

На правах рукописи

Корнеева Анна Анатольевна

**Непараметрические модели и алгоритмы управления
для многомерных систем с запаздыванием**

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

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Красноярск – 2014

Работа выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Сибирский федеральный университет», Институт космических и информационных технологий, г. Красноярск.

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Медведев Александр Васильевич

Официальные оппоненты: **Демиденко Николай Данилович**,
доктор технических наук, профессор,
СКТБ «Наука» КНЦ СО РАН (г. Красноярск);
ведущий научный сотрудник

Кошкин Геннадий Михайлович,
доктор физико-математических наук,
профессор, Национальный исследовательский
Томский государственный университет,
профессор кафедры теоретической кибернетики

Ведущая организация: ФГБОУ ВПО «Новосибирский
государственный технический университет»

Защита состоится «30» сентября 2014 года в 14 часов на заседании диссертационного совета Д 212.249.02, созданного на базе Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева» по адресу: 660014, г. Красноярск, просп. им. газ. «Красноярский рабочий», 31.

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева и на сайте СибГАУ: <http://www.sibsau.ru/index.php/nauka-i-innovatsii/dissertatsionnye-sovety/obyavleniya-o-zashchite-dissertatsij>

Автореферат разослан «__» _____ 2014 года.

Ученый секретарь
диссертационного совета

Александр Алексеевич Кузнецов

Общая характеристика работы

Актуальность работы. Задача управления сложными промышленными объектами неотъемлемо связана с постановкой и решением задачи идентификации исследуемого процесса. Эта задача является центральной во многих проблемах системного анализа. Теории идентификации на сегодняшний день посвящено большое количество трудов как отечественных, так и зарубежных авторов. Большой вклад в развитие теории идентификации внесли Я.З. Цыпкин, Н.С. Райбман, П. Эйкхофф, Л. Льюнг и др.

В зависимости от уровня априорной информации об объекте исследования выделяют методы параметрической идентификации (идентификация в «узком» смысле) и методы непараметрической идентификации (идентификация в «широком» смысле). Методы параметрической идентификации предполагают достаточно высокий уровень априорной информации, так как здесь требуется определение параметрической структуры объекта исследования. Но на практике возникают случаи, когда мы вынуждены работать в условиях малой априорной информации. В этом случае целесообразно использовать методы непараметрической идентификации.

Постановка и решение задач идентификации и управления зависят от класса исследуемого процесса (статический, динамический, линейный, нелинейный и др. типы процессов). В диссертационной работе исследуется новый класс процессов, называемых «трубчатыми» (или Н-процессами). Первое упоминание о процессах «трубчатой» структуры появляется у Медведева А.В.. Эти процессы были замечены при моделировании технологических процессов в металлургии. Было обнаружено, что компоненты вектора входа исследуемого процесса связаны стохастической зависимостью, вследствие чего он протекает не во всей области, установленной технологическим регламентом предприятия, а лишь в некоторой его подобласти. Моделирование подобного рода процессов связано со многими сложностями, в частности, традиционные методы параметрической идентификации не дают удовлетворительного результата. Н-процессы можно считать новыми и, на сегодняшний день, малоизученными. Но процессы этого класса все чаще обнаруживаются на практике, а значит, требуют дальнейшего изучения.

Большую роль при решении задач идентификации и управления различного рода процессами, в том числе и «трубчатого» типа, играет первичная обработка исходных данных, поскольку от их качества во многом зависит и качество решения задачи идентификации. Данные, в свою очередь, могут обладать многими недостатками, к примеру, содержать в себе пропуски, выбросы и т.д. Пропуски и выбросы в выборках наблюдений «входных-выходных» переменных процесса снижают точность решения задачи идентификации. Данной проблеме на сегодняшний день посвящено большое

количество работ. Представляет интерес решение проблемы первичной обработки данных в условиях непараметрической неопределенности.

Уровень априорной информации об объекте особенно важен при математической формулировке задачи управления. В этой связи проблемы адаптивных и обучающихся систем, соответствующих различным уровням априорной информации, являются на сегодняшний день важнейшими в теории автоматического управления. Потребность в построении подобных систем возникает во многих технологических, производственных процессах, а также в других областях человеческой деятельности (экономика, социология и др.).

Цель работы состоит в построении и исследовании непараметрических моделей и алгоритмов управления для многомерных дискретно-непрерывных процессов «трубчатой» структуры с запаздыванием, которые ранее не были исследованы.

Для достижения поставленной цели необходимо решение следующих основных задач:

1) разработать и исследовать непараметрическую методику восстановления пропусков «входных-выходных» переменных матрицы наблюдений;

2) разработать и исследовать непараметрическую методику исключения выбросов из исходной матрицы наблюдений переменных процесса;

3) разработать и исследовать модифицированный параметрический алгоритм идентификации для построения моделей дискретно-непрерывных безынерционных процессов «трубчатого» типа;

4) разработать и исследовать непараметрический алгоритм дуального управления многомерным безынерционным объектом с запаздыванием;

5) провести исследование процесса кислородно-конвертерной плавки стали на примере работы кислородно-конвертерного цеха №2 ОАО «ЕВРАЗ Объединенный Западно-Сибирский металлургический комбинат» с использованием разработанных моделей и алгоритмов управления.

Методы исследования. При выполнении работы использовались методы параметрической теории идентификации, непараметрической теории идентификации, теории управления, теории адаптивных и обучающихся систем, математической статистики и статистического моделирования.

Научная новизна диссертационной работы состоит в следующем:

1) для повышения точности решения задачи идентификации дискретно-непрерывных безынерционных процессов с запаздыванием предложена новая методика восстановления пропусков «входных-выходных» переменных матрицы наблюдений и исключения случайных выбросов при измерении переменных;

2) предложена модель, основанная на модификации параметрического алгоритма идентификации процессов, имеющих «трубчатую» структуру в пространстве «входных-выходных» переменных, отличающаяся от

известных параметрических введением индикаторных функций, что приводит к получению более точных моделей дискретно-непрерывных безынерционных процессов с запаздыванием;

3) предложена модификация непараметрического алгоритма дуального управления дискретно-непрерывными процессами «трубчатого типа». Особенность данных моделей состоит в том, что при управлении многомерным объектом каждая компонента вектора управляющего воздействия формируется с учетом значений предыдущих компонент, что повышает точность управления.

4) на основании разработанных моделей и алгоритмов предложена система управления с внешним контуром, который является надстройкой по отношению к действующей системе «объект-регулятор», обеспечивающей более качественное ведение технологического процесса. При этом ранее действующая система управления остается неизменной. Полученные модели и алгоритмы управления могут найти широкое применение при автоматизации и управлении процессами дискретно-непрерывного типа, которые доминируют в черной и цветной металлургии, нефтепереработке, стройиндустрии и др.

Практическая ценность результатов диссертационной работы состоит в том, что они могут быть применены в компьютерных системах моделирования и управления различными дискретно-непрерывными процессами «трубчатого» типа с запаздыванием. Процессы данного типа достаточно распространены в различных областях промышленности, к примеру, на предприятиях черной и цветной металлургии, стройиндустрии, нефтепереработке и др. В частности, проведенные исследования процесса кислородно-конвертерной плавки стали показали, что управление процессом ведется не достаточно качественно, хотя и в соответствии с технологическим регламентом, который представляется достаточно широким. Внешний контур позволит повысить качество ведения процесса именно «внутри» технологического регламента.

Тезисы, выносимые на защиту:

1) методика восстановления пропусков «входных-выходных» переменных матрицы наблюдений, которая также позволяет исключить случайные выбросы при измерении переменных, позволяет повысить точность решения задачи идентификации дискретно-непрерывных безынерционных процессов с запаздыванием;

2) модель, основанная на модификации параметрического алгоритма идентификации процессов, имеющих «трубчатую» структуру в пространстве «входных-выходных» переменных, отличающаяся от известных параметрических введением индикаторных функций, что приводит к получению более точных моделей дискретно-непрерывных безынерционных процессов с запаздыванием;

3) модификация непараметрического алгоритма дуального управления дискретно-непрерывными процессами «трубчатого типа», особенность

которой состоит в том, что при управлении многомерным объектом каждая компонента вектора управляющего воздействия формируется с учетом значений предыдущих компонент, что значительно повышает точность управления;

4) система управления с внешним контуром, который является надстройкой по отношению к действующей системе «объект-регулятор», обеспечивающей более качественное ведение технологического процесса, при этом ранее действующая система управления остается неизменной. Полученные модели и алгоритмы управления могут найти широкое применение при автоматизации и управлении процессами дискретно-непрерывного типа, которые доминируют в черной и цветной металлургии, нефтепереработке, стройиндустрии и др.;

Реализация результатов работы. Результаты диссертационной работы используются при создании автоматизированных систем управления технологическими процессами на следующих предприятиях:

1) Абаканская ТЭЦ ОАО «Енисейская ТГК (ТГК-13)». Результаты диссертационного исследования используются при создании автоматизированной системы управления процессом горения и регулирования мощности котлоагрегата (Е-500-13, 8-560БТ) Абаканской ТЭЦ. Следует ожидать, что могут быть улучшены некоторые производственные показатели, такие как «пережог» и «недожог» топлива, снижение температуры уходящих газов и, как итог, снижение расхода топлива на выработку тепла и улучшение экологической обстановки в регионе.

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

3) результаты работы использовались при выполнении госбюджетной НИР №1.5579.2011 «Исследование адаптивных моделей и алгоритмов управления многомерными стохастическими системами с запаздыванием», выполнявшейся в Сибирском государственном аэрокосмическом университете имени академика М.Ф. Решетнева в 2012-2013 гг., а также при выполнении НИОКР «Разработка компьютерного обучающегося датчика

ускоренного прогноза «КОД» и программно-алгоритмического блока анализа данных» по программе «Участник молодежного научно-инновационного конкурса 2012».

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях: Международная конференция «Решетневские чтения» (г. Красноярск, 2011 г., 2013 г.); VIII Всероссийская научно-практическая конференция «Импульс-2011» (г. Томск, 2011г.); XVI Всероссийский симпозиум с международным участием «Сложные системы в экстремальных условиях» (г. Красноярск, 2012 г.); IX Всероссийская научно-техническая конференция «Информационные системы и модели в научных исследованиях, промышленности, образовании и экологии» (г. Тула, 2011 г.); Международная научно-техническая конференция «Кибернетика и высокие технологии XXI века» (г. Воронеж, 2012 г., 2013 г.); Международная научно-техническая конференция «Управление в технических, эргатических, организационных и сетевых системах» УТЭОСС-2012 (г. Санкт-Петербург, 2012 г.); VIII Всероссийская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Молодежь и наука» (г. Красноярск, 2012 г.); Всероссийская молодежная научно-практическая конференция «Малые Винеровские чтения» (г. Иркутск, 2013 г., 2014 г.); Международная научно-техническая конференция «Компьютерное моделирование 2013» (г. Санкт-Петербург, 2013 г.); пятая Международная конференция САИТ 2013 (г. Красноярск, 2013г.); The international workshop Applied methods of statistical analysis (г. Новосибирск, 2013 г.); The tenth international conference «Computer data analysis and modeling. Theoretical and applied stochastics» (г. Минск, 2013г.); IX Всероссийская научно-практическая конференция «Системы автоматизации в образовании, науке и производстве (AS`2013)» (г. Новокузнецк, 2013 г.); XVI Международная конференция «Проблемы управления и моделирования в сложных системах» (г. Самара, 2014 г.); XII Всероссийское совещания по проблемам управления (г. Москва, 2014 г.).

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 30 печатных работ, включая 7 статей в журналах, рекомендуемых ВАК, 2 статьи и 21 публикаций тезисов и докладов в трудах всероссийских и международных конференций, симпозиумов.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, пяти глав, заключения, списка литературы, включающего 105 наименований, списка публикаций по теме диссертации и приложения. Общий объем работы – 176 страниц, включая 74 рисунка и 16 таблиц.

Содержание работы

Во введении обоснована актуальность работы, определены цели и задачи исследования, научная новизна и практическая ценность диссертационной работы.

Первая глава посвящена комплексу вопросов, связанных с идентификацией. Рассматриваются вопросы анализа наблюдений «входных-выходных» переменных объекта и задачи идентификации многомерных дискретно-непрерывных процессов в условиях неполной априорной информации. Исследуемые в работе дискретно-непрерывные процессы относятся к классу безынерционных с запаздыванием. Кроме того, «входные-выходные» переменные процессов контролируются с различной дискретностью.

В главе дается краткая характеристика каждого уровня априорной информации. Рассматривается вопрос решения задачи идентификации в условиях параметрической и непараметрической неопределенности. Показано, что в условиях малой априорной информации целесообразно использовать методы непараметрической идентификации.

Большое внимание в первой главе уделяется вопросу первичной обработки данных. Как известно, точность решения задачи идентификации очень зависит от качества выборок наблюдений переменных исследуемого процесса. В связи с этим рассмотрена задача идентификации дискретно-непрерывного процесса по выборкам, содержащим в себе пропуски и выбросы.

В рассматриваемом случае пропуски в наблюдениях вызваны различной дискретностью контроля «входных-выходных» переменных исследуемого процесса. Пропуски значительно усложняют процесс решения задачи идентификации. Наиболее простой и распространенный метод работы с данными, содержащими пропуски – исключение строки с пробелом целиком, но это не является целесообразным с практической точки зрения. В работе предлагается непараметрическая методика восстановления пропусков «входных-выходных» переменных матриц наблюдений, основанная на непараметрической оценке функции регрессии по наблюдениям, которая имеет вид:

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

где $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ – m -мерный вектор входных воздействий объекта, x – выходная переменная, s – объем выборки, $\Phi(c_s^{-1}(u - u_i))$ – ядерная колоколообразная функция, c_s – коэффициент размытости. Ядерная функция и коэффициент размытости c_s удовлетворяют известным условиям сходимости.

Предлагаемая методика включает в себя несколько этапов. На первом этапе восстанавливается непараметрическая оценка функции регрессии x'_s (1)

только по полностью заполненным строкам матрицы наблюдений (объем выборки становится равным $s' < s$). При этом настраивается коэффициент размытости ядра c'_s . На втором этапе происходит заполнение пустых ячеек матрицы наблюдений с использованием оценки x'_s , полученной на предыдущем этапе. В тех строках, где наблюдения переменной x пропущены, в оценку $x'_s(u_1, u_2, \dots, u_m)$ (1) в ядерную функцию вместо текущих значений u^j подставляем значения измеренных $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ и вычисляем соответствующую оценку x'_s , которой восполняем недостающее наблюдение x . Заключительный этап восстановления зависимости x от $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ состоит в построении непараметрической оценки по всей имеющейся (заполненной) матрице наблюдений объема s . При этом коэффициент размытости c_s настраивается по всей имеющейся выборке объема s еще раз.

Приведем результаты одного из вычислительных экспериментов. Для исследования был выбран объект, описывающийся в рамках вычислительного эксперимента зависимостью вида:

$$x = 0.5u_1 + \sin(u_2) + u_3 + g^x, \quad (2)$$

где x – выходная переменная, $u = (u_1, u_2, u_3)$ – векторное управляющее воздействие, g^x – помеха, приложенная к выходу объекта (имеет нулевое математическое ожидание и ограниченную дисперсию). Вход u был получен с помощью генератора случайных чисел в заданных интервалах по равномерному закону распределения. Принято, что векторная входная переменная процесса u измеряется с дискретностью Δt , а выходная переменная процесса x измеряется с дискретностью ΔT , при этом $\Delta T = 3\Delta t$. Результаты вычислительного эксперимента представлены на рисунке 1.

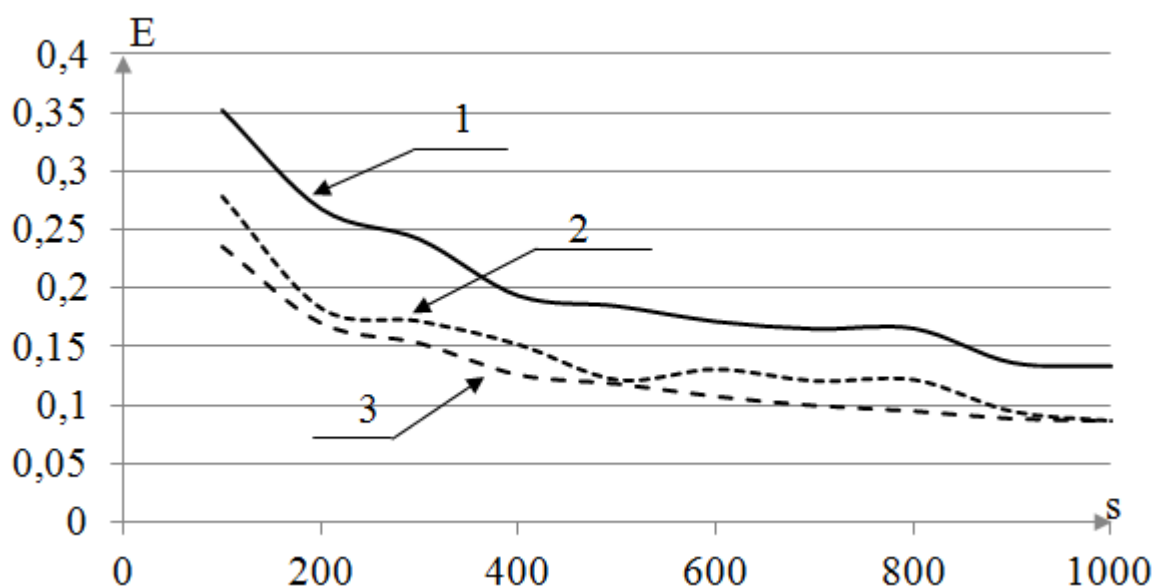


Рисунок 1 – Результаты вычислительного эксперимента

Данные графики показывают зависимость относительной ошибки моделирования E от объема выборки s . Относительная ошибка при этом вычислялась в соответствии с формулой:

$$E = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (x_i - x_i^s)^2} / \frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (m_x - x_i)^2, \quad (3)$$

где m_x – оценка математического ожидания выхода x .

Модели строились с использованием непараметрической оценки функции регрессии (1). Эксперимент проводился для трех матриц наблюдения, которым соответствуют три графика на рисунке. График «1» соответствует построению оценки (1) по матрице наблюдений с пропусками. График «2» соответствует построению оценки (1) по восстановленной с помощью предлагаемой методики матрице наблюдений. Как видно из рисунка 1, оценка по восстановленной матрице наблюдений точнее, нежели по матрице наблюдений с пропусками. График «3» соответствует случаю оценивания по истинной матрице наблюдений без пропусков. Такой возможностью мы обладаем лишь в рамках вычислительного эксперимента. Как видно из рисунка, график «2» приближен к графику «3».

Результаты вычислительных экспериментов, показали, что точность решения задачи идентификации по заполненной с помощью предлагаемой методики матрице наблюдений выше, чем точность решения по матрице наблюдений с пропусками. Было выявлено факторы, от которых зависит эффективность предлагаемой методики: объем выборки наблюдений, количество пропусков в выборке, качественные свойства исследуемого объекта, а также уровень помех в каналах связи.

Помимо пропусков исходные данные могут содержать в себе аномальные измерения типа выброс. Для борьбы с выбросами, как известно, можно использовать методологию робастной статистики, разработанную Дж.П. Хьюбером. Эти методы позволяют сглаживать влияние выброса на результат моделирования. При этом выброс остается в исходной выборке наблюдений. Также существуют аналитические методы, позволяющие исключить выброс из исходной выборки. Для использования этих методов необходимо принять предположение о нормальном законе распределения точек выборки и задать количество выбросов. На практике это удается далеко не всегда.

В работе предлагается методика исключения выбросов из исходной выборки наблюдений, основанная на непараметрических алгоритмах идентификации. Предложенная методика включает в себя несколько этапов. На первом этапе по исходной выборке в режиме скользящего экзамена (не учитывается i -я пара измерений) строится непараметрическая оценка функции регрессии x_s . Находится оптимальное значение коэффициента c_s . На следующем этапе находится расстояние между значением выхода объекта x и его полученной оценкой x_s :

$$\varepsilon_s = \frac{1}{s} \left(\sum_{i=1}^s |x_s(u_i) - x_i| \right), \quad i = \overline{1, s}. \quad (4)$$

Затем, для каждой точки выборки x_i проверяется выполнение следующего условия:

$$|x_s(u_i) - x_i| \geq \alpha \varepsilon_s, \quad (5)$$

где α – коэффициент, определяемый экспериментальным путем. Если условие выполняется, то точка x_i становится кандидатом на исключение из выборки. Формируется выборка, состоящая из точек, удовлетворяющих условию (5). Логично предположить, что под данное условие попадет точка, являющаяся выбросом и точки из ее окрестности. Из сформированной выборки находится точка с максимальным отклонением $|x_s(u_i) - x_i|$, $i = \overline{1, s}$. Эта точка объявляется выбросом и удаляется из исходной выборки.

Данная методика показала свою работоспособность на ряде модельных задач. Методика показала свою эффективность при наличии выбросов, как по входным переменным, так и по выходным.

Во второй главе рассматривается задача восстановления оценки функции регрессии на границах области изменения входных переменных процесса. Данная задача актуальна, например, при решении задачи классификации. В работе предлагается использовать для этой цели формулу главных приращений. В этой связи рассмотрен вопрос восстановления производной функции регрессии. В качестве оценки производной функции регрессии предлагается взять производную от оценки функции регрессии. Для оценки производных ядерных функций предлагается брать не их аналитические выражения, а кусочно-постоянные аналоги, что более целесообразно с вычислительной точки зрения.

Доказана асимптотическая несмещенность и сходимость в среднем для непараметрической оценки функции регрессии по наблюдениям. При этом используется теорема о среднем, которая позволяет избежать требования дифференцирования функции регрессии. Теореме 1 предпосылается следующая лемма.

Лемма 1. Пусть функция $\Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right)$ и параметр размытости c_s

удовлетворяют условиям сходимости и свойству: $c_s^{-1} \int_{\Omega(u)} \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right) du = 1$,

тогда непараметрическая оценка функции регрессии является асимптотически несмещенной:

$$\lim_{s \rightarrow \infty} M\{x_s(u)\} = x(u), \quad \forall u \in \Omega(u).$$

Теорема 1. Пусть функция $\Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right)$ и параметр размытости c_s

удовлетворяют условиям сходимости и свойству: $c_s^{-1} \int_{\Omega(u)} \Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right) du = 1$,

тогда непараметрическая оценка функции регрессии сходится в среднеквадратическом:

$$\lim_{s \rightarrow \infty} M\{(x_s(u) - x(u))^2\} = 0, \quad \forall u \in \Omega(u).$$

Теореме 2 предшествует лемма 2.

Лемма 2. Оценка первой производной кривой регрессии является асимптотически несмещенной:

$$\lim_{s_1 \rightarrow \infty} M\{x'_{s_1}(u)\} = x'(u)$$

при следующих условиях:

$$\int_{\Omega(u)} H^{<1>}(y) y dy = 0, \quad c_{s_1} \int_{\Omega(u)} H^{<1>}(y) y dy = -1.$$

Теорема 2. Пусть функция $\Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right)$ и параметр размытости c_s

удовлетворяют условиям сходимости и свойству: $c_s^{-1} \int_{\Omega(u)} \Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right) du = 1$,

тогда непараметрическая оценка производной функции регрессии сходится в среднеквадратическом:

$$\lim_{s \rightarrow \infty} M\{(x'_s(u) - x'(u))^2\} = 0, \quad \forall u \in \Omega(u).$$

В третьей главе диссертационной работы исследуются процессы со стохастической зависимостью компонент вектора входа (Н-процессы или процессы «трубчатого» типа).

Пусть исследуемый процесс (без нарушения общности) протекает в пространстве трех переменных: $u_1 \in [0;1]$, $u_2 \in [0;1]$ – входные переменные, $x \in [0;1]$ – выходная переменная (рисунок 2).

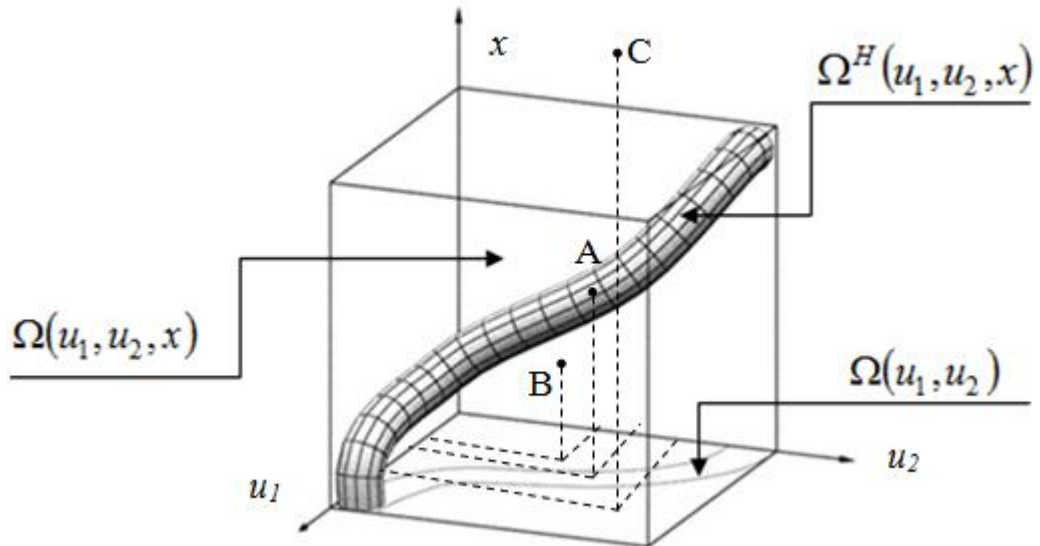


Рисунок 2 – Процесс «трубчатой» структуры

Реальные значения, которые могут принимать переменные процесса, известны исследователю, например, из технологического регламента. Таким образом, реальный процесс протекает в некоторой области $\Omega(u_1, u_2, x)$. В нашем примере – в единичном кубе. В случае, когда входные переменные стохастически зависимы, процесс протекает не во всей области $\Omega(u_1, u_2, x)$, а лишь в некоторой ее подобласти $\Omega^H(u_1, u_2, x) \in \Omega(u_1, u_2, x)$. При этом подобласть $\Omega^H(u_1, u_2, x)$ никогда нам не известна. Поскольку подобласть $\Omega^H(u, x)$ не известна, то и точно сказать о том, что исследуемый объект обладает данной особенностью, мы не можем. В этом заключается основная сложность моделирования подобного рода процессов.

На практике, при построении модели по имеющимся данным, традиционно принято использовать параметрические модели типа

$$x_\alpha(t) = A^\alpha(u(t), \alpha), \quad (6)$$

где A^α – параметрическая структура модели, а α – вектор параметров. При этом для некоторых значений входных переменных процесса $u \in \Omega(u) \subset R^m$, которые одновременно удовлетворяют условию $u \notin \Omega^H(u)$, мы можем получить оценки $x_\alpha \notin \Omega^H(u, x)$ (точка В на рисунке 2) или вовсе $x_\alpha \notin \Omega(u, x)$ (точка С на рисунке 2). При этом результаты идентификации будут являться не удовлетворительными.

В том случае, когда компоненты вектора входных переменных стохастически зависимы, т.е. мы имеем дело с «трубчатой» структурой объекта, необходимо ввести индикаторную функцию $I(u)$. Вышеприведенная параметрическая модель (6) при этом должна быть скорректирована следующим образом

$$\hat{x}_\alpha(t) = I(u)A^\alpha(u(t), \alpha), \quad (7)$$

где индикатор $I(u)$ имеет вид:

$$I(u) = \begin{cases} 1, & \text{если } u \in \Omega^H(u); \\ 0, & \text{если } u \notin \Omega^H(u). \end{cases} \quad (8)$$

Вообще говоря, область $\Omega^H(u)$ нам не известна, а известна лишь выборка $\{x_i, u_i\}, i = \overline{1, s}$. Если индикатор равен нулю, то оценка $\hat{x}_\alpha(u)$ не может быть вычислена, т.е. при таких значениях компонент вектора $u \in \Omega(u)$ процесс протекать не может. Если индикатор $I(u)$ при поданном на вход значении $u \in \Omega(u)$ равен единице, то модель (7) совпадает с (6).

Истинный вид индикатора нам неизвестен, поэтому мы вынуждены использовать его оценку:

$$\hat{x}_\alpha(t) = I_s(u) A^\alpha(u(t), \alpha_s), \quad (9)$$

где α_s – оценка параметра α по выборке объема s .

В качестве оценки индикатора $I(u)$ можно принять некоторые приближения, например:

$$I_s(u) = \text{sgn} \sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)), \quad (10)$$

либо

$$I'_s(u) = \text{sgn} \sum_{i=1}^s \Phi(c_s^{-1}(\hat{x}_s(u) - x_i)) \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)), \quad (11)$$

где

$$\hat{x}_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}, \quad (12)$$

а параметр размытости c_s и колоколообразная функция $\Phi(\cdot)$ те же, что и выше.

При использовании параметрических моделей типа (6) для одного и того же процесса при разных выборках наблюдений «входных-выходных» переменных будут получены разные оценки параметров модели. Вследствие этого мы получаем разные, существенно отличающиеся модели одного и того же процесса, при этом эти модели могут быть одинаково удовлетворительны.

Следует отметить, что методы непараметрической идентификации при работе с Н-процессами в модификации не нуждаются. Это обусловлено тем, что непараметрические методы относятся к классу локальных аппроксимаций.

В четвертой главе диссертационной работы рассматривается задача дуального управления дискретно-непрерывными безынерционными процессами в условиях непараметрической неопределенности. Особенность систем дуального управления состоит в том, что здесь управляющие

воздействия используются не только для приведения объекта к желаемому состоянию, но и для его изучения.

В главе кратко изложена постановка задачи дуального управления в байесовой постановке А.А. Фельдбаума и задачи параметрического дуального управления Я.Ц. Цыпкина. В работе предлагается исследовать класс алгоритмов дуального управления, когда параметрическая модель объекта неизвестна, то есть задача формулируется в условиях непараметрической неопределенности, ранее введенных Медведевым А.В.

Непараметрический алгоритм дуального управления имеет вид

$$u_{s+1} = u_s^* + \Delta u_{s+1}, \quad (13)$$

где u_s^* представляет собой «обучающуюся» составляющую, а 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 одномерном случае непараметрическая оценка u_s^* имеет вид:

$$u_s^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_i \Phi\left((c_s^x)^{-1}(x_{s+1}^* - x_i)\right) \Phi\left((c_s^\mu)^{-1}(\mu_{s+1} - \mu_i)\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left((c_s^x)^{-1}(x_{s+1}^* - x_i)\right) \Phi\left((c_s^\mu)^{-1}(\mu_{s+1} - \mu_i)\right)}, \quad (14)$$

где x^* – заданное значение выходной величины, μ – входная измеряемая, но неуправляемая переменная, $\Phi(\cdot)$ – ядерная колоколообразная функция, c_s^x и c_s^μ – соответствующие коэффициенты размытости ядра.

Если на вход объекта управления поступает несколько управляющих воздействий, то тут можно говорить уже о цепочке алгоритмов управления. Рассмотрим схему, представленную на рисунке 3.

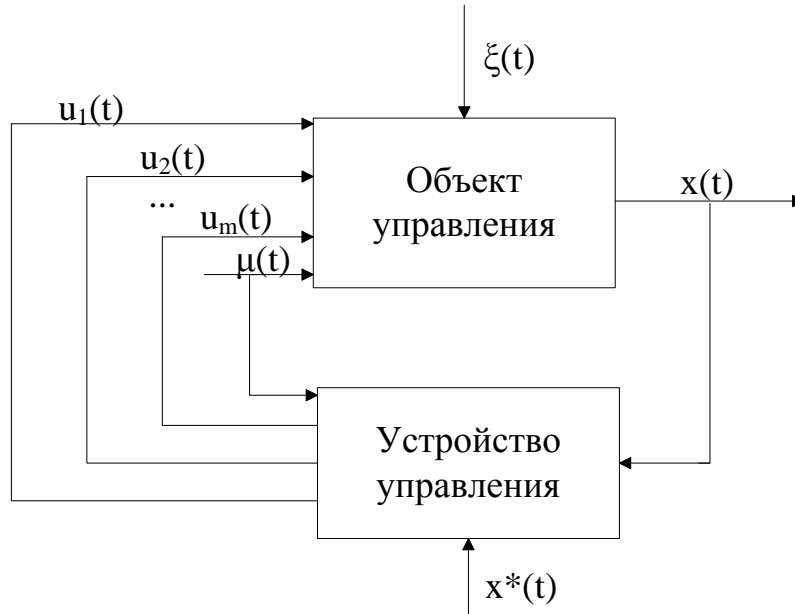


Рисунок 3 – Управление многомерным объектом

Здесь $\xi(t)$ – помеха, действующая на объект управления. В данном случае на вход объекта управления поступает векторное управляющее воздействие $u = (u_1, u_2, \dots, u_m) \in R^m$. В этом случае управление u_1 , в принципе, может быть задано произвольным из $\Omega(u_1)$. При выборе u_1 можно руководствоваться практическими соображениями, например, экономическими, технологическими или экологическими. Тогда формула (14) для расчета u_2 принимает вид:

$$u_{2,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_2^i \Phi\left(\frac{u_1 - u_1^i}{c_s^{u_1}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1 - u_1^i}{c_s^{u_1}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}. \quad (15)$$

Таким образом, значение управляющего воздействия u_2 на данной итерации рассчитывается с учетом значения переменной u_1 . Для расчета значения u_3 будут приниматься во внимание значения u_1 и u_2 . В итоге, для расчета значения переменной u_m ($m \neq 1$) может быть использована формула:

$$u_{m,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_m^i \prod_{l=1}^{m-1} \Phi\left(\frac{u_l - u_l^i}{c_s^{u_l}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{l=1}^{m-1} \Phi\left(\frac{u_l - u_l^i}{c_s^{u_l}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}. \quad (16)$$

Таким образом, значение каждой компоненты вектора управляющего воздействия $u = (u_1, u_2, \dots, u_m) \in R^m$, помимо u_1 , которое, как было сказано ранее, может быть выбрано исходя из практических соображений, выбирается последовательно, с учетом уже определенных значений предыдущих компонент, что позволяет осуществлять более качественное управление процессом.

В настоящее время, при управлении дискретными непрерывными процессами в разных отраслях промышленности, часто используют стандартные типовые законы регулирования (П, ПИ, ПИД регуляторы). В частности, они эффективно используются при управлении хорошо контролируемыми техническими объектами, в частности, плавильными печами, реакторами, турбинами и др. Совершенно ясно, что качество регулирования зависит от настроек соответствующих регуляторов, и в ряде случаев оказывается недостаточно эффективными. Отметим еще одно обстоятельство, что типовые регуляторы, используемые в промышленности, не являются обучающими (адаптивными). Это значит, что при повторном переводе объекта из одного состояния в другое, регулятор функционирует таким же образом, как и ранее. Рассмотрим схему управления, представленную на рисунке 4.

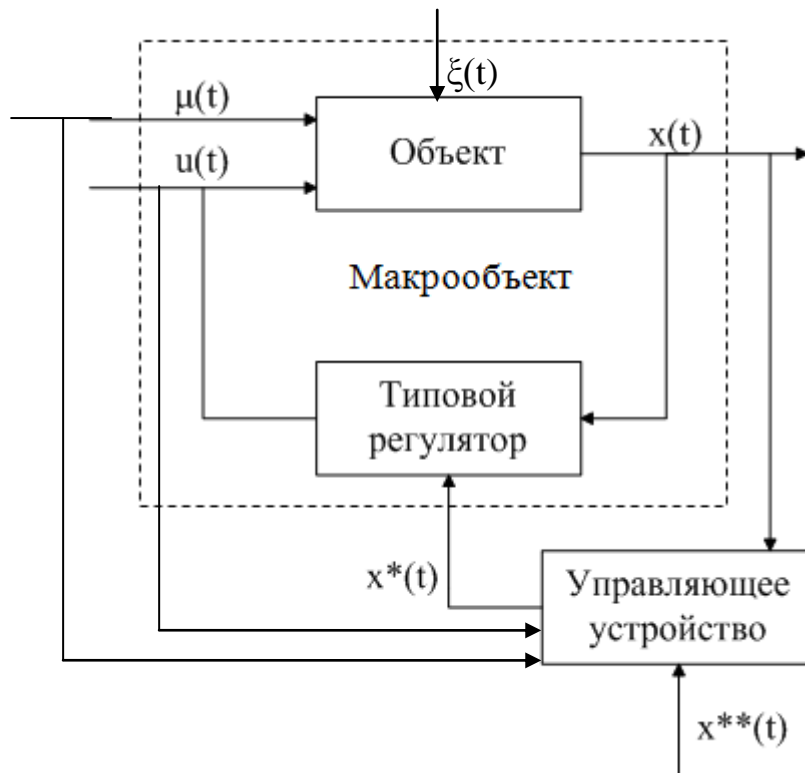


Рисунок 4 – Схема управления макрообъектом

Примечательно, что в выше описанной схеме, что встроенный в систему управления типовой регулятор сохранен, но добавлен внешний контур управления, несущий в себе черты обучаемости и дуализма. Для него объект и регулятор являются своеобразным макрообъектом. Здесь x^{**} –

задающее воздействие, поступающее на управляющее устройство, которое, в свою очередь, вырабатывает задающее воздействие x^* для типового регулятора.

Очевидно, что управляющее устройство является внешним контуром управления, который позволяет улучшить качество управления объектом. При этом замена функционирующих типовых регуляторов (П, ПИ, ПИД), не предполагается. Это связано с тем, что стандартные регуляторы – аналоговые, и часто более надежные в работе, чем цифровые, которые в большей степени подвержены воздействию внешней среды (резкие перепады температур, вибрация, агрессивность среды, воздействие различного рода излучений).

Вычислительные эксперименты, результаты которых представлены в данной главе, показали хорошую работоспособность предложенных алгоритмов.

В пятой главе диссертационной работы исследуется процесс кислородно-конвертерной плавки стали на примере работы кислородно-конвертерного цеха № 2 ОАО «ЕВРАЗ Объединенный Западно-Сибирский металлургический комбинат». Данные для исследования были предоставлены ОАО «ЕВРАЗ Объединенный Западно-Сибирский металлургический комбинат».

Предоставленные данные представляли собой выборку «входных-выходных» переменных процесса, размером 35 строк.

Входные контролируемые переменные можно разделить на управляемые по ходу процесса и неуправляемые. Применительно к процессу кислородно-конвертерной плавки контролируемыми управляемыми переменными являются: u_1 (расход кислорода на продувку, м^3), u_2 (расход кислорода на прогрев, м^3), 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), u_9 – продолжительность продувки, мин., u_{10} – расстояние между кислородной фурмой и уровнем ванны конвертора.

В качестве контролируемых неуправляемых по ходу плавки переменных $\mu(t)$ выступают: μ_1 (расход чугуна, т.), химический состав заливаемого чугуна, (%) (μ_2 – кремний Si, μ_3 – магний Mn, μ_4 – сера S, μ_5 – фосфор P), μ_6 (температура чугуна, $^{\circ}\text{C}$), μ_7 (расход лома, т.).

К помехам $\xi(t)$, действующим на процесс, относят различные трудно формализуемые факторы. К таким факторам можно отнести состояние сталевыпускного отверстия, тепловое состояние футеровки ковша перед постановкой на выпуск, угар, усвоение присадок и др.

Векторная выходная переменная $x(t)$ характеризует качество конечного продукта кислородно-конвертерной плавки, а именно: химический состав металла на повалке, (%) (x_1 – углерод C, x_2 – магний Mn, x_3 – сера S, x_4 – фосфор P), химический состав конечного шлака на повалке, (%) (x_5 – CaO, x_6

– SiO₂, x_7 – FeO, x_8 – MgO, x_9 – Al₂O₃, x_{10} – S, x_{11} – MnO, x_{12} – P₂O₅, x_{13} – TiO₂, x_{14} – V₂O₅, x_{15} (температура металла на повалке, С°).

Векторная переменная $\omega(t)$ представляет собой дополнительные сведения о ходе процесса, которые оператор использует для управления: ω_1 (состав конвертерных газов) и ω_2 (температура конвертерных газов, С°).

Значения выходных переменных становятся известными лишь при завершении процесса плавки, во время взятия пробы. В связи с этим выходные переменные не используются при управлении процессом плавки.

Процессом кислородно-конвертерной плавки стали управляет оператор. При управлении процессом оператор руководствуется преимущественно опытом, технологической картой, показаниями газоанализатора и имеющимися пересчетными моделями. Показания анализатора (состав и температура конвертерных газов) представляют собой промежуточные переменные процесса, по которым и ведется управление.

В ходе исследований был проведен корреляционный анализ зависимостей между переменными процесса, который показал, что между переменными практически отсутствует линейная зависимость, Наибольшее значение коэффициента корреляции составило $r = 0.663$. Анализ характеристик процесса показал их явный нелинейный анализ.

Важнейшей выходной переменной, определяющей качество выпускаемой продукции, является химический состав стали (углерод С, магний Mn, сера S, фосфор P). Было построено 4 непараметрические модели по каждой из переменных.

Полученные в ходе исследования результаты показали, что управление процессом кислородно-конвертерной плавки стали ведется не совсем качественно, хотя и в рамках технологического регламента, который, в свою очередь, является достаточно широким. В первую очередь это следует связать со слабым уровнем контроля переменных процесса.

В работе предлагается схема управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали, которая включает в себя внешний контур управления.

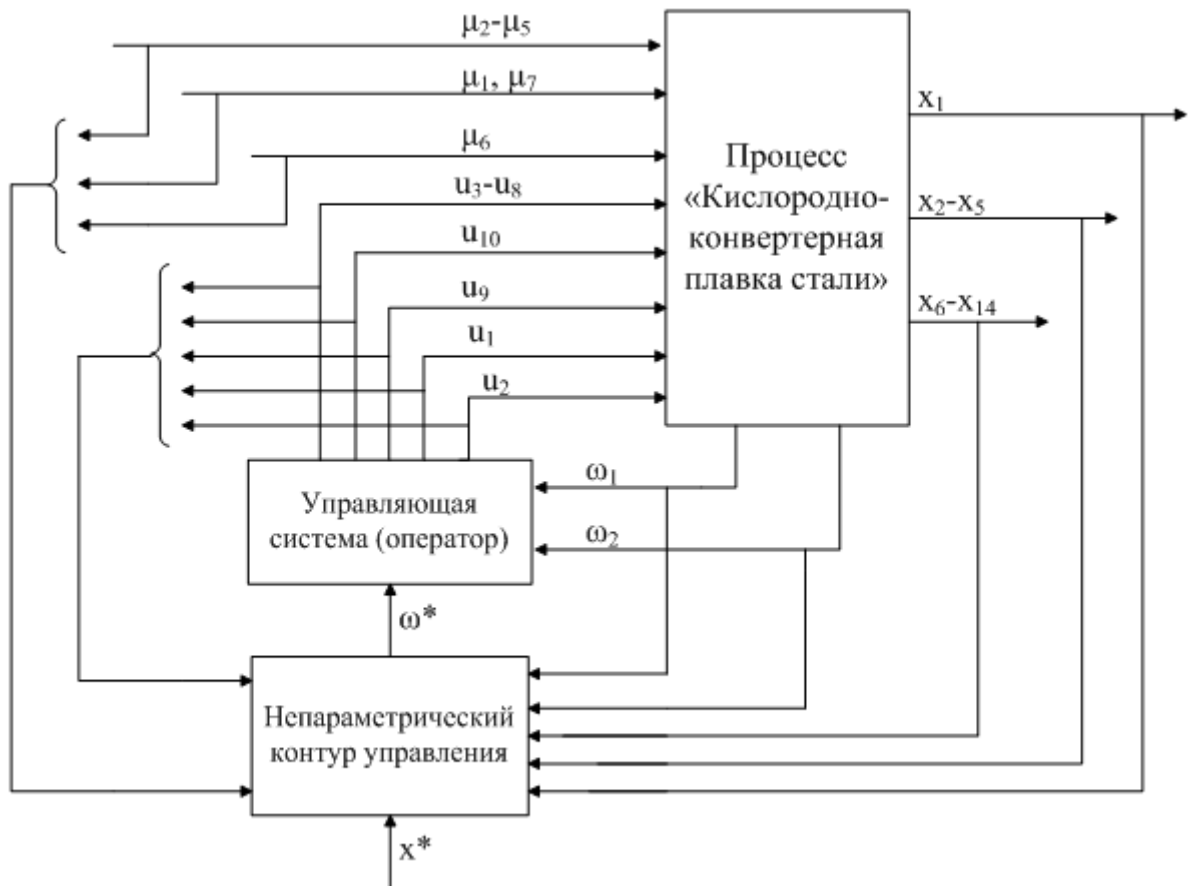


Рисунок 5 – Предлагаемая схема управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали

В предлагаемую схему введен внешний контур управления, включающий блок «Непараметрический контур управления». Особенность данного блока состоит в том, что он накапливает в себе информацию о значениях «входных-выходных» переменных процесса (μ , ω , x , u). В блоке реализованы непараметрические модели и непараметрический алгоритм дуального управления. Таким образом, данный внешний контур позволит учитывать при управлении процессом все имеющиеся переменные, которые подлежат измерению (μ , ω , u), а также осуществлять прогноз выходных переменных x . Таким образом, внешний контур управления в зависимости от конкретной ситуации выдает задающее воздействие на существующий контур управления, либо советы оператору.

Заключение. В работе рассмотрены задачи идентификации и управления дискретно-непрерывными безынерционными процессами «трубчатого» типа с запаздыванием в условиях параметрической и непараметрической неопределенности. Подчеркивается важность построения моделей и алгоритмов управления в условиях непараметрической неопределенности, поскольку они во многих случаях являются более адекватными разнообразным задачам практики.

Рассмотрена задача анализа данных, содержащих в себе пропуски и выбросы. Предложена непараметрическая методика восстановления

пропусков «входных-выходных» переменных матрицы наблюдений, основанная на непараметрической оценке функции регрессии по наблюдениям. Результаты вычислительных экспериментов показали, что задача идентификации по заполненной с помощью предлагаемой методики матрице решается более точно, чем по исходной матрице наблюдений с пропусками.

Предложена методика исключения выбросов из исходной выборки наблюдений. Данная методика позволяет исключить выброс из выборки наблюдений целиком, а не просто сгладить его влияние на результаты моделирования, как это делают робастные алгоритмы. При исключении выброса из выборки наблюдений точность решения задачи идентификации, как показывают вычислительные эксперименты, повышается.

Проведены исследования нового класса процессов со стохастической зависимостью компонент вектора входа («трубчатые» процессы). При моделировании объектов такого рода необходимо учитывать ряд его особенностей и использовать Н-модели. Предложенные модели процессов, имеющих «трубчатую» структуру, относятся к категории новых по отношению к своим предшественникам, рассматриваемым в теории идентификации. Здесь важно иметь в виду, что область протекания такого процесса никогда не известна и при моделировании должна подлежать определению. Н-модели отличаются от общепринятых моделей безынерционных систем наличием индикаторной функции, которая, по существу, определяет область протекания «трубчатого» процесса.

В работе рассматривается проблема дуального управления многомерными системами в условиях непараметрической неопределенности. Проводится сравнительный анализ задач дуального управления в байесовой (А.А. Фельдбаум), параметрической (Я.З. Цыпкин) и непараметрической постановках (А.В. Медведев). Предлагается класс алгоритмов непараметрического дуального управления, показавших свою эффективность в ряде вычислительных экспериментов. Особенностью непараметрических алгоритмов дуального управления является то, что при управлении многомерным объектом каждая компонента вектора управляющего воздействия формируется с учетом значений предыдущих компонент, что значительно повышает точность управления.

Проведены исследования процесса кислородно-конвертерной плавки стали. Построены непараметрические модели для следующих важнейших выходных переменных процесса, определяющих содержание основных химических элементов в металле на повалке: углерод (С), марганец (Mn), сера (S), фосфор (P). Приводятся результаты предварительных расчетов. Вычислительные эксперименты показали, что управление процессом кислородно-конвертерной плавки ведется не очень качественно, но, тем не менее, соответствует технологическому регламенту. В этой связи в работе предложена схема управления процессом, включающая в себя внешний

контур управления, который, безусловно, позволит более качественно вести технологический процесс.

Основные публикации по теме диссертации

В изданиях, рекомендованных ВАК:

1 Корнеева А.А. Об анализе данных в задаче идентификации статических систем / А.А. Корнеева, Н.А. Сергеева // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф.Решетнева. – Вып.5 (45). – 2012. – С. 49-54.

2 Корнеева А.А. Исследование непараметрических моделей процессов трубчатого типа / А.А. Корнеева, Н.А. Сергеева, Е.А. Чжан // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф. Решетнева. – Вып. 5 (45). – 2012. – С. 44-49.

3 Корнеева А.А. Непараметрическая идентификация дискретно-непрерывных процессов «трубчатой» структуры при наличии пропусков в данных / Корнеева А.А., Н.А. Сергеева // Системы управления и информационные технологии. – Вып. 4.1 (50). – 2012. – С. 155-159.

4 Корнеева А.А. О непараметрическом анализе данных в задаче идентификации / А.А. Корнеева, Н.А. Сергеева, Е.А. // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. – Вып.1 (22). – 2013. – С. 86-96.

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

6 Корнеева А.А. Непараметрическое моделирование конвертерной плавки / А.А. Корнеева, М.Е. Корнет // Известия ВУЗов. Черная металлургия. – Вып. 10. – 2013. – С. 24-28

7 Корнеева А.А. О непараметрической идентификации дискретно-непрерывных процессов при различной дискретности контроля переменных / А.А. Корнеева, А.В. Медведев // Современные проблемы науки и образования. – Вып.2. – 2014. – URL:<http://www.science-education.ru/116-12983> (дата обращения: 06.05.2014).

В других изданиях:

8 Корнеева А.А. О компьютерном моделировании организационных процессов / А.А. Корнеева, М.В. Цепкова, Е.А. Чжан // Труды VIII всероссийской научно-практической конференции «Импульс-2011», г. Томск. – 2011. – С. 232-235.

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

10 Корнеева А.А. О непараметрическом восстановлении матрицы наблюдений с пропусками в задаче идентификации с шумами / А.А. Корнеева // Молодой ученый. – Вып. 3(38). – 2012. – С. 51-60.

11 Корнеева А.А. К анализу данных в задаче идентификации / А.А. Корнеева, А.В. Медведев // Кибернетика и высокие технологии XXI века: труды XIII международной научно-технической конференции, г. Воронеж. – Том 1. – 2012. – С. 52-62.

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

13 Корнеева А.А. Непараметрическое моделирование «трубчатых» процессов / А.А. Корнеева, А.В. Медведев // Труды конференции «Управление в технических, эргатических, организационных и сетевых системах» УТЭОСС-2012, г. Санкт-Петербург. – 2012. – С. 419-422.

14 Корнеева А.А. О непараметрической идентификации безынерционных объектов с запаздыванием / А.А. Корнеева, Н.А. Сергеева // Информационные технологии моделирования и управления. – Вып.5 (77). – 2012. – С. 363-370.

15 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.

16 Корнеева А.А. Непараметрическое восстановление матрицы данных с пропусками / А.А. Корнеева // Труды пятой международной конференции САИТ 2013, г. Красноярск. – Том 2. – 2013. – С. 50-56.

17 Корнеева А.А. Непараметрическое моделирование многомерных стохастических систем / А.А. Корнеева, Н.А. Сергеева, Е.А. Чжан // Труды международной научно-технической конференции «Компьютерное моделирование 2013», г. Санкт-Петербург. – 2013. – С. 130-136.

18 Korneeva A.A. About data analysis in non-parametric identification problem / A.A. Korneeva, N.A. Sergeeva, E.A. Chzhan // Proceedings of the international workshop Applied methods of statistical analysis, Novosibirsk. – 2013. – P. 116-123.

19 Korneeva A.A. About data analysis in nonparametric identification problem / A.A. Korneeva, N.A. Sergeeva, E.A. Chzhan // Proceedings of the tenth international conference «Computer data analysis and modeling. Theoretical and applied stochastics», Minsk. – Volume 2. – 2013. – P. 56-60.

20 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.

Свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ:

21 Голуб Л.Н., Корнеева А.А., Сергеев А.Н. Восстановление пропусков в матрице наблюдений для систем принятия решений. РОСПАТЕНТ. Свидетельство №2012611794 от 13.03.2012.

22 Корнеева А.А., Сергеева Н.А. Управление комбинированным безынерционным объектом. РОСПАТЕНТ. Свидетельство №2013662403 от 13.02.2014.

23 Корнеева А.А., Сергеева Н.А. Непараметрическое дуальное управление комбинированным безынерционным объектом. РОСПАТЕНТ. Свидетельство №2014610402 от 24.03.2014.

Корнеева Анна Анатольевна
Непараметрические модели и алгоритмы управления
для многомерных систем с запаздыванием

Автореферат

Подписано к печати
Формат 60x84/16. Бумага писчая. Печ. л. 1.0
Тираж 100 экз. Заказ № _____

Отпечатано в отделе копировальной и множительной техники СибГАУ
660014 г. Красноярск, пр. им. газеты «Красноярский рабочий», 31