Кривая «1» представляет ситуацию, когда все фиксированные

переменные равны своему среднему значению. Кривая «2» представляет ситуацию, когда фиксированная переменная u_1 (чугун) отклонена на +0,3 от своего среднего значения, кривая «3» – u_1 сдвинута на -0.3 от среднего значения.

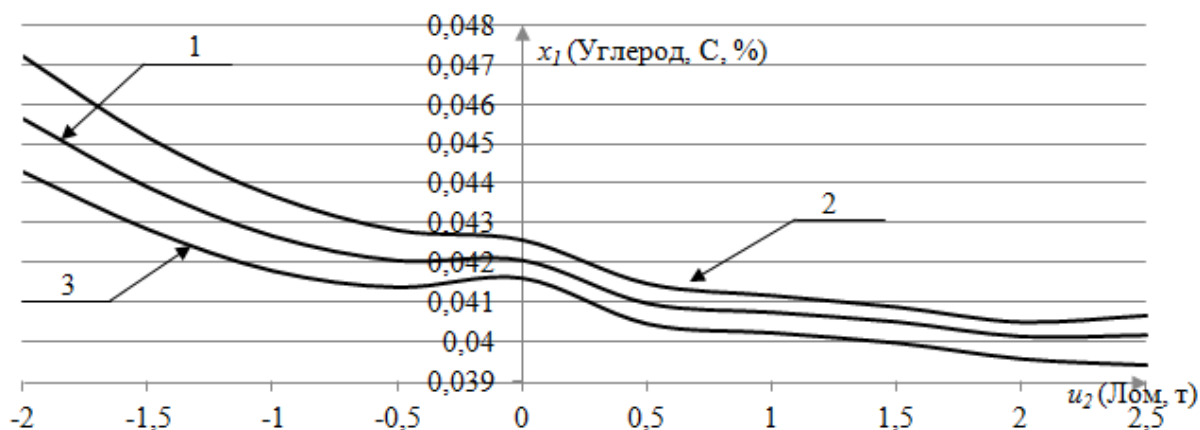


Рисунок 3.4.1 – Характер зависимости концентрации углерода C на повалке от содержания лома (т.) в расходных материалах лома

Анализируя вышеописанный рисунок, отметим, что характер зависимости нелинейный, то есть он приближенно описывает канал «расход материала (известь, электродный бой, чугун, лом, флюс, ФМ-1, агломерат офлюсованный, уголь ССО), кислород на прогрев, кислород на продувку, химический состав заливаемого чугуна (кремний Si, марганец Mn, сера S, фосфор P), температура чугуна – углерод (C) в металле на повалке». Из этого следует, что использование подобных моделей может помочь для решения задачи управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали.

Характер зависимости концентрации фосфора P от содержания извести в расходных материалах представлен на рисунке 3.4.2. Графики представляют собой срезы при 14 фиксированных входных переменных и одной изменяющейся переменной u_2 (содержание извести), которая изменяется в границах [-2; 2.5]. Кривая «1» представляет ситуацию, когда все фиксированные переменные равны своему среднему значению. Кривая «2» представляет

ситуацию, когда фиксированная переменная u_2 (лом) отклонена на $+0.3$ от своего среднего значения, кривая «3» – u_2 сдвинута на -0.3 от среднего значения.

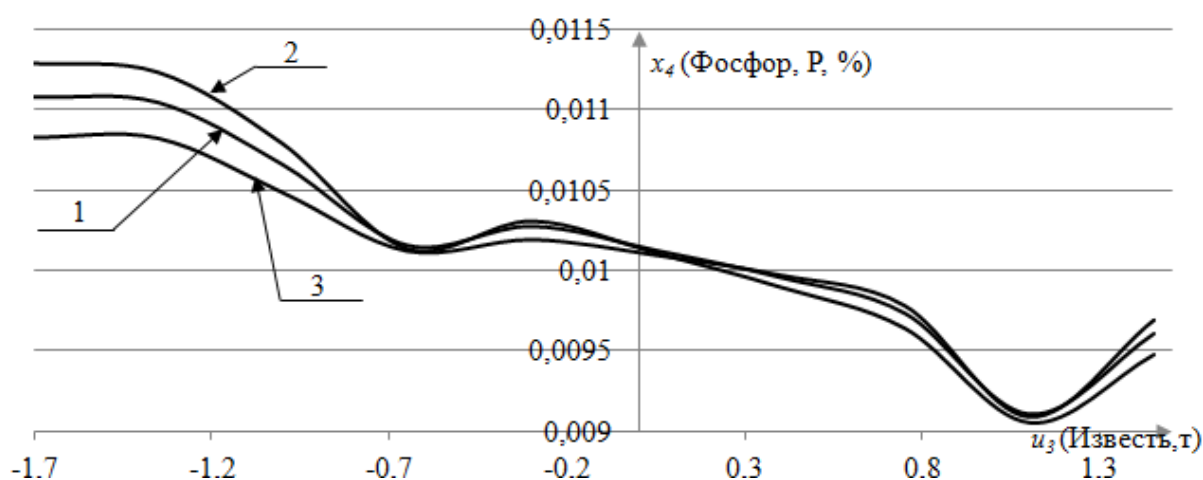


Рисунок 3.4.2 – Характер зависимости концентрации фосфора на повалке от содержания в расходных материалах извести

Рассмотренная зависимость имеет нелинейный характер. Важно отметить, что в этом случае нелинейность уже более сильная, чем в предыдущем примере (рисунок 3.4.1). Зависимость описывает канал «расход материала (известь, электродный бой, чугун, лом, флюс, ФМ-1, агломерат офлюсованный, уголь ССО), кислород на прогрев, кислород на продувку, химический состав заливаемого чугуна (кремний Si, марганец Mn, сера S, фосфор P), температура чугуна – фосфор (P) в металле на повалке». Из этого следует, что использование подобных моделей может помочь для решения задачи управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали.

Анализ рассматриваемого процесса показал, что ведение процесса ведется осуществляется недостаточно качественно, но в рамках технологического регламента. Это связано с применяемыми, на данный момент, средствами контроля, то есть выходными переменными, не контролируются в ходе плавки. Помимо этого, для последующего анализа не сохраняются действия оператора и значения промежуточных переменных процесса плавки.

Далее рассмотрим предлагаемую схему управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали.

Обычно при разработке систем управления дискретно-непрерывными процессами используют все имеющиеся технологические переменные, которые можно измерить и проконтролировать. В большинстве случаев существует значительное количество переменных, которые нельзя измерить электрическими средствами, но можно измерить химико-физическими, физико-механическими, и др. лабораторными средствами. В этом случае основой является не только процедура, регламентируемая ГОСТами, но и дискретность измерения, то есть она может определяться секундами, минутами и т.д.

На практике измерения основных показателей процесса происходит через значительные интервалы времени. Такие интервалы чаще всего намного превышают время протекания самого процесса, то есть значение важной переменной появляется только тогда, когда технологический процесс уже завершен. В связи с этим, данные показатели практически не применяются в контурах компьютерных систем управления. По факту, управление такими процессами, на сегодняшний день, происходит по технологическим переменным, которые являются косвенными показателями основных переменных. Основная переменная – это показатель, по которому отпущено изделие и определена его цена.

В качестве примера вышеописанной проблемы рассмотрим процесс переработки нефти. В данном случае основной показатель – это октановое число, которое рассчитывается по ГОСТу раз в смену. В свою очередь, косвенные переменные осуществляют управление процессом (температура, давление и т.д.). Аналогичные примеры можно привести в работе предприятия цветной металлургии, строительной компании и т.д.

Очевидным является тот факт, что было бы желательно уже в процессе течения технологического процесса использовать основные и косвенные показатели. В таком случае, перспективным может оказаться разработка

адаптивных (обучающихся) датчиков ускоренного прогноза основных показателей по косвенным. Обучающийся датчик должен включать в себя алгоритмическую, программную и техническую часть. По сути, это и есть адаптивные обучающиеся модели прогнозирования основной выходной переменной по косвенным показателям, которые доступны для измерения и контроля с малой дискретностью.

Вернемся к процессу кислородно-конвертерной плавки стали. Выходные переменные x становятся известны лишь на повалке при взятии пробы (в ходе выплавки они не контролируются). Получается, что управление технологическим процессом по выходным переменным не происходит. Важно отметить, что именно по таким переменным определяют качество и стоимость выпускаемой продукции. На сегодняшний момент управление процессом выполняется оператором в соответствии с показаниями газоанализатора (ω_1, ω_2). Следует отметить, что эти переменные проверяются в ходе процесса. Анализируя показатели газоанализатора и значения математической модели, оператор принимает решение о необходимости изменения управляющего воздействия u .

В течении изучения процесса кислородно-конвертерной плавки стали была предложена схема управления, которая представлена на рисунке 3.4.3.

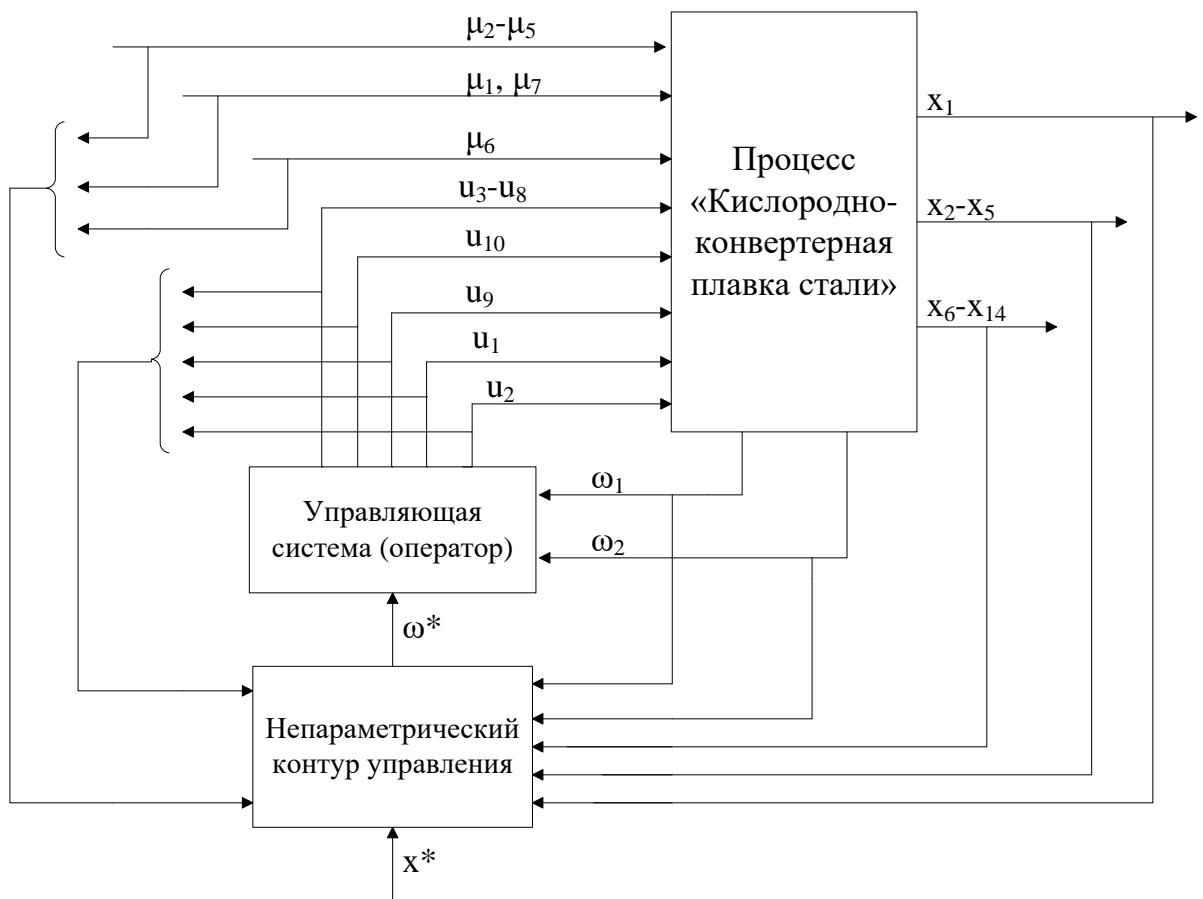


Рисунок 3.4.3 – Предлагаемая схема управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали

В сравнении с существующей схемой, представленной на рисунке 3.3.1, в предлагаемую схему внедрен внешний контур управления, в который включен блок «Непараметрический контур управления». Особенность этого блока заключается в том, что он накапливает в себе сведения о значениях «входных-выходных» переменных процесса (μ , ω , x , u). В блоке реализованы непараметрические модели и непараметрический алгоритм дуального управления (2.2.7), описанные в главе 2. В итоге, внедренный внешний контур учитывает все имеющиеся переменные, которые можно измерить (μ , ω , u). Помимо этого, появляется возможность прогнозировать выходные переменные x . Следовательно, в зависимости от конкретной ситуации внешний контур выдает задающее воздействие на имеющийся контур управления, либо советы оператору.

3.5 Вывод к главе 3

В данной главе был исследован процесс кислородно-конвертерной плавки стали. Такой процесс относится к периодическим процессам и заключается в продувке жидкого чугуна через одну фурму с водяным охлаждением, опускаемую сверху над поверхностью металла.

Были проанализированы данные по рассматриваемому процессу, определены «входные-выходные» переменные.

В пункте 3.4 описано применение непараметрического алгоритма управления к процессу выплавки стали.

Предварительный анализ матрицы наблюдений показал, что между переменными процесса отсутствует линейная зависимость, но графики срезов по переменным процесса показывают его нелинейный характер.

После этого были построены непараметрические модели для следующих основных выходных переменных процесса, определяющих содержание основных химических элементов в металле на повалке: углерод (C), марганец (Mn), сера (S), фосфор (P). Точность непараметрических моделей оказалась недостаточной.

Анализ рассматриваемого процесса показал, что ведение процесса ведется осуществляется недостаточно качественно, но в рамках технологического регламента. Это связано с применяемыми, на данный момент, средствами контроля, то есть выходными переменными, не контролируются в ходе плавки. Помимо этого, для последующего анализа не сохраняются действия оператора и значения промежуточных переменных процесса плавки.

На основе выявленных проблем предлагается новая схема управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали, которая включает в себя внешний контур управления. После внедрения такого контура учитываются все «входные-выходные» переменные, которые можно измерить (μ , ω , u). Помимо этого, появляется возможность прогнозировать выходные переменные x . Следовательно, в зависимости от конкретной ситуации внешний контур выдает

задающее воздействие на имеющийся контур управления, либо советы оператору. Это позволит существенно повысить качество выпускаемой продукции.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Первая глава посвящена проблеме дуального управления многомерными безынерционными процессами в условиях малой априорной информации. Рассматриваются сведения из теории дуального управления в байесовой, параметрической и непараметрической постановках.

Рассмотрев некоторые теории дуального управления, следует отметить, что в развитой А.А. Фельдбаумом байесовой теории дуального управления, процесс получения оптимальной стратегии управления довольно сложен, но при этом процесс обучения наиболее прост и краток. В системах параметрического дуального управления, в изложении Я.З.Цыпкина, процесс синтеза алгоритмов управления более прост, но на обучение системы управления требуется больше времени.

Во второй главе внимание было уделено вычислительным экспериментам. Было выяснено и наглядно показано, что правильный выбор параметрической структуры оказывает значительное влияние на точность полученной модели.

Были выполнены вычислительные эксперименты, которые позволяют сравнить работу традиционных законов регулирования с работой непараметрического дуального алгоритма управления.

Также было выявлено, что для более простых функций точность результатов у дуального алгоритма и пропорционального регулятора почти одинакова. В этом случае второй выигрывает из-за простоты реализации. В случае, когда рассматривается сложный процесс с различными колебаниями, то более эффективно использовать непараметрический дуальный алгоритм.

В третьей главе был исследован процесс кислородно-конвертерной плавки стали. Были проанализированы данные по рассматриваемому процессу, определены «входные-выходные» переменные.

Анализ рассматриваемого процесса показал, что ведение процесса ведется осуществляется недостаточно качественно, но в рамках технологического регламента. Это связано с применяемыми, на данный момент, средствами

контроля, то есть выходные переменные, не контролируются в ходе плавки. Помимо этого, для последующего анализа не сохраняются действия оператора и значения промежуточных переменных процесса плавки.

На основе выявленных проблем предлагается новая схема управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали, которая включает в себя внешний контур управления. После внедрения такого контура учитываются все «входные-выходные» переменные, которые можно измерить (μ , ω , u). Помимо этого, появляется возможность прогнозировать выходные переменные x . Следовательно, в зависимости от конкретной ситуации внешний контур выдает задающее воздействие на имеющийся контур управления, либо советы оператору. Это позволит существенно повысить качество выпускаемой продукции.

Поставленная цель магистерской диссертации была достигнута, задачи выполнены. Для достижения поставленной цели использовались методы математической статистики, анализа данных, математического моделирования, теории управления. Результаты работы могут быть полезны при создании систем управления многомерными дискретно-непрерывными процессами.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1) Банникова А.В., Корнеева А.А., Корнет М.Е.. О непараметрическом дуальном управлении многомерным объектом с запаздыванием// Труды X Международной конференции «Идентификация систем и задачи управления» SICPRO '15 Москва 26-29 января 2015 г. – С.191-200.
- 2) Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука, 1968. – 400с
- 3) 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.
- 4) Воронов А.А. Основы теории автоматического регулирования и управления. – Учеб. пособие для вузов. М., «Высш. школа», 1977, 519 с.,1970.
- 5) Цыпкин Я.З. Основы теории обучающихся систем / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука, 1970. – 252 с.
- 6) Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления / П. Эйкхофф. – М. : Мир, 1975. – 681 с.
- 7) Фельдбаум А. А. Основы теории оптимальных автоматических систем. М.: Физматгиз, 1963
- 8) Корнеева А.А. Непараметрическое дуальное управление многомерными безынерционными объектами / А.А. Корнеева // Труды IX Всероссийской научно-практической конференции «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве (AS`2013)», г. Новокузнецк. – 2013. – С.477-482.
- 9) Надарая Э.А. Непараметрическое оценивание плотности вероятностей и кривой регрессии / Э.А. Надарая. – Город.: Издательство Тбилисского университета, 1983.
- 10) Ольховой А.Ф. Введение в функциональный анализ - Таганрог: ТТИ ЮФУ, 2011 - с.146

- 11) Медведев А.В. Непараметрические системы адаптации. Новосибирск: Наука, 1983
- 12) Методы классической и современной теории автоматического управления. Статическая динамика и идентификация систем автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. Т. 2. М.: Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004.
- 13) Методы классической и современной теории автоматического управления. Синтез регуляторов систем автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. Т. 3. М.: Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004.
- 14) Куликовский Р. Оптимальные и адаптивные процессы в системах автоматического регулирования. М.: Наука, 1967.
- 15) Медведев А. В. Непараметрические системы адаптации. Новосибирск: Наука, 1983.
- 16) Демидов В.А. Производство конвертерной стали. Технологическая инструкция ТИ-233-СТ КК-02-2002 / Демидов В.А. – 2002. – 148 с.
- 17) Глинков Г.М. АСУ ТП в черной металлургии. [Учебник для вузов] 2-е изд. Перераб. и доп. / Глинков Г.М., Маковский В.А. – М.: «Металлургия». – 1999. – 310 с.
- 18) Бабич В.К., Лукашкин Н.Д., Морозов А.С. и др. Основы металлургического производства (черная металлургия) [Учебник для средних профессионально-технических училищ] – М.: Металлургия, 1988. 272 с.
- 19) Кубашевский О., Оклок С.Б. Металлургическая термохимия. Пер. с английского. - М.: Металлургия, 1982. - 292 с.
- 20) Воскобойников, В.Г. Общая металлургия: учебник для вузов. / В.Г. Воскобойников, В.А. Кудрин, А.М. Якушев. - Москва: ИКЦ «Академкнига», 2005. - 768 с.
- 21) Втюрин, В.А. Автоматизированные системы управления технологическими процессами. Учебное пособие. / В.А. Втюрин. - Санкт-Петербург, 2006.

- 22) Желдак, Т.А. Подходы к построению интеллектуальной системы, управляющей кислородным конвертером / Т.А. Желдак, Д.А. Воловенко // Научный вестник НГУ. - Днепропетровск, 2011. – №5. – С. 133-136.
- 23) Льюнг, Л. Идентификация систем / Л. Льюнг. – Москва: Наука, 1991. – 423 с.
- 24) Хардле, В. Прикладная непараметрическая регрессия / В. Хардле. – Москва: Мир, 1993. – 349 с.
- 25) Шуленин, В.П. Математическая статистика. Часть 1. Параметрическая статистика: учебник / В.П. Шуленин – Томск: Изд-во НТЛ, 2012. – 540 с.
- 26) Шуленин, В.П. Математическая статистика. Часть 2. Непараметрическая статистика: учебник / В.П. Шуленин – Томск: Изд-во НТЛ, 2012. – 388 с.
- 27) Вулих Б.З. Введение в функциональный анализ / Б.З Вулих. – М.: Наука, 1967. – 416 с.
- 28) Гнеденко Б.В. Курс теории вероятностей / Б.В. Гнеденко. – М.: Наука, 1988. – 446 с.
- 29) Васильев В.А. Непараметрическое оценивание функционалов от распределений стационарных последовательностей / В.А. Васильев, А.В. Добровидов, Г.М. Кошкин. – М.: Наука, 2004. – 508 с.
- 30) Боровков А.А. Математическая статистика. Оценка параметров. Проверка гипотез / А.А. Боровков. – М.: Наука, 1984. – 472 с.
- 31) Боровков А.А. Математическая статистика / А.А. Боровков. – М.: Наука, 1984. – 472 с.
- 32) Апраушева Н.Н. Использование непараметрических оценок в регрессионном анализе / Н.Н. Апраушева, В.Д. Конаков // Заводск. лаб. – 1973. – № 5. – С. 556-569.
- 33) Айвазян С.А. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных / С.А. Айвазян, И.С. Енюков. – М.: Финансы и статистика, 1983. – 471 с.

- 34) Айвазян С.А. Прикладная статистика: Исследование зависимостей / С.А. Айвазян, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1985. – 487 с.
- 35) Туркенич Д.И. Управление плавкой стали в конверторе / Д.И. Туркенич. – М.: Metallurgy, 1972. – 360 с.
- 36) Воскобойников В.Г. Общая металлургия / В.Г. Воскобойников, В.А. Кудрин, А.М. Якушев. – М.: Metallurgy, 1998. – 768 с.
- 37) Желдак Т.А. Подходы к построению интеллектуальной системы, управляющей кислородным конвертером / Т.А. Желдак, Д.А. Воловенко // Научный вестник НГУ. – 2011. – №5. – С. 133-136
- 38) Kubat C.H. Taskin Bofy-fuzzy logic control for the Basic Oxygen Furnace (BOF) / C.H. Kubat // Robotics and Autonomous System. – 2004. – № 49. – P. 193-205
- 39) Sarita Chauhan. Comparative study of BOF Steelmaking Process based on ANFIS and GRNN Model / Chauhan Sarita, Singh Mahendra, Vivek Kumar Meena // International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT). – 2013. – Vol. 2 (9). – P. 198-202.
- 40) Гулыга Д.В. Модель расчета параметров кислородно-конвертерной плавки / Д.В. Гулыга, А.В. Сущенко // Сталь. – 2003. – №12. – С. 19-24
- 41) Управление сталеплавильными агрегатами на основе современных физико-химических представлений / А.Г. Пономаренко, П.И. Окоукони, С.А. Храпко, Е.Н. Иноземцева // Труды 4-го конгресса сталеплавильщиков. – 1997. – С. 35-40.
- 42) Непараметрические модели и алгоритмы управления для процесса кислородно-конвертерной плавки стали [Электронный ресурс]: выпускная квалификационная работа бакалавра: 09.03.02 / М. В. Лапина. – Красноярск: СФУ, 2016.
- 43) Корнеева А.А. Непараметрическое дуальное управление безынерционными системами / А.А. Корнеева, А.В. Медведев // Кибернетика и

высокие технологии XXI века: труды XIII международной научно-технической конференции, г. Воронеж. – 2013. – С. С. 250-261

44) Корнеева А.А. О непараметрических моделях и алгоритмах управления процессом конвертерной плавки стали / А.А. Корнеева, А.В. Банникова, М.Е. Корнет // Труды Всероссийской молодежной научно-практической конференции «Малые Винеровские чтения», г. Иркутск. – 2014.

45) Катковник В.Я. Непараметрическая идентификация и сглаживание данных / В.Я. Катковник. – М.: Наука, 1985. – 336 с.

46) Рубан А.И. Методы анализа данных: учебное пособие / А.И. Рубан. – Красноярск: ИПЦ КГТУ, 2004. – 319 с.

47) Бендат Дж., Пирсол А. Применения корреляционного спектрального анализа. – М.: Мир, 1983. – 312 с.

48) Бесекерский В.А. Цифровые автоматические системы. - М.:Наука, 1976. - 576 с.

49) Семенов А.Д., Артамонов Д.В., Брюхачев А.В. Идентификация объектов управления: учебн. пособие. - Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2003. - 211 с.

50) Современные методы идентификации систем/Под ред. П.Эйкхоффа. - М.: Мир, 1983. - 400 с.

51) Корнеева А.А. Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по теме «Непараметрические модели и алгоритмы управления для многомерных систем с запаздыванием» 2014 год;

52) Gasser T. Kernel estimation of regression function / T. Gasser, H.G. Muller // Lect. NotesMath. – 1979. – V.757. – P. 23-68.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Корреляция между «входными-выходными» переменными рассматриваемого процесса

Таблица А.1 – Корреляции между «входными-выходными» переменными процесса кислородно-конвертерной плавки стали

| | Чугун | Лом | Известь | Эл.бой | ФЛЮС | ФМ1 | Агл.офлюс | Уголь ССО | Кислород_п родувка | Кислород_п рогрев | Si_inp ut | Mn_in put | S_inpu t | P_inpu t | T_чуг ун | T_пов алка | C_out | Mn_ou t | S_out | P_out |
|-----------------------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|-----------|-----------|-----------------------|----------------------|--------------|--------------|-------------|-------------|-------------|---------------|--------|------------|--------|--------|
| Чугун | 1 | -0,304 | 0,194 | 0,280 | -0,217 | 0,207 | -0,095 | 0,257 | -0,003 | -0,012 | 0,170 | 0,239 | -0,245 | 0,100 | 0,134 | -0,310 | 0,425 | -0,005 | -0,205 | -0,025 |
| Лом | -0,304 | 1 | -0,409 | -0,272 | -0,117 | -0,025 | -0,017 | -0,101 | 0,208 | -0,058 | -0,319 | -0,388 | 0,469 | -0,385 | -0,056 | 0,051 | -0,380 | 0,150 | 0,490 | 0,085 |
| Известь | 0,194 | -0,409 | 1 | 0,060 | 0,156 | -0,002 | 0,125 | 0,102 | 0,308 | -0,148 | 0,663 | 0,523 | -0,608 | 0,187 | 0,523 | 0,000 | 0,513 | 0,154 | -0,785 | -0,272 |
| Эл.бой | 0,280 | -0,272 | 0,060 | 1 | -0,098 | -0,370 | 0,177 | -0,371 | 0,090 | -0,195 | -0,082 | 0,167 | -0,107 | 0,044 | 0,149 | -0,155 | 0,529 | -0,025 | -0,260 | -0,340 |
| ФЛЮС | -0,217 | -0,117 | 0,156 | -0,098 | 1 | -0,277 | -0,263 | -0,117 | -0,085 | -0,060 | 0,190 | -0,143 | 0,047 | -0,180 | 0,080 | -0,136 | 0,049 | 0,140 | -0,128 | -0,079 |
| ФМ1 | 0,207 | -0,025 | -0,002 | -0,370 | -0,277 | 1 | 0,189 | 0,374 | 0,049 | 0,233 | -0,085 | 0,122 | 0,000 | -0,073 | -0,077 | 0,171 | -0,249 | -0,154 | 0,188 | 0,281 |
| Агл.офлюс | -0,095 | -0,017 | 0,125 | 0,177 | -0,263 | 0,189 | 1 | -0,058 | 0,139 | -0,005 | -0,129 | 0,465 | -0,034 | 0,341 | 0,260 | 0,044 | 0,195 | -0,080 | -0,098 | -0,102 |
| Уголь ССО | 0,257 | -0,101 | 0,102 | -0,371 | -0,117 | 0,374 | -0,058 | 1 | -0,118 | 0,120 | 0,298 | 0,165 | -0,246 | -0,041 | 0,071 | 0,014 | 0,021 | 0,041 | -0,083 | 0,309 |
| Кислород_п родувка | -0,003 | 0,208 | 0,308 | 0,090 | -0,085 | 0,049 | 0,139 | -0,118 | 1 | -0,322 | 0,104 | 0,140 | -0,232 | 0,047 | 0,424 | 0,419 | 0,073 | -0,100 | -0,246 | -0,252 |
| Кислород_п огрев | -0,012 | -0,058 | -0,148 | -0,195 | -0,060 | 0,233 | -0,005 | 0,120 | -0,322 | 1 | -0,245 | -0,251 | 0,273 | 0,025 | -0,213 | -0,011 | -0,224 | -0,246 | 0,255 | 0,257 |

Окончание приложения А.

| | Чугун | Лом | Известь | Эл.бой | ФЛЮС | ФМ1 | Агл.о флюс | Уголь ССО | Кислород_п родувка | Кислород_п рогрев | Si_inp ut | Mn_in put | S_inp t | P_inpu t | T_чуг ун | T_пов алка | C_out | Mn_ou t | S_out | P_out |
|-----------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|---------------|--------------|-----------------------|----------------------|--------------|--------------|------------|-------------|-------------|---------------|--------|------------|--------|--------|
| Si_input | 0,170 | -0,319 | 0,663 | -0,082 | 0,190 | -0,085 | -0,129 | 0,298 | 0,104 | -0,245 | 1 | 0,333 | -0,797 | 0,146 | 0,209 | -0,017 | 0,339 | 0,214 | -0,609 | -0,100 |
| Mn_input | 0,239 | -0,388 | 0,523 | 0,167 | -0,143 | 0,122 | 0,465 | 0,165 | 0,140 | -0,251 | 0,333 | 1 | -0,576 | 0,504 | 0,252 | 0,113 | 0,372 | -0,053 | -0,497 | -0,148 |
| S_input | -0,245 | 0,469 | -0,608 | -0,107 | 0,047 | 0,000 | -0,034 | -0,246 | -0,232 | 0,273 | -0,797 | -0,576 | 1 | -0,346 | -0,182 | -0,191 | -0,372 | -0,044 | 0,605 | -0,011 |
| P_input | 0,100 | -0,385 | 0,187 | 0,044 | -0,180 | -0,073 | 0,341 | -0,041 | 0,047 | 0,025 | 0,146 | 0,504 | -0,346 | 1 | 0,019 | 0,145 | 0,321 | -0,223 | -0,134 | -0,008 |
| T_чугун | 0,134 | -0,056 | 0,523 | 0,149 | 0,080 | -0,077 | 0,260 | 0,071 | 0,424 | -0,213 | 0,209 | 0,252 | -0,182 | 0,019 | 1 | -0,057 | 0,400 | 0,005 | -0,494 | -0,228 |
| T_повалка | -0,310 | 0,051 | 0,000 | -0,155 | -0,136 | 0,171 | 0,044 | 0,014 | 0,419 | -0,011 | -0,017 | 0,113 | -0,191 | 0,145 | -0,057 | 1 | -0,192 | -0,053 | 0,048 | 0,372 |
| C_out | 0,425 | -0,380 | 0,513 | 0,529 | 0,049 | -0,249 | 0,195 | 0,021 | 0,073 | -0,224 | 0,339 | 0,372 | -0,372 | 0,321 | 0,400 | -0,192 | 1 | 0,219 | -0,523 | -0,372 |
| Mn_out | -0,005 | 0,150 | 0,154 | -0,025 | 0,140 | -0,154 | -0,080 | 0,041 | -0,100 | -0,246 | 0,214 | -0,053 | -0,044 | -0,223 | 0,005 | -0,053 | 0,219 | 1 | -0,111 | -0,113 |
| S_out | -0,205 | 0,490 | -0,785 | -0,260 | -0,128 | 0,188 | -0,098 | -0,083 | -0,246 | 0,255 | -0,609 | -0,497 | 0,605 | -0,134 | -0,494 | 0,048 | -0,523 | -0,111 | 1 | 0,397 |
| P_out | -0,025 | 0,085 | -0,272 | -0,340 | -0,079 | 0,281 | -0,102 | 0,309 | -0,252 | 0,257 | -0,100 | -0,148 | -0,011 | -0,008 | -0,228 | 0,372 | -0,372 | -0,113 | 0,397 | 1 |

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

Институт космических и информационных технологий

Кафедра систем искусственного интеллекта

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой
Г. М. Цибульский

«13» 06 2018 г.


МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Непараметрическое дуальное управление многомерными объектами

09.04.02 «Информационные системы и технологии»

09.04.02.01 «Информационно-управляющие системы»

Научный руководитель


подпись, дата

проф. каф. ИС, д. т. н.

А. В. Медведев

Выпускник


подпись, дата

Я. С. Осипова

Рецензент


подпись, дата

доц. каф. ИС, к. п. н.

С. А. Виденин

Красноярск 2018