

Министерство науки и высшего образования РФ
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
ПЕРМСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

На правах рукописи

РАБОТНИКОВ МИХАИЛ АЛЕКСЕЕВИЧ

АВТОМАТИЗИРОВАННОЕ УПРАВЛЕНИЕ С ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ
НЕПРЕРЫВНЫМИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ НА ОСНОВЕ
ТЕКУЩЕЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ДИНАМИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК
ОБЪЕКТА

2.3.3. - Автоматизация и управление технологическими
процессами и производствами

ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
Д. Т. Н., профессор
ШУМИХИН Александр Георгиевич

Пермь – 2025

Содержание

Введение.....	4
Глава 1. Анализ современных подходов и технических решений в области усовершенствованного управления технологическими процессами непрерывного типа	11
Выводы по первой главе	24
Глава 2. Управление на основе прогнозирующей модели с непостоянной параметрической конфигурацией.....	26
2.1 Блок прогнозирования	29
2.2 Регулятор упреждающего воздействия.....	33
2.3 Блок текущей идентификации	36
Выводы по второй главе	38
Глава 3. Реализация методов текущей идентификации управляемого объекта .	39
3.1 Анализ целевой функции.....	39
3.2 Выбор метода численной оптимизации	50
3.3 Практические аспекты применения инструментов текущей идентификации управляемого объекта	53
Выводы по третьей главе.....	55
Глава 4. Применение инструментов идентификации технологического объекта по текущим данным эксплуатации.....	56
4.1 Характеристика технологического объекта	56
4.2 Построение динамической модели технологического объекта	59
4.3 Тестирование обновленной модели	62
Вывод по четвертой главе	62
Глава 5. Пример адаптации прогнозирующей модели в контуре управляющей системы промышленного технологического объекта	65
5.1 Характеристика объекта управления	65
5.2 Текущая идентификация объекта управления прогнозирующей моделью	72
5.3 Анализ функционирования системы управления	80

Вывод по пятой главе.....	83
Заключение	85
Список сокращений и условных обозначений.....	87
Список использованной литературы.....	88
Приложение А. Акты о внедрении результатов (кандидатской) диссертационной работы Работникова Михаила Алексеевича.....	103
Приложение Б. Построение бифуркационных особенностей систем управления с прогнозирующей моделью	107
Приложение В. Набор локальных минимумов целевой функции задачи текущей идентификации случайной имитационной модели	111
Приложение Г. Мнемосхема секции разделения пропановой фракции производства олефинов	113

Введение

Актуальность темы исследования. Современные подходы в области автоматизации промышленных технологических процессов и производств отраслей химической промышленности предполагают в контуре управляющей системы наличие алгоритмических решений, формирующих оптимальный сценарий ведения технологического режима с учетом текущего состояния управляемого объекта, регистрируемых возмущающих воздействий и внешних технологических и экономических факторов [1-7]. Отличительный принцип решений подобного типа, относящий данный класс систем к верхнеуровневому слою в иерархии промышленной сети информационного обмена, заключается в сборе и комплексном анализе данных, регистрируемых по существующим каналам передачи в границах автоматизируемого процесса [8-11]. Одной из разновидностей таких решений являются системы усовершенствованного управления (СУУТП, англ. APC, Advanced Process Control), получившие широкое применение для множества управляемых промышленных технологических процессов непрерывного типа [12-18].

В основе класса используемых в СУУТП алгоритмов заложен принцип многокритериального комбинированного управления: компенсации внешних возмущающих воздействий и удержания контролируемых переменных в допустимых границах состояния по принципу обратной связи. Расчет вектора управляющих сигналов осуществляется на основе прогнозируемого состояния управляемого технологического объекта, определяемого с использованием его многомерной математической модели. Такой подход позволяет вести непрерывную количественную оценку влияния управляющих переменных и регистрируемых возмущающих воздействий системы на контролируемые переменные процесса, обеспечивая возможность определения оптимального управляющего сигнала, удовлетворяющего условию устойчивого функционирования управляемого процесса в допустимых границах состояний

при минимальном отклонении относительно заданной стационарной точки [19-22].

Поскольку исходными данными для расчета выходного сигнала управляющего устройства являются показания имитационной модели управляемого объекта, от степени соответствия прогнозируемого изменения переменных реальному поведению технологического процесса напрямую зависит качество автоматического регулирования и устойчивость замкнутого контура управляющей системы [23]. Исходя из этого вопросу обеспечения максимальной точности моделей, задействованных в алгоритмах функционирующих систем управления уделяется особое внимание [24-27].

Классическим способом построение математической модели управляемого технологического процесса является проведение активного эксперимента со снятием динамической характеристик исследуемых каналов передачи и последующей обработкой результатов тестирования. Подобный подход обладает высокой трудоемкостью и не всегда применим на реальном процессе ввиду требований к поведению технологического режима близкому к стационарному состоянию, однако позволяет наилучшим образом оценить динамические свойства технологического процесса и является основным решением для определения первичной конфигурации модели процесса при техническом проектировании.

В условиях непрерывного функционирования реальных химико-технологических систем с целью поддержания заданных показателей качества автоматического регулирования, сохранения свойств робастности и устойчивости управляющей системы возникает задача параметрической и структурной адаптации используемой математической модели процесса [28-31]. Для этих случаев применяются инструменты обработки результатов пассивного эксперимента – исторических данных функционирования объекта по задействованным переменным системы [32-35]. Применяемые для указанной задачи алгоритмические решения и методологические инструменты должны

обеспечивать возможность определения оптимальной параметрической конфигурации модели управляемого процесса, обеспечивающий минимальную ошибку выходных сигналов от соответствующих реальных значений контролируемых переменных процесса [36].

Степень разработанности темы исследования. В области теории автоматического управления вопросами параметрической и структурной идентификации, моделирования и многокритериального управления технологическими процессами на основе их многосвязной математической модели посвящены работы В. Я. Ротача, В. А. Лотоцкого, Р. Eukhoff, R. Izerman, L. Ljung, Н. Н. Бахтадзе и многих других. В работах Н. Е. Баранова рассматриваются вопросы конструирования моделей, прогнозирующих выходную реакцию объекта в условиях недостатка априорных данных об объекте. Проблемам адаптивного управления в условиях дрейфа характеристик технологического объекта и вопросам применения инструментов текущей настройки замкнутых многосвязных систем в задачах управления непрерывными технологическими процессами посвящены работы И. И. Перельмана. В работах А. Ю. Торгашова продемонстрирована возможность практического применения адаптивных моделей в условиях неопределенности в периметре систем многокритериального управления для нелинейных технологических объектов. А. А. Черешко рассматривает методы управления с прогнозирующей моделью с использованием ассоциативных идентификационных алгоритмов, позволяющих получать высокоточные модели для широкого класса нелинейных процессов.

При этом в литературных источниках отсутствует строгое описание методов и алгоритмов многокритериального управления упреждающего типа воздействия с изменяемой параметрической конфигурацией прогнозирующей модели управляемого объекта. Не разработаны методологические подходы применения алгоритмов адаптации динамических моделей, используемых в замкнутом контуре управляющих систем.

Объектом исследования являются системы автоматизированного управления непрерывными многосвязными технологическими объектами.

Предметом исследования являются методы и алгоритмическое обеспечение многокритериального управления с прогнозирующей моделью непрерывными технологическими процессами и производствами.

Целью диссертационного исследования является повышение эффективности и качества автоматического регулирования производственными технологическими процессами за счет разработки и внедрения алгоритмов многокритериального управления с адаптируемой прогнозирующей моделью управляемого объекта.

В соответствии с поставленной целью в диссертационном исследовании решаются следующие **задачи**:

1. На основе анализа существующих решений в области многокритериального управления с прогнозирующей моделью сформулировать задачу повышения точности математического моделирования поведения управляемых технологических объектов;
2. Разработать алгоритм управления с адаптируемой прогнозирующей моделью;
3. Определить особенности практической реализации метода адаптации динамической модели в контуре управляющей системы и сформулировать методические указания к его использованию.
4. Апробировать адекватность и корректность методики параметрической адаптации многомерной динамической модели по результатам вычислительных экспериментов симуляции поведения управляемого технологического объекта;
5. Реализовать и внедрить функциональное решение, обеспечивающее параметрическую адаптацию прогнозирующей модели состояния управляемого объекта в замкнутом контуре системы многокритериального управления реальным технологическим процессом.

Положения, выносимые на защиту, обладающие научной новизной:

1. Алгоритм многокритериального управления на основе прогнозирующей модели состояния управляемого объекта, отличающийся переменной параметрической конфигурацией используемой модели, что позволяет улучшить показатели качества работы автоматизированной системы управления (п. 5 «Научные основы, алгоритмическое обеспечение и методы анализа и синтеза систем автоматизированного управления технологическими объектами» паспорта специальности 2.3.3);

2. Метод идентификации управляемого технологического объекта, отличающийся возможностью построения многомерной динамической модели по данным функционирования управляющей системы, что позволяет решить задачу непрерывного определения актуальных динамических характеристик управляемого объекта для нелинейных технологических процессов (п. 6 «Научные основы и методы построения интеллектуальных систем управления технологическими процессами и производствами» паспорта специальности 2.3.3);

3. Методика анализа целевой функции, формируемой для решения задач определения динамических характеристик нелинейных технологических систем, оригинальность которой заключается в алгоритме проводимого исследования поверхности целевой функции путем оценки распределения множества экстремальных точек относительно искомым параметров, что позволяет определить оптимальный метод численного решения для рассматриваемой задачи идентификации (п. 8 «Научные основы, модели и методы идентификации производственных процессов, комплексов и интегрированных систем управления и их цифровых двойников» паспорта специальности 2.3.3).

Практическая значимость работы заключается в возможности реализации разработанных методов и алгоритмов управления с адаптируемой прогнозирующей моделью для непрерывных технологических процессов и производств.

Формализованное описание алгоритма управления с прогнозирующей моделью позволило сократить время проектирования программного обеспечения класса СУУТП на 10-20% от общего времени разработки (акт внедрения ООО «Датана»).

Применение разработанного решения задачи адаптации динамической модели в замкнутом контуре управляющей системы массообменным процессом депропанализации установки компримирования и газоразделения производства олефинов позволила улучшить индекс воспроизводимости контролируемых показателей качества выпускаемой продукции: в 1.29 и 1.37 раз для содержания пропана кубовой фракции и для содержания бутана в очищенном пропане соответственно (акт внедрения ООО «ЗапСибНефтехим»).

Теоретическую и методологическую основу исследований составляют положения теории автоматического управления, теории вероятности и математической статистики, методы численной оптимизации, методы математического моделирования.

Достоверность результатов исследования определяется использованием современных методик в области автоматического управления и математического моделирования, успешной идентификации исследуемых объектов управления, соответствием теоретических результатов и практических данных. Достоверность положений и выводов диссертации подтверждена положительным результатом внедрения разработок на нефтегазохимическом предприятии с производством непрерывного типа.

Степень достоверности и апробация работы. Результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на научно-методических семинарах кафедры «Оборудование и автоматизация химических производств» Пермского национального исследовательского политехнического университета, международной научно-практической конференции «Наука. Технологии. Инновации» (г. Петрозаводск, 2025), всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Химия. Экология.

Урбанистика» (г. Пермь, 2024, 2023, 2021, 2019), всероссийской научно-технической конференции «Автоматизированные системы управления и информационные технологии» (г. Пермь, 2023, 2019), международной научно-практической конференции «Инновации. Интеллект. Культура» (г. Тобольск, 2021), международной научно-технической конференции «Актуальные проблемы современной науки, техники и образования» (г. Магнитогорск, 2021), международной интернет-конференции молодых ученых, аспирантов и студентов «Инновационные технологии: теория, инструменты, практика» (г. Пермь, 2018).

Публикации. По теме диссертации опубликовано двадцать печатных работ, из них шесть – в изданиях, входящих в Перечень рецензируемых научных изданий, в том числе две статьи индексированы в базе цитирования Russian Science Citation Index (RSCI), одна статья индексирована в международной базе цитирования Web of Science.

Глава 1. Анализ современных подходов и технических решений в области усовершенствованного управления технологическими процессами непрерывного типа

С целью повышения производительности и снижения вариативности показателей качества готовой товарной продукции в настоящее время на современных нефте- и газоперерабатывающих предприятиях, предприятиях неорганического синтеза и прочих отраслей химической промышленности активно внедряются высокотехнологичные решения, определяющие начало четвертой промышленной революции [37-40]. В основе реализуемых решений заложен единый подход, заключающийся в интеграции создаваемых инструментов в единую общезаводскую информационную систему для обеспечения условий выполнения задач глобальной динамической оптимизации всего предприятия как в периметре всей производственной площадки, так и в границах заданного технологического узла [41-43].

Основные требования к внедряемым системам заключаются в обеспечении решения задачи повышения адаптивных свойств управляемого объекта в зависимости от текущей технологической ситуации локального производственного узла и изменений рыночных условий для выпускаемой товарной корзины производства. В общем виде такая задача сводится к поиску оптимальной области технологического режима в границах всех норм и регламентных ограничений, последующему смещению технологических переменных системы к заданной экстремальной точке и удержанию в ее окрестностях при влиянии внешних возмущающих воздействий [44-45]. Такой подход позволяет достичь максимальной экономической эффективности производственного процесса без внесения изменений в эксплуатируемую технологическую схему на существующем комплексе оборудования, аппаратов и базовой системы автоматического регулирования [46].

Реализация описанного подхода в периметре систем усовершенствованного управления обеспечивается за счет выполнения следующих задач:

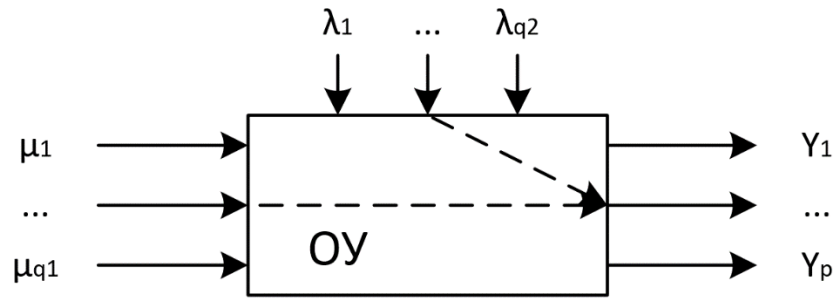
1. стабилизация технологических параметров процесса и ключевых показателей качества товарной продукции производства в границах установленных регламентных ограничений при регистрируемых внешних возмущающих воздействиях;
2. сокращение времени переходных процессов и потерь компонентов при сменах производственных заданий по количеству и качеству выпускаемой продукции.

Выполнение поставленных задач осуществляется за счет следующих решений:

1. применение инструментов математического расчета текущих значений показателей качества товарной продукции и прочих нерегистрируемых технологических параметров производства;
2. применение алгоритмов многокритериального комбинированного управления с прогнозирующей моделью поведения контролируемых переменных управляемого объекта;
3. решение оптимизационных задач с использованием матричной динамической модели управляемого объекта [47-51].

Классические алгоритмы используемые в периметре управляющей системы основываются на матрице оценки будущего состояния выходных переменных системы $Y(t)$ по отклику системы на изменения зарегистрированных входных сигналов модели $X(t)$, включающих в себя набор возмущающих воздействий $\lambda(t)$ и управляющих переменных $\mu(t)$ [52]. Размерность используемой для описания существующих связей между технологическими переменными модели (рисунок 1.1) – $p \times q$, где p – количество выходных сигналов модели $Y(t)$, q – общее количество входных

сигналов модели $X(t)$: $q = q_1 + q_2$, где q_1, q_2 – количество входных сигналов по каналам управления и внешнего возмущения соответственно.



$Y_1 \dots Y_p$ – контролируемые переменные

$\mu_1 \dots \mu_{q1}$ – управляющие переменные

$\lambda_1 \dots \lambda_{q2}$ – внешние возмущения

Рисунок 1.1 – Многомерная модель управляемого объекта

В условиях неопределенности свойств реальных технологических процессов ограниченность детализации используемой многомерной модели управляемого объекта сводится к форме матричной системы линейных дифференциальных уравнений $p \times q$, где каждый элемент описывает функциональную связь соответствующих переменных модели (1.1) [53]. Такой подход с использованием инструментов адаптации позволяет обеспечить робастность реализуемых алгоритмов управления к параметрической конфигурации матричной модели даже при заметном рассогласовании показаний прогнозирующей модели от реального состояния управляемого объекта [54-57].

$$\sum_{i=0}^n b_i \frac{d^i \Delta Y_{k_1}(t)}{dt^i} = \sum_{j=0}^m a_j \frac{d^j \Delta X_{k_2}(t - \tau)}{dt^j}, k_1 = \overline{1, p}, k_2 = \overline{1, q}, \quad (1.1)$$

где b_i, a_j – коэффициенты полинома ДУ, τ – параметр временного запаздывания, $m > n$ – условие физической реализуемости.

Структура и параметрическая конфигурация используемой динамической модели объекта (1.1) определяется как по результатам активного эксперимента – тестирования входных переменных модели с последующим снятием и обработкой переходных характеристик процесса, так и средствами пассивного

эксперимента – вычислительного анализа исторических данных управляемого технологического процесса при различных отклонениях переменных системы в режимах нормальной эксплуатации близких к стационарному состоянию [58-60].

Для удобства получаемая по результатам идентификации многомерная модель управляемого объекта представляется в форме матричной передаточной функции $W(s)$:

$$W(s) = \begin{bmatrix} W_{11}(s) & \cdots & W_{1q_1}(s) & W_{1q_1+1}(s) & \cdots & W_{1p}(s) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{p1}(s) & \cdots & W_{pq_1}(s) & W_{pq_1+1}(s) & \cdots & W_{pq}(s) \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

управляющие переменные
возмущающие воздействия

где s – оператор Лапласа.

На основании полученной матрицы реализуется расчет изменения состояния контролируемых переменных системы в границах временного горизонта прогнозирования. Длина горизонта зависит от инерционных свойств управляемого объекта и определяется как время выхода контролируемых переменных системы в область установившегося состояния [61]. По рассчитываемой траектории прогнозируемого изменения состояния управляемого объекта осуществляется решение задачи стабилизации технологического процесса в установленных границах контролируемых переменных системы.

Опционально регулятор управления с прогнозирующей моделью может включать алгоритмы оптимизации управляемого технологического процесса согласно установленным технико-экономическим критериям. При этом решение указанной задачи возможно лишь при условии выполнения первичной задачи удержания управляемых переменных системы в границах установленным существующих регламентных ограничений и наличии достаточной свободы управления для внесения значимого изменения в состояние управляемого объекта. Решение задачи оптимизации технологического процесса осуществляется в области L -мерного пространства, ограниченного линейными неравенствами, формирующими область допустимого состояния управляемого

объекта, где $L = q_1 + p$ – общее количество контролируемых и управляющих параметров в структуре управляющей системы.

Для выполнения описанных задач автоматического регулирования и оптимизации технологического процесса структура управляющей системы с прогнозирующей моделью может включать подсистему ВА (виртуальных анализаторов), представляющей собой статистическую модель показателей качества товарной продукции производства, параметров состояния эксплуатируемых химико-технологических аппаратов и прочих непрерывно нерегистрируемых параметров, отражающих свойства технологического режима. Использование виртуального анализа в задачах многокритериального управления непрерывными технологическими процессами позволяет обеспечить возможность количественного описания и удержания оптимального технологического режима согласно существующим удельным производственным показателям при накладываемом ограничении регламентных норм и товарной спецификациям отпускаемой готовой продукции [62-63].

Построение подсистемы виртуального анализа предполагает применение инструментов регрессионного анализа, нейросетевого моделирования, а также физико-химические законов, описывающих поведение протекающего технологического процесса [64-68]. Использование последних возможно при наличии достаточной информации, отражающей свойства управляемого объекта, включая детальное описание используемой технологии, особенности задействованных производственных аппаратов и количественный состава исходного сырья. Преимущество описанного подхода заключается в высокой точности получаемых моделей, компенсируемое сложностью их разработки, предполагающей использование специальных программных пакетов технологического моделирования. На практике, ввиду открытой структуры и простоты технического обслуживания, наибольшее распространение получили модели вида полиномиального уравнения множественной регрессии первого

порядка, входными сигналами которой служат регистрируемые параметры технологического процесса [69-70].

Исходными данными для построения подсистемы виртуального анализа являются исторические данные переменных технологического процесса $x(t)$ и соответствующий по времени массив эталонных данных лабораторно аналитического контроля $v(t)$. Определяемая функция виртуального анализатора $f(x(t))$ характеризует связь нерегистрируемых модельных величин $v_m(t)$ с текущими параметрами технологического процесса. Актуализация используемой модели в соответствии с текущим технологическим режимом возможна за счет применения инструментов калибровки посредством изменения свободного слагаемого уравнения с учетом ошибки прогнозирования модели относительно соответствующих данных лабораторно аналитического контроля в момент времени t_0 . Реализуемое решение должно учитывать временную задержку лабораторного анализа t' в соответствии с продолжительностью протекания управляемого физико-химического процесса и движения материального потока от точки регистрации параметров технологического процесса до места отбора пробы. В общем случае такая модель имеет вид:

$$v_m(t) = f(x(t)) + \alpha(v(t_0) - v_m(t_0 - t')), \quad (1.2)$$

где $\alpha \in [0; 1]$ – коэффициент калибровки. При этом калибровка модели возможна за счет переобучения используемой модели $f(x(t))$ [62].

Рассчитываемые подсистемой виртуального анализа данные о текущем состоянии технологического процесса используются в качестве дополнительных контролируемых переменных в контуре системы усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью.

Общий вид структурной схемы системы усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью представлен на рисунке 1.2. В периметр системы входит многопараметрический контроллер с прогнозирующей моделью и подсистема виртуального анализа (ВА). На вход системы поступают данные о текущем состоянии объекта управления (ОУ) и данные лабораторного анализа

для калибровки моделей подсистемы виртуального анализа. На выходе многопараметрического контроллера генерируется управляющий сигнал, передаваемый в АСУТП, для отработки контурами базового автоматического регулирования. Конфигурация управляющей системы – выбор допустимых ограничений контролируемых и управляющих переменных, корректировка прогнозирующей модели, настройка алгоритма управления и подсистемы виртуального анализа – осуществляется с АРМ с соответствующим программным обеспечением.

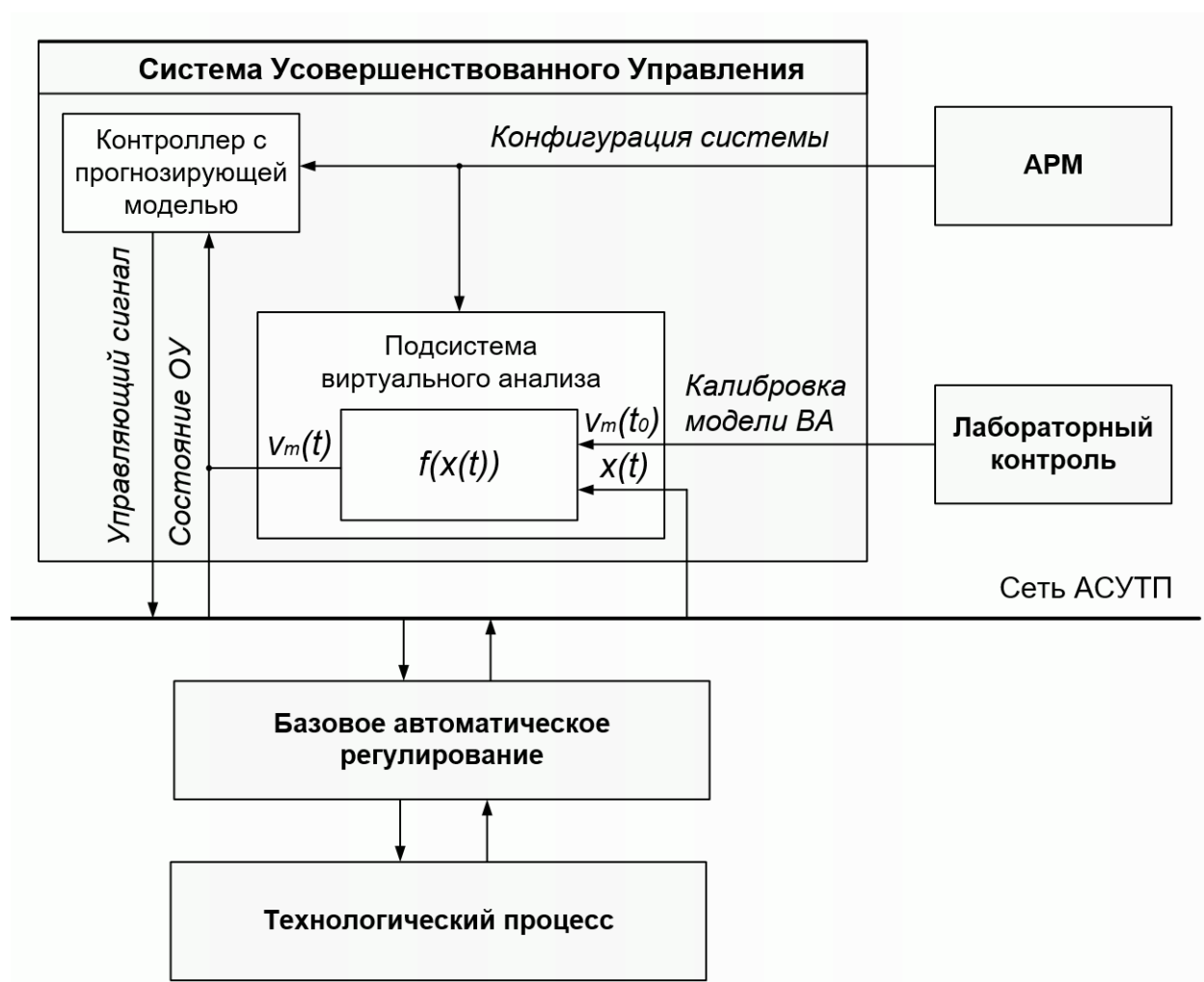


Рисунок 1.2 – Схема системы усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью

Описанная структура системы усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью является типовой для большинства прикладных решений различных производителей. В зависимости от направления химической

промышленности и типа управляемого технологического объекта используются различные виды прикладных программных продуктов от различных производителей систем промышленной автоматизации. Основными мировыми поставщиками программных контроллеров усовершенствованного управления являются компании ABB (программный продукт «800xA Advanced Process Control»), Aspen Technology (программный продукт «DMC Plus»), Emerson Process Management (программный продукт «DeltaV Predict Pro»), GE Energy (программный продукт «MVC»), Honeywell (программный продукт «Profit Suite»), Rockwell Automation (программный продукт «Pavilion8»), Schneider Electric (программный продукт «SimAPC»), Supcon, (программный продукт «APC-Adcon»), Yokogawa (программный продукт «PACe») и другие [29, 71-74].

Не смотря на обилие прикладного программного обеспечения различных производителей и используемых алгоритмов многокритериального управления структура жизненного цикла управляющих систем с прогнозирующей моделью, общие подходы при проектировании, реализации и сопровождении технических решений остаются неизменными вне зависимости от поставщика и исполнителя проектных работ [75].

В общем случае жизненный цикл систем многокритериального управления с прогнозирующей моделью можно разделить на несколько последовательных этапов, где оценка потенциальных технико-экономических эффектов является первичным этапом создания системы и заключается в определении общей стратегии управления технологическим объектом, формировании основных оптимизационных задач и эффектов от внедряемой системы. Обеспечение технико-экономической эффективности управляющей системы достигается за счет выполнения одной или нескольких технологических задач по увеличению производительности установок, увеличению выхода наиболее ценных продуктов, уменьшению удельных энергозатрат, стабилизации показателей качества выпускаемых продуктов, снижению потерь при сменах

технологического режима, а также косвенных улучшений за счет повышение стабильности и безопасности работы установок. Исходными данными для оценки эффектов является приведенная к обобщенному виду информация об управляемом технологическом объекте: техническая документация об аппаратах и технологии производственного процесса, исторические данные параметров технологического процесса и лабораторного анализа показателей качества товарной продукции, стоимость исходного сырья, стоимость готовой продукции и др. По результатам проведенного анализа с целью выявления основных закономерностей в поведении управляемого технологического объекта и верификации гипотез, сформированных на этапе технико-экономической оценки, проводится предварительное обследование рассматриваемого объекта управления. Полученные результаты можно представить в форме исходной структурной конфигурации многомерной математической модели процесса, отражающей перечень основных входных и выходных сигналов проектируемого многопараметрического контроллера.

На основании полученной на стадии предварительного обследования матрицы взаимосвязей параметров технологического процесса реализуется этап основного тестирования управляемого объекта – активного эксперимента с целью получения эмпирических закономерностей в поведении управляемого технологического процесса в форме переходных характеристик по установленным каналам передачи, связывающим технологические переменные системы. Наиболее распространенным способом получения динамических характеристик объекта является подача серии ступенчатых сигналов по каналам управляющих воздействий и снятии соответствующих изменений выходных переменных проектируемой системы. Ключевым критерием, позволяющим судить об адекватности результатов активного эксперимента и возможности последующего построения динамической модели объекта управления, является близость технологического режима рассматриваемого процесса к одному из множества существующих стационарных состояний [76-78].

Сформированная по результатам обработки данных тестирования технологического объекта динамическая модель (1.1) отражает полный перечень входных и выходных сигналов многопараметрического контроллера, их количественные взаимосвязи и является основой для последующего проектирования внедряемой системы. Формализация технических решений, закладываемых на этапе проектирования, отражающих основные подходы и детали реализации управляющей системы, описывается в виде техно-рабочей документации, на основании которой осуществляется последующее внедрение системы.

Основные задачи этапа внедрения связаны с решением вопросов интеграции системы в сеть существующей АСУТП, наладке приема передачи управляющих величин, данных о текущем состоянии управляемого процесса, создании человеко-машинного интерфейса, организации приема данных лабораторного анализа и прочих технических решений, обеспечивающих возможность дальнейшего автономного эксплуатирования внедряемой системы. По окончании интеграции управляющей системы осуществляется подготовка и обучение оперативно-технологического персонала, наладка управляющих алгоритмов, сценариев использования многопараметрического контроллера при различных технологических режимах методом экспертных оценок. По итогам внедрения и наладки контуров многопараметрического регулирования управляющая система переходит в завершающий этап жизненного цикла, промышленную эксплуатацию.

Задача сопровождения системы многокритериального управления с прогнозирующей моделью в период промышленной эксплуатации заключаются в создании необходимых технических условий для непрерывного функционирования системы путем переконфигурации и итеративной наладки управляющих алгоритмов в зависимости от изменения внешних технологических факторов.

Ключевая особенность функционирования систем управления с прогнозирующей моделью промышленными технологическими процессами связана с ограниченностью детализации описания динамических процессов, протекающих в реальных химико-технологических системах. Отсутствие математического аппарата представления точного поведения управляемого объекта и возможностей измерения всех существующих возмущающих воздействий приводит к естественному снижению точности прогнозирования контролируемых переменных в замкнутом контуре управляющей системы, как следствие, к потере свойств робастности и ухудшению показателей качества автоматического регулирования в условиях нестационарности [79-81].

Для решения рассматриваемой проблемы неопределенности модели, снижающей производительность управляющей системы, существует ряд модернизаций классического алгоритма управления с прогнозирующей моделью (англ. Model Predictive Control, MPC).

В работах [82-85] рассматриваются NNMPC (Neural Network MPC) алгоритмы, отличительная особенность которых заключается в применении инструментов нейросетевого моделирования вместо линейной модели управляемого объекта. Такой подход предполагает использование рекуррентной нейронной сети, аппроксимирующей поведение нелинейной системы, в контуре управляющей системы для расчета прогнозируемого состояния объекта и дальнейшего вычисления управляющего сигнала [86,87]. Также известны примеры обучения нейронной сети по данным функционирования линейного MPC алгоритма и соответствующего массива исторических данных поведения управляемого объекта [88,89]. Однако, не смотря на результаты модельных исследований, практическое применение инструментов нейросетевого моделирования в контуре управляющей системы имеет ряд ограничений, связанных с чувствительностью к выбору обучающего набора данных, проблемами переобучения в режиме непрерывного функционирования, а также

сложностями восприятия логики и результатов работы сети при наладке управляющего алгоритма и его дальнейшем сопровождении [90-92].

В работах [93-96] рассматриваются Fuzzy MPC алгоритмы, отличительная особенность которых заключается в применении инструментов нечеткой логики, позволяющих привести нелинейную систему к ряду линеаризованных подсистем. В этом случае поведение управляемого объекта определяется взвешенной суммой выходов квазилинейных моделей. Такой подход наиболее применим для технологических объектов, обладающих группой выраженных стационарных состояний. Тогда весовые коэффициенты линейных подсистем будут определяться близостью текущего состояния управляемого объекта к соответствующему набору стационарных точек. К недостаткам практического использования Fuzzy MPC решений относится сложность построения и сопровождения правил нечеткой логики для реальных технологических объектов.

Наибольший интерес к решению рассматриваемой задачи управления с прогнозирующей моделью в условиях неопределенности представляют алгоритмы адаптивного управления с прогнозирующей моделью (англ. Adaptive MPC). Преимущество указанных решений заключается в возможности реализации классических MPC алгоритмов с использованием инструментов оперативной структурной и параметрической идентификации управляемого объекта, обеспечивающих возможность сохранения показателей качества автоматического регулирования и свойств робастности используемой прогнозирующей модели [97]. Анализ работ [98-100] показывает, что применение адаптивных MPC методов с линейными прогнозирующими моделями позволяет обеспечивать сохранение эффективности управляющей системы при выполнении условий робастности и устойчивости замкнутого контура для нелинейных процессов. Количественная оценка области устойчивого состояния линейных MPC алгоритмов, рассмотрена в работе [57]. Для этого рассматриваются границы, определяющие область робастного

состояния системы посредством симуляции работы управляющего контура при различных параметрических конфигурациях используемой динамической модели. В работе [101] приведен метод построения бифуркационных характеристик, позволяющих определить состояние системы в зависимости от внешних возмущающих воздействий при переменной параметрической конфигурацией управляющего устройства, где точка бифуркации собираемой особенности соответствуют равновесному состоянию исследуемой системы. В приложении Б отражено построение бифуркационных характеристик для систем управления с прогнозирующей моделью.

Построению адаптивных MPC алгоритмов, решающих задачу сохранения заданных характеристик системы в условиях нелинейности управляемого процесса, посвящены работы [102-104]. Для повышения точности моделирования динамики процесса предлагается производить параметрическую переконфигурацию системы, используя критерии максимального соответствия данных измерительных каналов и выходных результатов модели управляемого объекта [105,106].

Предлагаемые в рассмотренных работах решения адаптации управляющей системы с линейной прогнозирующей моделью приведены без формализованного описания алгоритмов управления, за исключением общих подходов и решений для отдельных классов объектов. При этом в литературных источниках не обнаружена количественная оценка влияния применений адаптируемых моделей в контуре управляющей системы на качество автоматического регулирования и распределение контролируемых переменных. Недостаточно освещены вопросы апробации разработанных решений на реальных функционирующих объектах управления. Не реализованы методологические основы текущей идентификации многосвязного объекта управления в замкнутом контуре управляющей системы, в том числе не рассмотрены вопросы выбора критериев и условий выполнения обновления модели, формирования задачи поиска оптимальной параметрической

конфигурации и описания перехода управляющей системы к новой математической модели.

Освещение поставленных вопросов позволяет сформулировать задачу разработки и математического описания аппарата управления с адаптируемой прогнозирующей моделью для обеспечения сохранения характеристик системы в условиях неопределенности, методики текущей параметрической идентификации объекта управления по данным функционирования системы и апробации полученных решений.

Выводы по первой главе

Выполнен обзор современных подходов и используемых технических решений в области усовершенствованного управления промышленными технологическими процессами непрерывного типа с использованием прогнозирующих моделей. Описаны особенности жизненного цикла систем управления с прогнозирующей моделью, включающие основные цели и существующую проблематику каждого из этапов развития системы.

Анализ особенностей построения систем усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью позволил сформулировать проблему потери качества автоматического регулирования технологических переменных для процессов, обладающих нелинейными зависимостями. Обзор существующих подходов решения задачи сохранения свойств управляющей системы показал оптимальным использование методов адаптивного управления с прогнозирующей моделью. Приведенные в литературных источниках материалы по данному направлению исследований не содержат подробного описания методики применения инструментов адаптации для функционирующего контура управления с прогнозирующей моделью, не отражены прикладные результаты применения алгоритмов адаптивного управления, включающие оценку характеристик качества регулирования выходных параметров процесса.

Для решения указанных проблем управления с прогнозирующей моделью нелинейными технологическими процессами в условиях неопределенности необходимо решить следующий ряд задач: разработать алгоритм управления с прогнозирующей моделью с непостоянной параметрической конфигурацией, сформулировать решение задачи актуализации параметрической конфигурации динамической модели управляемого объекта, определить особенности поставленной задачи в численном виде и сформировать методические указания к ее решению, провести апробацию результатов исследования.

Глава 2. Управление на основе прогнозирующей модели с непостоянной параметрической конфигурацией

В общем виде задача управления с прогнозирующей моделью заключается в определении оптимального управляющего воздействия $\mu_e(t)$, обеспечивающего минимальное отклонение прогнозируемого поведения объекта управления $y_R(t)$ от желаемого состояния $y_D(t)$. Вычисление $y_R(t)$ осуществляется на основании информации о текущем состоянии управляемого с учетом известных откликов контролируемых переменных на изменение управляющих переменных и регистрируемых возмущающих воздействий $\lambda(t)$

Согласно определению, задачу управления с прогнозирующей моделью можно представить в следующем виде:

$$\min_{\mu(t) \in \mu_D} \sum_{i=1}^p w_i^2 \left(y_{R_i}(\mu(t), \lambda(t)) - y_{D_i}(t) \right)^T \left(y_{R_i}(\mu(t), \lambda(t)) - y_{D_i}(t) \right) \rightarrow \mu_e(t), \quad (2.1)$$

где p – количество управляемых переменных, w – набор весовых коэффициентов задачи многокритериального управления, μ_D – границы допустимого управляющего воздействия.

Матрицу управляющего воздействия $\mu(t)$ удобно представить в форме набора последовательных векторов $\mu_f(t)$, $f = \overline{0, \beta}$, где β – горизонт управления, $\mu_f(t)$ – управляющее воздействие в момент времени $t + f$. Тогда с учетом временного ряда расчет прогнозируемого состояния объекта можно разложить следующим образом:

$$y_{R_i}(\mu(t), \lambda(t)) = y_{M_i}(x(t)) + \sum_{f=1}^{\beta} y_{C_i}(\mu_f(t)) \quad (2.2)$$

где $y_{M_i}(x(t))$ – прогнозируемый отклик объекта на входной сигнал, включая регистрируемое возмущающее воздействие, в момент времени t , $y_{C_i}(\mu_f(t))$ – прогнозируемый отклик управляемого объекта на управляющий сигнал в момент времени $t + f$, $x(t)$ – последовательно конкатенированные вектора $\mu_0(t)$, $\lambda(t)$.

Следуя (2.2), задача управления с прогнозирующей моделью преобразуется к виду:

$$\min_{\mu(t) \in \mu_D} \sum_{i=1}^p w_i^2 \left(y_{M_i}(\mu_0(t), \lambda(t)) + \sum_{f=1}^{\beta} y_{C_i}(\mu_f(t)) - y_{D_i}(t) \right)^T \left(y_{M_i}(\mu_0(t), \lambda(t)) + \sum_{f=1}^{\beta} y_{C_i}(\mu_f(t)) - y_{D_i}(t) \right) \rightarrow \mu_e(t), \quad (2.3)$$

Структурную схему описываемой системы можно представить в форме замкнутого по принципу обратной связи контура, содержащего регулятор упреждающего воздействия, функционирующего по выходному набору данных динамической модели, прогнозирующей поведение управляемого объекта с учетом текущего состояния $y(t)$ (рисунок 2.1).

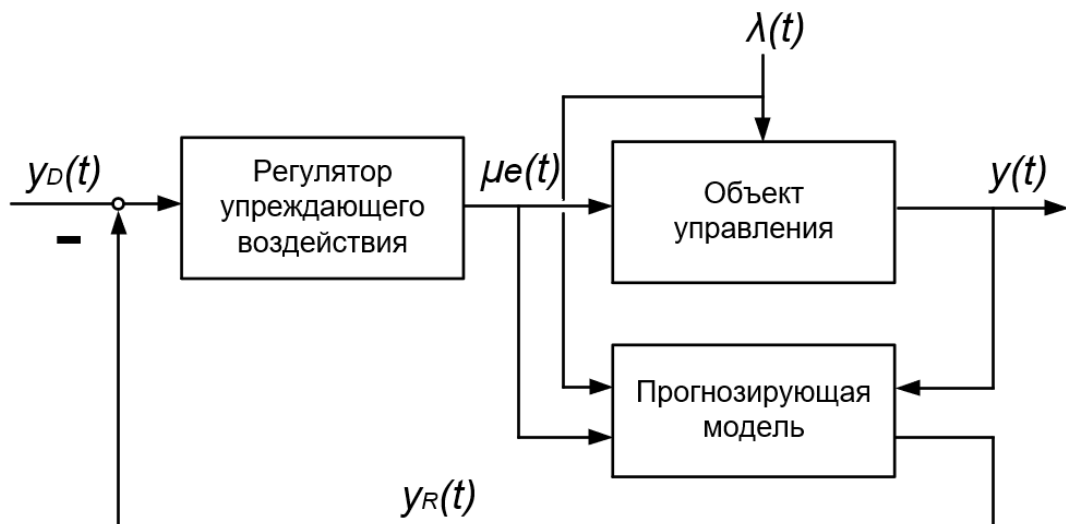


Рисунок 2.1 – Система управления на основе прогнозирующей модели

Для алгоритма, предусматривающего подстройку параметрической конфигурации динамической модели, контур вычисления прогнозируемого

состояния управляемого объекта должен содержать соответствующий функциональный блок текущей идентификации управляемого объекта. С целью обеспечения условий робастности функционирования данного блока не должно оказывать прямого влияния на работу управляющей системы [107-109].

Вычисление актуальной параметрической конфигурации модели $z'(t)$ происходит по окончании управляющего цикла на основании текущего состояния $z(t)$ и историческим данным функционирования системы согласно установленному количественному критерию максимального соответствия выходного вектора сигналов динамической модели реальному состоянию управляемого объекта. Условие проведения обновления прогнозирующей модели для каждого из p выходных сигналов определяется индивидуально в зависимости превышения накопительной ошибки выходного сигнала модели $\varepsilon_i(t)$ допустимого порогового уровня ε_{0i} . Структурная схема такой системы представлена на рисунке 2.2.

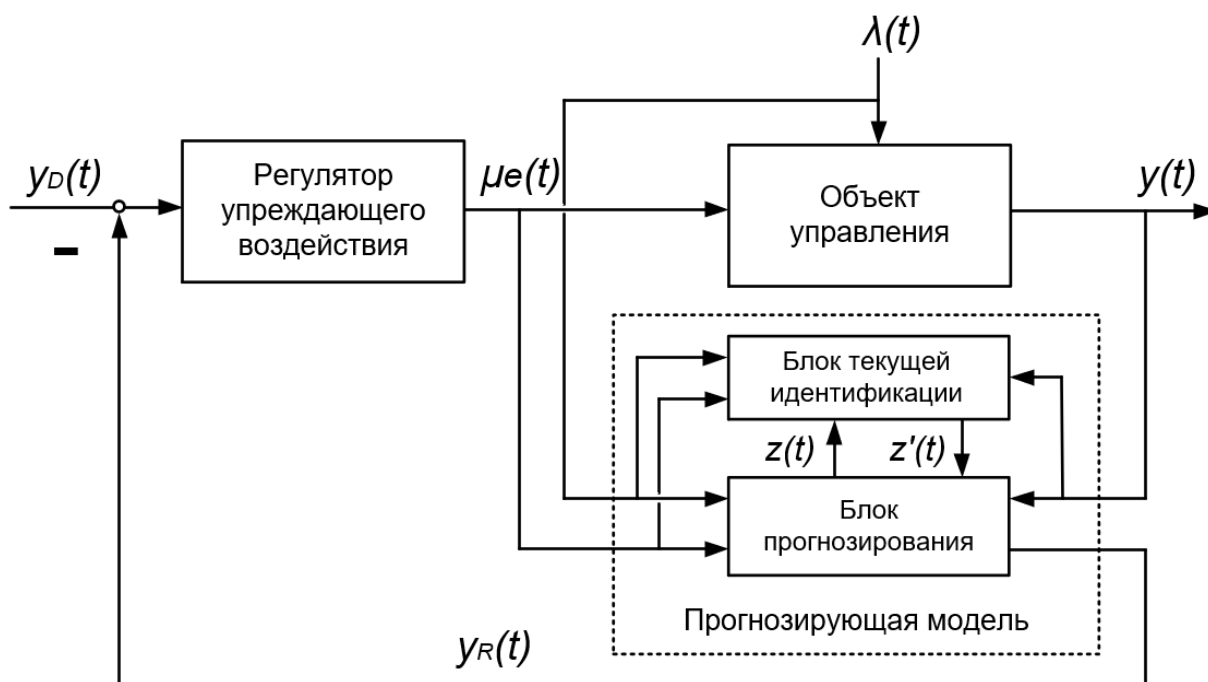


Рисунок 2.2 – Система управления на основе прогнозирующей модели с непостоянной параметрической конфигурацией

Алгоритм системы управления с адаптируемой прогнозирующей моделью для момента времени t имеет следующую циклическую последовательность действий:

1. Считывание информации о текущем состоянии управляемого объекта $(y(t); \lambda(t))$ и конфигурации управляющей системы $(y_D(t); \mu_D; w)$.
Переход к п.2.
2. Регулятор упреждающего воздействия: решение задачи (2.3) – вычисление $\mu_e(t)$. Переход к п.3.
3. Блок прогнозирования: вычисление прогнозируемого состояния управляемого объекта $y_M(t)$ с учетом подачи управляющего воздействия $\mu_0(t)$. Переход к п.4.
4. $i = 1$. Переход к п.5.
5. Вычисление $\varepsilon_i(t)$. Переход к п.6.
6. Если $\varepsilon_i(t) > \varepsilon_{i_0}$, то переход к п.7. Если $\varepsilon_i(t) \leq \varepsilon_{i_0}$, то переход к п.8.
7. Блок текущей идентификации: вычисление параметров модели $z'_i(t)$.
Переход к п.8.
8. Если $i < p$, то переход к п.5 для $i + 1$. Если $i > p$ переход к п.9
9. Завершение цикла: переход к п.1 для $t + 1$

Подробное описание математического аппарата функциональных блоков, задействованных в алгоритме многокритериального управления с адаптируемой прогнозирующей моделью, представлено в разделах 2.1 – 2.3.

2.1 Блок прогнозирования

Результатом функционирования блока прогнозирования является вектор-столбец переходного процесса $y_{M_i}(t)$ для p контролируемых переменных при подаче управляющего воздействия $\mu_0(t)$:

$$y_{M_i}(t) = \widehat{y}_{M_i}(t) + y_{0_i}(t),$$

$$i = \overline{1, p},$$
(2.4)

где $\widehat{y}_{M_i}(t)$ – выходной сигнал динамической модели, $y_{0_i}(t)$ – свободный вектор смещения модели.

$\widehat{y}_{M_i}(t)$ определяется по данным входных каналов прогнозирующей модели с учетом известных откликов контролируемых переменных на регистрируемые изменения:

$$\widehat{y}_{M_i}(t) = H(z_i(t))^T \Delta x(t) + y_{M'_i}(t) \quad (2.5)$$

где $H(z_i(t))$ – матрица откликов контролируемой переменной i на единичное ступенчатое изменение по входящим каналам $x(t)$, $z_i(t)$ – параметрическая конфигурация модели, $\Delta x(t) = x(t) - x(t-1)$, $y_{M'_i}(t)$ – прогнозируемое состояние переменной в момент $t-1$ с учетом временного смещения для момента t .

$$y_{M'_i}(t) = Uy_{M_i}(t-1) + Vy_{M_i}(t-1), \quad (2.6)$$

где U – верхне-сдвиговая матрица, V – диагональная матрица с нулевыми значениями главной диагонали кроме последнего элемента, равного 1.

$$V = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Сложив U и V , окончательный вид матрицы смещения прогнозируемого состояния контролируемых переменных при переходе на следующий цикл управления будет следующим:

$$V_0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & & \ddots & & & \vdots \\ 0 & 0 & & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Тогда выражение для определения $y_{M'_i}(t)$ преобразуется к виду:

$$y_{M'_i}(t) = V_0 y_{M_i}(t-1), \quad (2.9)$$

Используемая матрица откликов $H(z_i(t))$ определяется как набор переходных характеристик управляемого процесса $h_i(t)$:

$$H(z_i(t))_{jv} = h_{ij}(t) \Big|_{t=v-1}, j = \overline{1, q}, v = \overline{1, \gamma}, \quad (2.10)$$

где $h_{ij}(t)$ – переходная характеристика по каналу ji , q – общее количество входных сигналов прогнозирующей модели, γ – горизонт прогнозирования.

Согласно основной теореме о вычетах, переходная характеристика динамического канала имеет вид [110]:

$$h_{ij}(t) = \sum_{r=1}^n \text{Res}_{s=s_{rij}} [W_{ij}(s_{rij}) e^{s_{rij}t}], \quad (2.11)$$

где $s_{rij} - r$ полюс $W_{ij}(s)$.

В общем случае для n простых полюсов, отличных от нуля: передаточная функция имеет один нулевой полюс и n простых полюсов, переходная характеристика процесса может быть рассчитана, как:

$$h_{ij}(t) = \frac{A_{ij}(0)}{B_{ij}(0)} + \sum_{r=1}^n \frac{A_{ij}(s_{rij}) e^{s_{rij}t}}{s_{rij} B'_{ij}(s_{rij})}, \quad (2.12)$$

где $A_{ij}(s)$ – полиномиальная запись числителя $W_{ij}(s)$, $B_{ij}(s)$ – полиномиальная запись знаменателя $W_{ij}(s)$, $B'_{ij}(s_{rij})$ – производная от характеристического полинома $B_{ij}(s)$, вычисленная для r полюса передаточной функции $W_{ij}(s)$.

В рамках задачи непрерывного управления технологическими промышленными объектами достаточным для исследования динамики протекающих физико-химических процессов является описание, ограниченное дифференциальным уравнением второго порядка с временным запаздыванием τ по выходному каналу $y(t)$ [111]:

$$b_2 \frac{\partial^2 y(t)}{\partial t^2} + b_1 \frac{\partial y(t)}{\partial t} + y(t) = k \left(a_1 \frac{\partial x(t - \tau)}{\partial t} + x(t - \tau) \right). \quad (2.13)$$

Передаточная функция ДУ (2.13) имеет вид:

$$W_{ij}(s) = k_{ij} \frac{a_{1ij}s + 1}{b_{2ij}s^2 + b_{1ij}s + 1} e^{-\tau_{ij}s}, j = \overline{1, q}, \quad (2.14)$$

Согласно (2.12) переходная характеристика для (2.14) равна:

$$h_{ij}(t) = k_{ij} + \frac{k_{ij} \left(a_{1ij} \left(-\frac{1}{c_{1ij}} \right) + 1 \right) e^{-\frac{t-\tau_{ij}}{c_{1ij}}}}{\left(-\frac{1}{c_{1ij}} \right) \left(2c_{1ij}c_{2ij} \left(-\frac{1}{c_{1ij}} \right) + c_{1ij} + c_{2ij} \right)} + \frac{k_{ij} \left(a_{1ij} \left(-\frac{1}{c_{2ij}} \right) + 1 \right) e^{-\frac{t-\tau_{ij}}{c_{2ij}}}}{\left(-\frac{1}{c_{2ij}} \right) \left(2c_{1ij}c_{2ij} \left(-\frac{1}{c_{2ij}} \right) + c_{1ij} + c_{2ij} \right)},$$

где $c_{1ij} = -s_{1ij}^{-1}$, $c_{2ij} = -s_{2ij}^{-1}$, $s_{1,2ij}$ — полюса $W_{ij}(s)$.

После преобразований формула для расчета переходной характеристики примет следующим вид:

$$h_{ij}(t) = k_{ij} \left(1 + \frac{(c_{1ij} - a_{1ij}) e^{-\frac{t-\tau_{ij}}{c_{1ij}}} - (c_{2ij} - a_{1ij}) e^{-\frac{t-\tau_{ij}}{c_{2ij}}}}{c_{2ij} - c_{1ij}} \right). \quad (2.15)$$

При необходимости от c_{1ij} , c_{2ij} несложно перейти к параметрической конфигурации исходного вида: $b_{1ij} = c_{1ij} + c_{2ij}$, $b_{2ij} = c_{1ij}c_{2ij}$.

Значение используемого свободного вектора смещения модели $y_{0i}(t)$ определяется исходя из разницы показаний динамической модели и реального состояния управляемого объекта $y_i(t)$ и позволяет решить проблему накопления ошибки прогнозирующей модели при внесении внешних нерегистрируемых возмущений, обеспечивая выполнение условий робастности управляющей системы.

$$y_{0i}(t) = y_i(t) - y_{M_{0i}}(t - 1), \quad (2.16)$$

где $y_{M_{0i}}(t - 1)$ — прогнозируемое состояние i переменной в момент t , рассчитанное в момент $t - 1$.

Подставив полученные зависимости, конечное выражение прогнозируемого состояния управляемого объекта можно представить в виде:

$$y_{M_i}(t) = H(z_i(t))^T \Delta x(t) + V_0 y_{M_i}(t-1) + y_i(t) - y_{M_{0_i}}(t-1), i = \overline{1, p}. \quad (2.17)$$

$\Delta x(t)$ имеет вид конкатенированных векторов $\Delta \mu_0(t)$, $\Delta \lambda(t)$ размерности q_1 и q_2 соответственно ($q = q_1 + q_2$), где $\Delta \mu_0(t) = \mu_0(t) - \mu_{e_0}(t-1)$, $\mu_{e_0}(t-1)$ – управляющее воздействие в момент $t-1$, $\Delta \lambda(t) = \lambda(t) - \lambda(t-1)$.

Согласно (1.2) матрица $H(z_i(t))$ имеет структуру двух последовательно конкатенированных матриц $H_\mu(z_i(t))$, $H_\lambda(z_i(t))$:

$$H(z_i(t)) = \begin{bmatrix} H_{1\ 1}(z_i(t)) & \dots & H_{1\ q_1}(z_i(t)) & H_{1\ q_1+1}(z_i(t)) & \dots & H_{1\ q}(z_i(t)) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{p\ 1}(z_i(t)) & \dots & H_{p\ q_1}(z_i(t)) & H_{p\ q_1+1}(z_i(t)) & \dots & H_{p\ q}(z_i(t)) \end{bmatrix}$$

$\underbrace{\hspace{15em}}_{H_\mu(z_i(t))} \quad \underbrace{\hspace{15em}}_{H_\lambda(z_i(t))}$

Тогда вычисление $y_M(t)$ можно представить следующим образом:

$$y_{M_i}(t) = H_\mu(z_i(t))^T \Delta \mu_0(t) + H_\lambda(z_i(t))^T \Delta \lambda(t) + V_0 y_{M_i}(t-1) + y_i(t) - y_{M_{0_i}}(t-1), i = \overline{1, p}. \quad (2.18)$$

Перейдя от $\Delta \mu_0(t)$ к $\mu_0(t)$, конечная формула для вычисления прогнозируемого состояния контролируемых переменных примет вид:

$$y_{M_i}(t) = H_\mu(z_i(t))^T (\mu_0(t) - \mu_{e_0}(t-1)) + H_\lambda(z_i(t))^T \Delta \lambda(t) + V_0 y_{M_i}(t-1) + y_i(t) - y_{M_{0_i}}(t-1), i = \overline{1, p}. \quad (2.19)$$

2.2 Регулятор упреждающего воздействия

Результатом функционирования блока регулятора упреждающего воздействия является матрица управляющего воздействия $\mu_e(t)$.

Согласно (2.2) вычисление прогнозируемого состояния управляющего объекта при подаче управляющего воздействия $\mu(t)$ определяется следующим образом:

$$y_{R_i}(\mu(t), \lambda(t)) = y_{M_i}(t) + \sum_{f=1}^{\beta} y_{C_i}(\mu_f(t))$$

$y_{C_i}(\mu_f(t))$ с учетом временного сдвига подаваемого управляющего воздействия $\mu_f(t)$ определяется следующим образом:

$$y_{C_i}(\mu_f(t)) = L^f H_{\mu}(z_i(t))^T \Delta \mu_f(t). \quad (2.20)$$

где L – нижне-сдвиговая матрица, $\Delta \mu_f(t) = \mu_f(t) - \mu_{f-1}(t)$.

Подставив полученные зависимости, конечное выражение для определения $y_{R_i}(t)$ преобразуется к виду:

$$\begin{aligned} y_{R_i}(t) = & H_{\lambda}(z_i(t))^T \Delta \lambda(t) + \sum_{f=0}^{\beta} L^f H_{\mu}(z_i(t))^T \Delta \mu_f(t) \\ & + V_0 y_{M_i}(t-1) + y_i(t) - y_{M_{0i}}(t-1), \end{aligned} \quad (2.21)$$

Отсюда задача управления с прогнозирующей моделью преобразуется к следующему виду:

$$\begin{aligned} \min_{\mu(t) \in \mu_D} \sum_{i=1}^p w_i^2 & \left(H_{\lambda}(z_i(t))^T \Delta \lambda(t) + \sum_{f=0}^{\beta} L^f H_{\mu}(z_i(t))^T \Delta \mu_f(t) \right. \\ & + V_0 y_{M_i}(t-1) + y_i(t) - y_{M_{0i}}(t-1) \\ & \left. - y_{D_i}(t) \right)^T \left(H_{\lambda}(z_i(t))^T \Delta \lambda(t) \right. \\ & + \sum_{f=0}^{\beta} L^f H_{\mu}(z_i(t))^T \Delta \mu_f(t) + V_0 y_{M_i}(t-1) + y_i(t) \\ & \left. - y_{M_{0i}}(t-1) - y_{D_i}(t) \right) \rightarrow \mu_e(t), \end{aligned} \quad (2.22)$$

$$\text{где } \Delta \mu_f(t) = \begin{cases} \mu_f(t) - \mu_{e_0}(t-1), & f = 0, \\ \mu_f(t) - \mu_{f-1}(t), & f = \overline{1, \beta}. \end{cases}$$

Перейдя от $\Delta\mu(t)$ к матрице $\mu(t)$, конечная форма записи задачи управления с прогнозирующей моделью (2.1) примет следующий вид:

$$\begin{aligned}
 \min_{\mu(t) \in \mu_D} \sum_{i=1}^p w_i^2 & \left(H_\lambda(z_i(t))^T \Delta\lambda(t) \right. \\
 & + H_\mu(z_i(t))^T (\mu_0(t) - \mu_{e_0}(t-1)) \\
 & + \sum_{f=1}^{\beta} L^f H_\mu(z_i(t))^T (\mu_f(t) - \mu_{f-1}(t)) \\
 & + V_0 y_{M_i}(t-1) + y_i(t) - y_{M_{0i}}(t-1) \\
 & \left. - y_{D_i}(t) \right)^T \left(H_\lambda(z_i(t))^T \Delta\lambda(t) \right. \\
 & + H_\mu(z_i(t))^T (\mu_0(t) - \mu_{e_0}(t-1)) \\
 & + \sum_{f=1}^{\beta} L^f H_\mu(z_i(t))^T (\mu_f(t) - \mu_{f-1}(t)) \\
 & \left. + V_0 y_{M_i}(t-1) + y_i(t) - y_{M_{0i}}(t-1) - y_{D_i}(t) \right) \\
 & \rightarrow \mu_e(t).
 \end{aligned} \tag{2.23}$$

Тогда окончательный расчет прогнозного значения с учетом подачи управляющего воздействия $\mu_e(t)$ примет вид:

$$\begin{aligned}
 y_{M_i}(t) &= H_\mu(z_i(t))^T (\mu_{e_0}(t) - \mu_{e_0}(t-1)) + H_\lambda(z_i(t))^T \Delta\lambda(t) \\
 &+ V_0 y_{M_i}(t-1) + y_i(t) - y_{M_{0i}}(t-1), \\
 i &= \overline{1, p}.
 \end{aligned} \tag{2.24}$$

2.3 Блок текущей идентификации

Результатом функционирования блока текущей идентификации является обновленная параметрическая конфигурация многомерной динамической модели управляемого объекта $z'(t)$.

Поскольку вычисление набора выходных сигналов, содержащих прогнозируемое состояния контролируемых переменных, осуществляется независимо друг от друга рассматриваемую задачу поиска оптимальной параметрической конфигурации модели с множеством q входов и p выходов можно декомпозировать на p подзадач определения параметрической конфигурации $z'_i(t)$ каналов передачи модели с множеством q входов и одним выходом для $i = \overline{1, p}$:

$$\min_{z_i(t)} \delta(z_i(t)) \rightarrow z'_i(t). \quad (2.24)$$

где $\delta(z_i(t))$ – накопительная квадратичная ошибка выходного сигнала прогнозирующей модели.

Для определения оптимальной параметрической конфигурации $z'_i(t)$ структура целевой функции сформирована по методу наименьших квадратов, обеспечивающему минимальную ошибку модельных значений относительно регистрируемого поведения управляемого объекта:

$$\delta(z_i(t)) = \sum_{f=1}^N \left(y_{i_f}^e - y_{i_f}^{ap}(z_i(t)) \right)^2. \quad (2.25)$$

где y_i^e – реальные значения контролируемой переменной, y_i^{ap} – выходной сигнал динамической модели, N – объем выборки исторических данных.

Следуя принципу суперпозиции, расчет выходного сигнала динамической модели y_i^{ap} осуществляется методом итерационного наложения переходных характеристик процесса относительно исходного состояния переменной $y_{i_1}^e$:

$$y_{i_f}^{ap}(z_i(t)) = \sum_{v=1}^{f-1} h(z_i(t), f-v)^T \Delta x_v + y_{i_1}^e, \quad (2.26)$$

где $h(z, f)$ – функция переходного процесса.

Согласно структуре динамической модели, ограниченной ДУ второго порядка, искомую параметрическую конфигурацию модели $z_i(t)$ удобно представить в виде последовательности конкатенированных матриц $k_i(t)$, $a_i(t)$, $b_{1i}(t)$, $b_{2i}(t)$, $\tau_i(t)$:

$$z_i(t) = \begin{bmatrix} k_{i1}(t) & a_{1i1}(t) & b_{1i1}(t) & b_{2i1}(t) & \tau_{i1}(t) \\ k_{i2}(t) & a_{1i2}(t) & b_{1i2}(t) & b_{2i2}(t) & \tau_{i2}(t) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ k_{iq}(t) & a_{1iq}(t) & b_{1iq}(t) & b_{2iq}(t) & \tau_{iq}(t) \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

Тогда задача текущей параметрической идентификации объекта управления преобразуется к виду:

$$\min_{k_i, a_i, b_{1i}, b_{2i}, \tau_i} \sum_{f=2}^N \left(y_{if}^e - \sum_{v=1}^{f-1} h(z_i(t), f-v)^T \Delta x_v \right)^2 \quad (2.28)$$

$$\rightarrow k'_i, a'_{1i}, b'_{1i}, b'_{2i}, \tau'_i,$$

где

$$h(z_i(t), f) = k_{ij} \left(1 + \frac{(c_{1ij} - a_{1ij}) e^{-\frac{f-\tau_{ij}}{c_{1ij}}} - (c_{2ij} - a_{1ij}) e^{-\frac{f-\tau_{ij}}{c_{2ij}}}}{c_{2ij} - c_{1ij}} \right),$$

$$j = \overline{1, q},$$

$$b_{1ij} = c_{1ij} + c_{2ij},$$

$$b_{2ij} = c_{1ij} c_{2ij}.$$

Принимая с целью минимизации необходимых вычислительных затрат допущение о постоянстве переходного процесса вне горизонта прогнозирования: $h(z_i(t), f)|_{f \geq \gamma} = k_i$, где γ – время выхода контролируемой переменной в установившееся состояние (горизонт прогнозирования) – расчет выходного сигнала динамической модели может быть представлен следующим образом:

$$y_{if}^{ap}(z_i(t)) = \sum_{v=1}^{f-\gamma-1} k_i^T \Delta x_v + \sum_{v=f-\gamma}^{f-1} h(z_i(t), f-v)^T \Delta x_v + y_{i1}^e \quad (2.29)$$

Тогда конечная форма задачи текущей параметрической идентификации объекта управления преобразуется к виду:

$$\min_{k_i, a_i, b_{1i}, b_{2i}, \tau_i} \sum_{f=2}^N \left(y_{if}^e - \left(\sum_{v=1}^{f-\gamma-1} k_i^T \Delta x_v + \sum_{v=f-\gamma}^{f-1} h(z_i(t), f-v)^T \Delta x_v \right) \right)^2 \quad (2.30)$$

$$\rightarrow k'_i, a'_{1i}, b'_{1i}, b'_{2i}, \tau'_i.$$

Выводы по второй главе

Разработан метод многокритериального управления на основе прогнозирующей модели с текущей параметрической идентификацией управляемого объекта. Приведены описание последовательности вычислений, математическое описание используемых функциональных блоков для определения управляющего воздействия при использовании прогнозирующей модели с непостоянной параметрической конфигурацией.

Вычисление и актуализация параметрической конфигурации прогнозирующей многомерной модели процесса для обеспечения условий робастности осуществляется независимо от функционирования управляющего алгоритма.

Глава 3. Реализация методов текущей идентификации управляемого объекта

3.1 Анализ целевой функции

Функционирование описанного алгоритма управления с прогнозирующей моделью с непостоянной параметрической конфигурацией включает в себя применение инструментов численной оптимизации для решения задачи текущей идентификации динамических характеристик управляемого объекта. Определение используемого при решении указанного типа задач метода численной оптимизации и особенностей его программной реализации предполагает проведение предварительного анализа поверхности формируемой целевой функции.

В аспектах точности и глубины проводимого анализа наилучшим методом исследования целевой функции, исключая аналитические решения обобщенного вида, является метод глобального сканирования, заключающийся в последовательном переборе конечного множества точек, соответствующих равномерно распределенным вариациям аргументов. При этом для рассматриваемой задачи оперативной идентификации динамических характеристик многомерного объекта управления применение указанных выше инструментов, включая аналитическое решение, не представляется возможным ввиду высокой размерности (2.28), соответствующей общему количеству конфигурируемых параметров многомерной модели процесса, и громоздкости проводимых расчетов в связи с наличием рекуррентных зависимостей. В этом случае анализ поверхности целевой функции можно привести к нахождению набора экстремальных точек, к которым сводится численное решение поставленной оптимизационной задачи, с последующими оценкой распределения значений целевой функции в указанных точках и определением закономерностей появления этих точек в исследуемой области гиперпространства [112].

Для выявления закономерностей формируемого множества локальных экстремумов при решении задачи оперативной идентификации динамических характеристик многомерного управляемого объекта в качестве примера использована имитационная модель некоторого химико-технологического процесса с двумя входными сигналами $x_{1,2}(t)$ и выходным сигналом $y(t)$. Математическое описание динамики исследуемых каналов передачи имеет вид:

$$y(s) = \sum_{i=1}^2 k_i \frac{a_{1i}s + 1}{b_{2i}s^2 + b_{1i}s + 1} e^{-\tau_i s} x_i(s), \quad (3.1)$$

где $x_i(s)$, $y(s)$, – изображения сигналов на входе и выходе рассматриваемого объекта, соответственно, s – оператор Лапласа.

На построенной имитационной модели при следующей параметрической конфигурации: $k'_1 = 2.5$, $a'_{1_1} = -5$, $b'_{1_1} = 12$, $b'_{2_1} = 27$, $\tau'_1 = 2$, $k'_2 = 2$, $a'_{1_2} = 3$, $b'_{1_2} = 4$, $b'_{2_2} = 20$, $\tau'_2 = 4$ – проведен вычислительный эксперимент. На вход модели подана серия дискретных случайных нормально распределенных сигналов, пропущенных через высокочастотный фильтр в виде апериодического звена первого порядка, с постоянным периодом квантования. Полученный выходной сигнал модели зашумлен путем наложения случайного сигнала, пропущенного через высокочастотный фильтр. Описанный подход позволяет получить сигнал близкий по характеру к зашумленному низкочастотному сигналу промышленного объекта управления (рисунок 3.1).

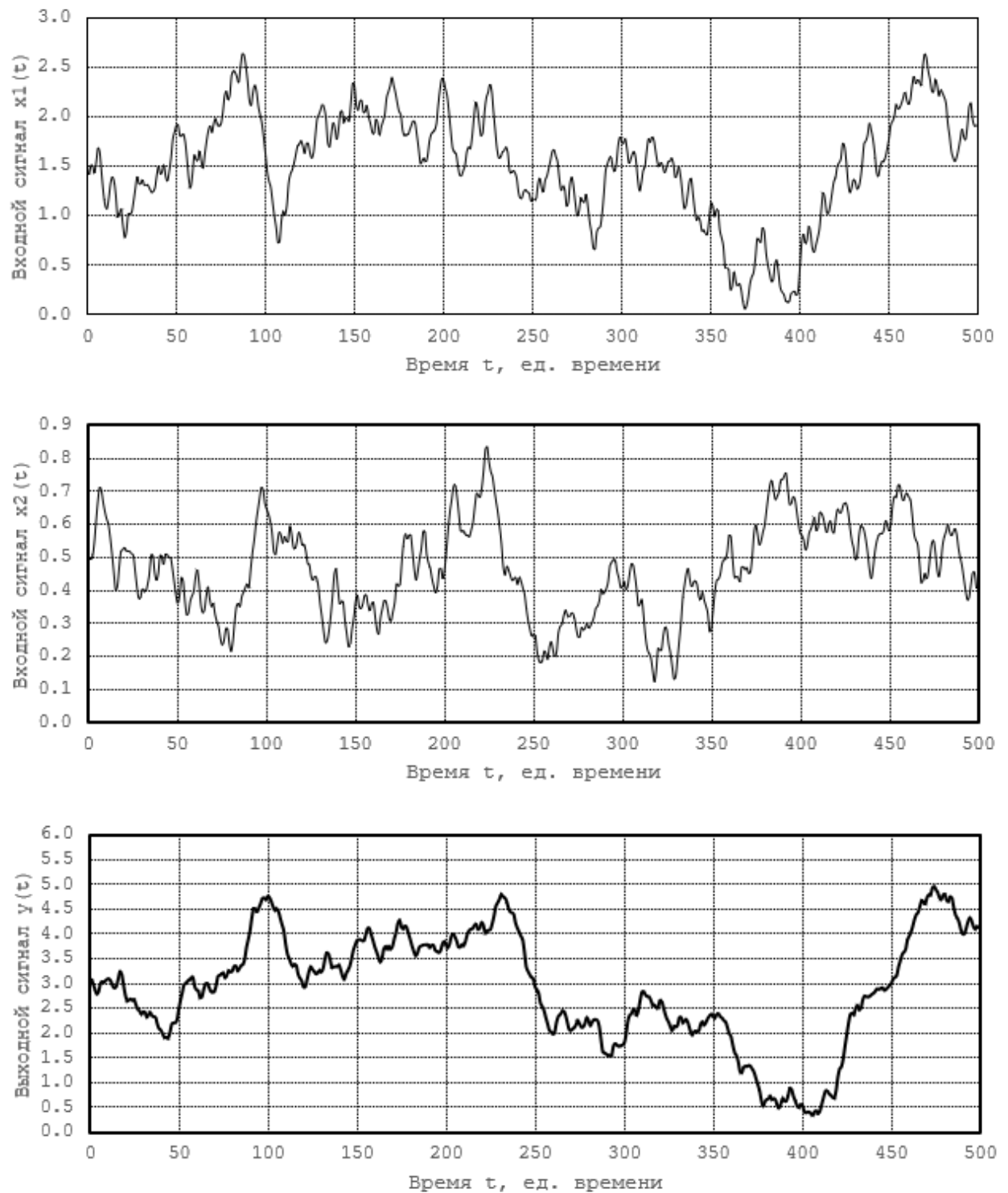


Рисунок 3.1 – Экспериментальные данные имитационной модели

Полученный набор данных функционирования имитационной модели использован в качестве исходного массива для определения динамических характеристик рассматриваемого объекта управления.

Полученная согласно (2.30) целевая функция для решения указанной задачи текущей идентификации имеет вид:

$$F(z) = \sum_{f=2}^N \left(y_f - \left(\sum_{v=1}^{f-\gamma-1} k^T \Delta x_v + \sum_{v=f-\gamma}^{f-1} h(z, f-v)^T \Delta x_v \right) \right)^2, \quad (3.2)$$

где $N = 500$ – объем выборки данных, y_f – реальное значение выходного сигнала имитационной модели, $\Delta x_v = x_v - x_{v-1}$, $\gamma = 100$ – горизонт прогнозирования, z – параметрическая конфигурация модели, $h(z, f)$ – переходный процесс исследуемых каналов передачи в момент времени f .

Взятая при проведении эксперимента параметрическая конфигурация модели принята за реальную и наиболее актуальную версию объекта, к идентификации которой должно сводиться решение задачи минимизации целевой функции $F(z)$.

Анализ поверхности целевой функции проводится путем многократного запуска решения задачи методом последовательного квадратичного программирования в ограниченной области исследуемого гиперпространства. Для формирования наиболее достоверной выборки данных выбор начальной точки для запуска алгоритма осуществлялся случайно по равномерному закону распределения. Структурная идентификация изучаемых каналов передачи ограничена свойствами рассматриваемого объекта при накладываемых линейных ограничениях, представленных в таблице 3.1. Предельные значения аргументов выбраны с учетом известных динамических свойств исследуемого объекта управления и принадлежности исходной параметрической конфигурации имитационной модели, соответствующей искомому глобальному экстремуму, к формируемой области гиперпространства.

Таблица 3.1. Ограничения исследуемой области

Параметр	k_1	a_{11}	b_{11}	b_{21}	τ_1	k_2	a_{12}	b_{12}	b_{22}	τ_2
Нижний предел	0	-10	0	0	0	0	-10	0	0	0
Верхний предел	10	10	50	100	10	5	10	25	50	10

По результатам вычислительного эксперимента решения задачи минимизации целевой функции $F(z)$ при случайных исходных аргументах образована показательная выборка объемом 1200 точек, содержащая набор экстремальных точек. При этом набор возможных параметрических конфигураций, к которым свелось решение указанной задачи текущей идентификации технологического объекта, содержит 61 комбинацию значений. На рисунках 3.2 и 3.3 представлены значения целевой функции $F(z)$ для полученного множества экстремальных точек минимума и соответствующее вероятностное распределение их появления. Параметрическая конфигурация полученных экстремальных точек представлена в приложении В.

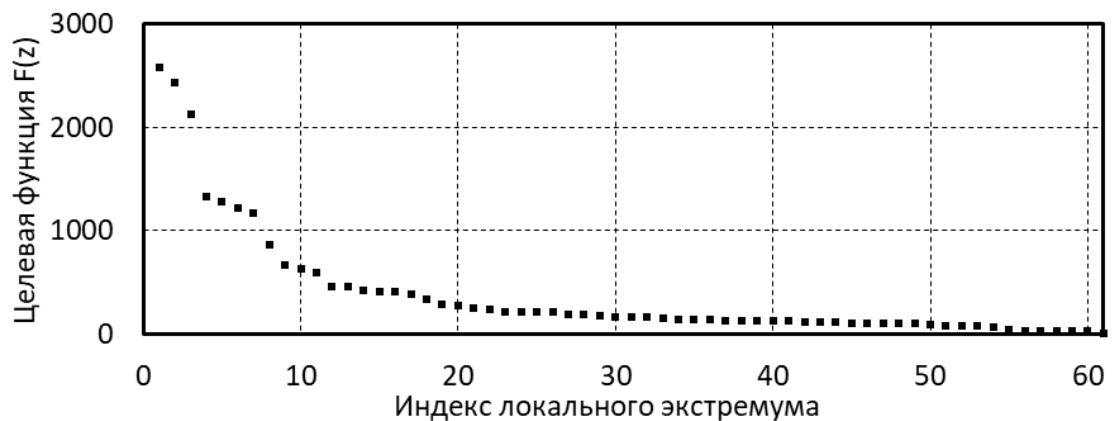


Рисунок 3.2 – Локальные экстремумы минимума целевой функции задачи текущей идентификации

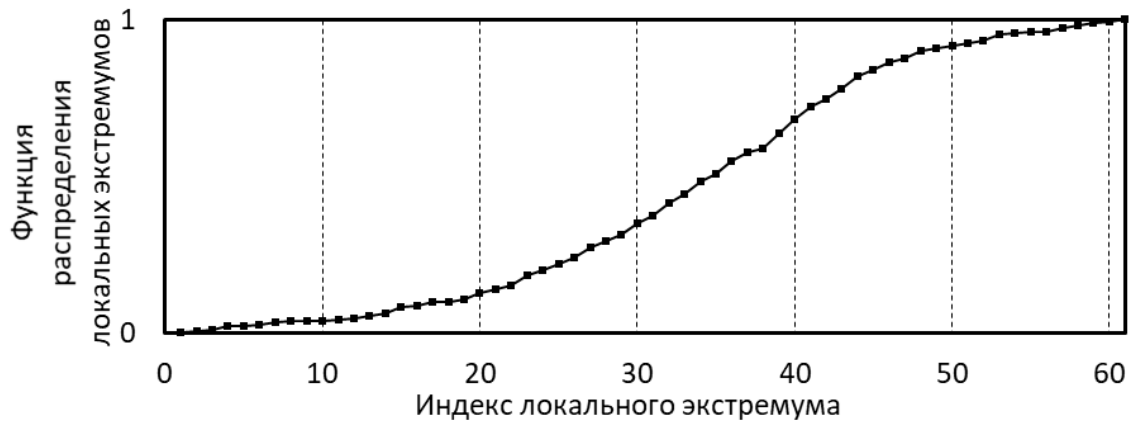


Рисунок 3.3 – Вероятностное распределение локальных экстремумов минимума целевой функции задачи текущей идентификации

Для оценки репрезентативности полученных результатов рассчитана статистическая ошибка выборки Δ , характеризующая отклонение структуры выборки относительно структуры генеральной совокупности [113].

$$\Delta = Z \sqrt{\frac{q(1-q)}{n}} = 0.02367, \quad (3.3)$$

где $Z = 1.64$ – Z-оценка при статистической значимости 0.95, $q = 0.5$ – доля признака, $n = 1200$ – объем выборки.

Полученная ошибка характеризует полноту найденного множества, отражая вероятность появления иных экстремальных точек минимума в исследуемой области гиперпространства.

Результаты моделирования для полученного набора параметрических конфигураций модели по результатам решения задачи текущей идентификации исследуемого технологического процесса представлены на рисунке 3.4.

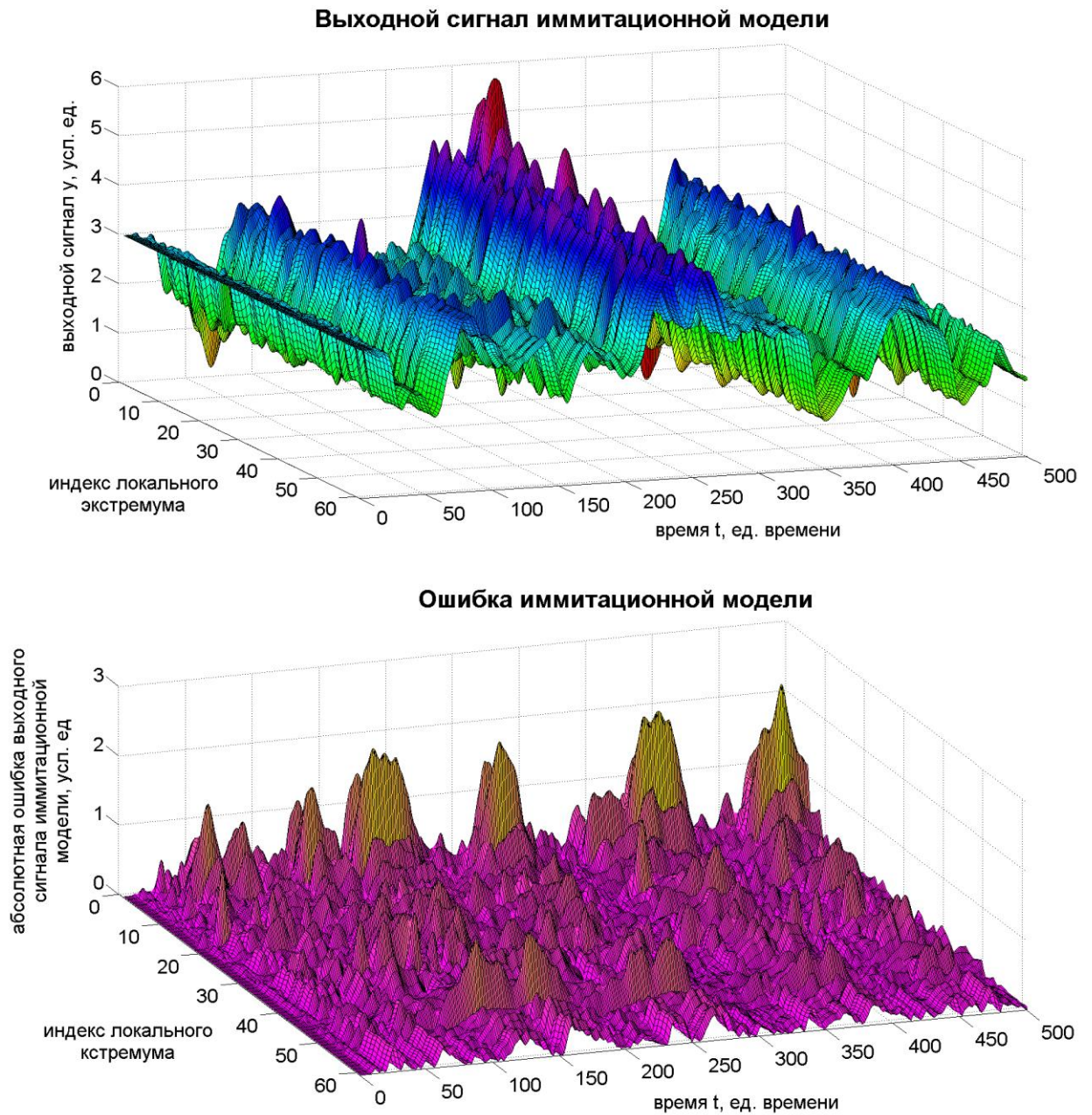


Рисунок 3.4 – Результаты текущей идентификации многоканальной
имитационной модели

По результатам вычислительного эксперимента получено распределение аргументов целевой функции относительно приведенного набора локальных точек минимума (рис. 3.5 – 3.9).

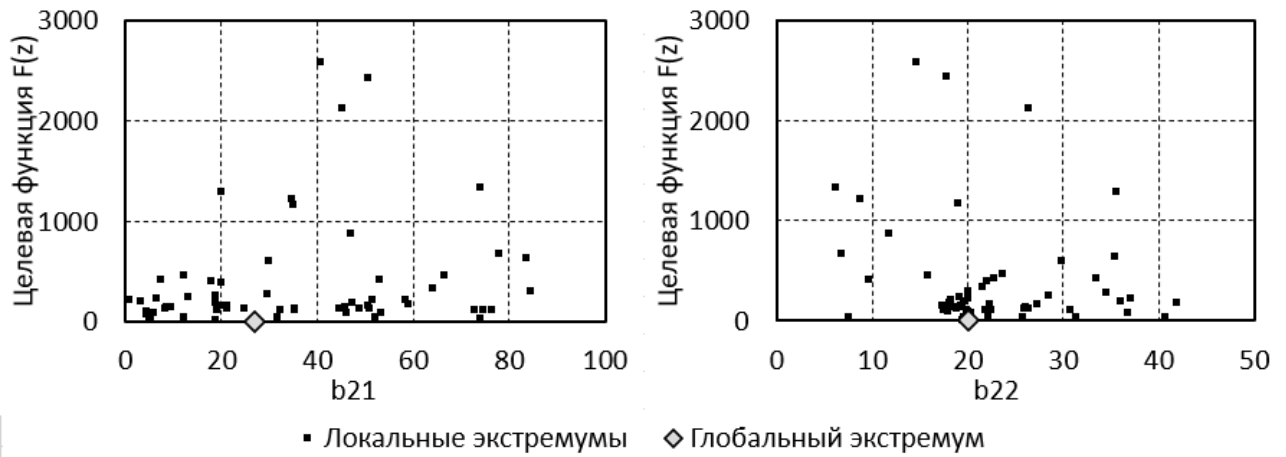


Рисунок 3.8 – Распределение точек локального минимума относительно b_2

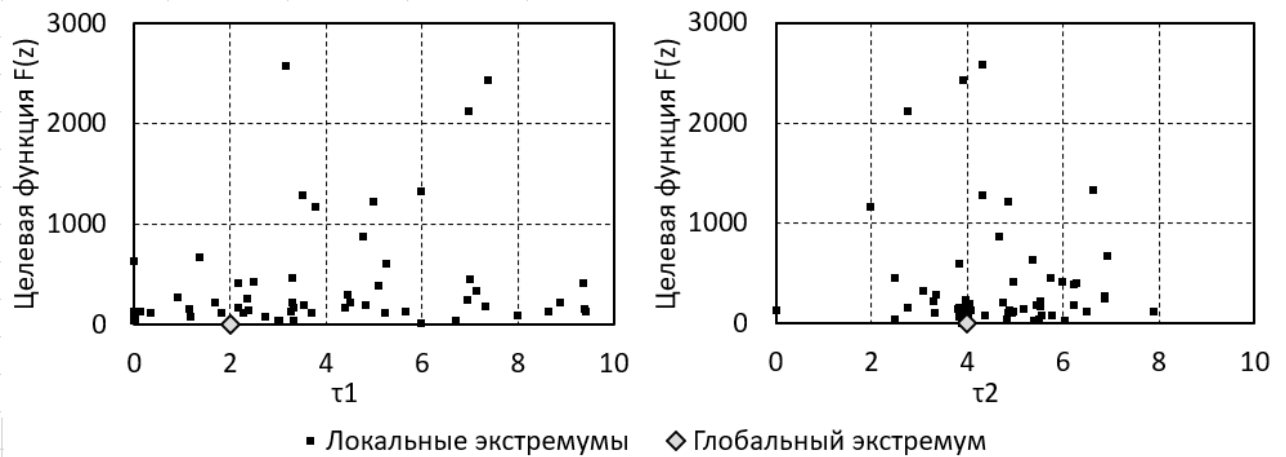


Рисунок 3.9 – Распределение точек локального минимума относительно τ

Для количественной оценки поверхности целевой функции рассмотрено влияние степени удаленности аргументов в полученных экстремальных точках от соответствующих значений целевой функции с использованием коэффициента корреляции r , определяемого следующим образом в общем виде для двух величин (x, y) :

$$r(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (3.4)$$

где x_i – значение первой величины при измерении i , y_i – значение второй величины при измерении i , $\bar{x}$ – среднее значение первой величины, $\bar{y}$ – среднее значение второй величины [91].

В таблице 3.2 представлены абсолютные значения коэффициентов корреляции целевой функции $F(z)$ в экстремальных точках минимума от

приведенной к нормальному виду величины удаленности от точки глобального минимума соответствующих аргументов в линейной (z_0) и квадратичной (z_0^2) формах.

Таблица 3.2. Корреляционный анализ распределения точек локального минимума целевой функции $F(z)$

Параметр	Канал передачи $y(t)-x_1(t)$		Канал передачи $y(t)-x_2(t)$	
	$ r(z_0, F(z)) $	$ r(z_0^2, F(z)) $	$ r(z_0, F(z)) $	$ r(z_0^2, F(z)) $
k	0.359	0.513	0.608	0.655
a_1	0.107	0.087	0.240	0.260
b_1	0.241	0.037	0.082	0.109
b_2	0.179	0.096	0.186	0.040
τ	0.206	0.071	0.101	0.051

Полученные абсолютные значения коэффициентов корреляции для временных параметров системы указывают на отсутствие статистически значимых особенностей, характеризующих описание поверхности исследуемой целевой функции задачи текущей идентификации. Точность прогнозирования выходного сигнала многоканального объекта не зависит от степени удаленности отдельных параметров динамической модели от установленного глобального минимума. Оптимальная параметрическая конфигурация имитационной модели, обеспечивающая минимальную ошибку динамического прогнозирования выходного сигнала, определяются комплексно, наиболее благоприятной комбинацией аргументов. При этом, ввиду предельно малых соотношений времени переходных процессов и чистого запаздывания исследуемых каналов к общей продолжительности динамического процесса, ключевыми параметрами динамической модели, определяющими точность прогнозируемого выходного сигнала, являются коэффициенты усиления исследуемых каналов передачи. В частности, высокий уровень корреляции распределения точек локального минимума относительно квадрата нормализованной степени удаленности

коэффициентов усиления от точки глобального экстремума объясняется видом целевой функции, сформированной по методу наименьших квадратов (рисунок 3.9).

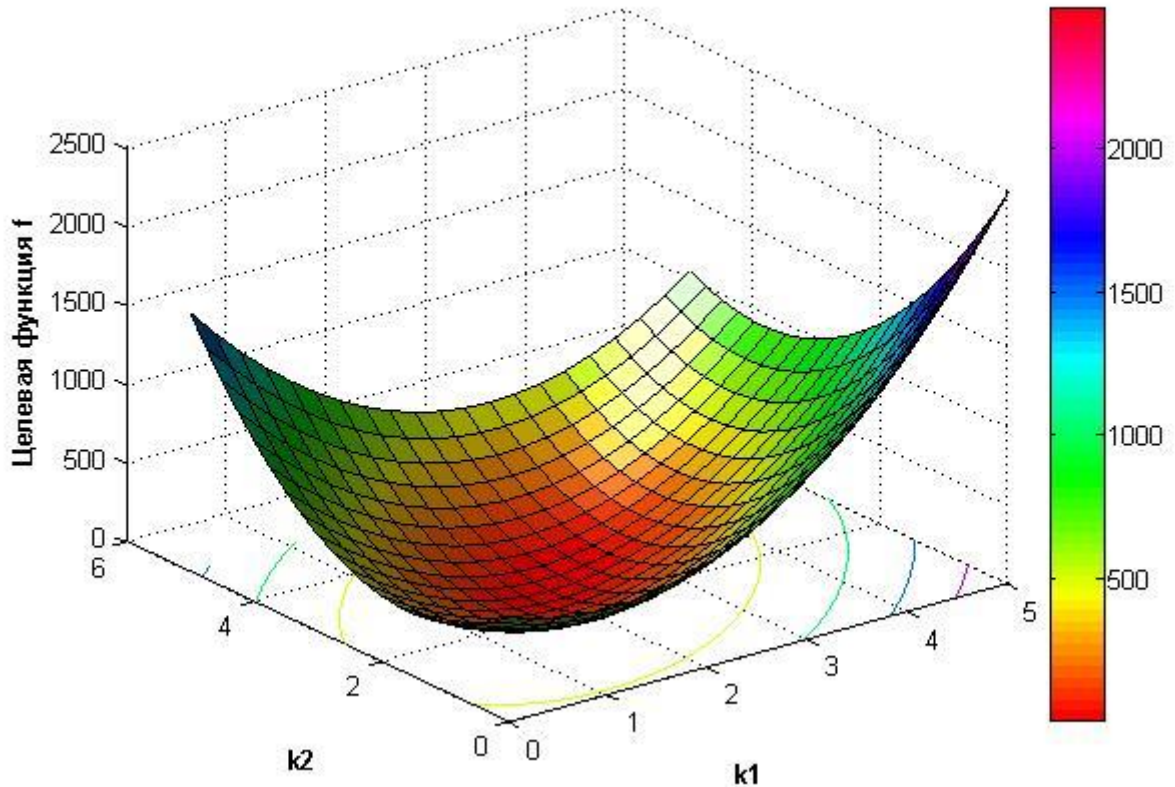


Рисунок 3.10 – Поверхность целевой функции в пространстве коэффициентов усиления

Отсюда программная реализация разработанного метода текущей идентификации динамических характеристик системы должна предусматривать возможность обновления только коэффициентов усиления многомерной модели. Для этого случая задача нелинейного программирования текущей идентификации (2.30) преобразуется к задаче квадратичного программирования:

$$\min_k \sum_{f=2}^N \left(y_f^e - \left(\sum_{v=1}^{f-\gamma-1} k^T \Delta x_v + k^T \sum_{v=f-\gamma}^{f-1} h_1(z, f-v)^T \Delta x_v \right) \right)^2 \rightarrow k', \quad (3.5)$$

где $h_1(z, f)$ – диагональная матрица переходных характеристик с единичным коэффициентом усиления.

3.2 Выбор метода численной оптимизации

По результатам корреляционного анализа поверхности целевой функции $F(z)$ сформировать четкие рекомендации по выбору численного метода решения задачи текущей параметрической идентификации динамических характеристик управляемого процесса нельзя ввиду отсутствия строгих закономерностей распределения экстремальных точек относительно известного глобального экстремума. При этом для выполнения расчета выходного сигнала прогнозирующей модели (2.26) при рассмотрении исторических данных функционирования управляющей системы требуются большие вычислительные мощности. Отсюда ключевым критерием выбора численного метода решения оптимизационной задачи текущей параметрической идентификации является скорость сходимости алгоритма. Чем больше скорость, то есть чем меньшее количество итераций необходимо для определения конечного решения, тем более предпочтителен соответствующий метод. Наилучшим с учетом обозначенного критерия и размерности решаемой задачи является класс квазиньютоновских методов, обладающих высокой скоростью сходимостью за счет отслеживания кривизны целевой функции [114]. Данный класс методов является одной из разновидностью градиентных методов второго порядка, предполагающих квадратичную аппроксимацию решаемой целевой функции $F(z)$ путем итерационного разложения в ряд Тейлора с округлением до второго порядка:

$$F(z_{i+1}) \approx F(z_i) + \nabla^T F(z_i)(z_{i+1} - z_i) + \frac{1}{2}(z_{i+1} - z_i)^T \nabla^2 F(z_i)(z_{i+1} - z_i),$$

где z – набор параметров многоканальной модели, приведенный к векторному аргументу в R -мерном пространстве, R – суммарное количество искомых параметров модели.

Необходимым условием экстремума целевой функции является равенство нулю градиента:

$$\nabla F(z) = 0.$$

Аппроксимация $\nabla F(z)$ осуществляется посредством разложения в ряд Тейлора с округлением до первого порядка:

$$\nabla F(z_{i+1}) = \nabla F(z_i) + \nabla^2 F(z_i)(z_{i+1} - z_i).$$

Приравнивая полученное выражению нулю, получена формула для итерационного приближения к решению задачи минимизации функции $F(z)$:

$$z_{i+1} = z_i - \frac{\nabla F(z_i)}{G_i},$$

где G_i – матрица Гессе $F(z_i)$.

Если целевая функция является квадратичной, то независимо от начальной точки z_0 алгоритм придет к решению задачи за одну итерацию, т.к. направление движения $-\nabla F(z_i)/G_i$ полностью совпадает с направлением точки минимума. Эта особенность является дополнительным преимуществом использования градиентных методов второго порядка, так как обновление коэффициентов усиления многоканальной модели сводится к задаче квадратичного программирования (3.5).

Для повышения сходимости алгоритма в формулу итерационного приближения к решению задачи на практике рекомендуется добавление дополнительного коэффициента α_i , корректирующего величину шага вдоль сформированного направления [115]. Величина α_i выбирается из условия минимума целевой функции в заданном направлении движения, то есть в результате решения задачи одномерной минимизации:

$$z_{i+1} = z_i - \alpha_i H_i \nabla F(z_i) \quad (3.6)$$

где $\alpha_i = \operatorname{argmin} F(z_i - \alpha_i H_i \nabla f(z_i))$, H_i – обратный Гессиан $F(z_i)$.

Полное вычисление обратного Гессиана функции является достаточно проблематичным, ввиду громоздкости проводимых расчетов определения обратных матриц. В случае использования квазиньютоновских методов вычисление обратного Гессиана функции осуществляется не напрямую, а приближенно без вычисления частных производных второго порядка, основываясь на накоплении информации о кривизне целевой функции по

предыдущим итерациям выполняемого алгоритма. Для этого выбран метод BFGS (Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno). Формула для вычисления обратного Гесссиана по схеме BFGS имеет следующий вид:

$$H_{i+1} = (I - \rho_i \Delta z_i \gamma_i^T) H_i (I - \rho_i \gamma_i \Delta z_i^T) + \rho_i \Delta z_i \Delta z_i^T \quad (3.7)$$

где I – единичная матрица $R \times R$, $\Delta z_i = z_{i+1} - z_i$ – шаг алгоритма на i итерации, $\gamma_i = \nabla f(z_{i+1}) - \nabla f(z_i)$ – изменение градиента на i итерации, $\rho_i = (\gamma_i \Delta z_i^T)^{-1}$, $H_0 = I$.

По умолчанию начальной точкой для запуска алгоритма z_0 является актуальная параметрическая конфигурация многомерной модели управляемого процесса. Однако с учетом неявного вида структуры формируемой целевой функции программная реализация разработанного алгоритма текущей идентификации должна иметь возможность множественного запуска численного решения задачи из случайной точки в указанном диапазоне и точки, заданной вручную.

Основным критерием завершения решения задачи текущей идентификации (2.30) является ограничение по приращению градиента целевой функции: $|\nabla F(z_i)| > \varphi$, где φ – точность приближения к экстремуму, определяемая в зависимости от значения градиента φ_0 при исходной параметрической конфигурации. С учетом объема проводимых вычислений и неоднозначной структуры целевой функции программная реализация алгоритма должна предусматривать ограничение по максимальному количеству итераций. Выполнение одного из указанных критериев останавливает алгоритм, приводя к ограниченному решению задачи минимизации $F(z)$.

3.3 Практические аспекты применения инструментов текущей идентификации управляемого объекта

В качестве исходных данных для определения текущей параметрической конфигурации прогнозирующей модели технологического объекта принимаются исторические данные непрерывного функционирования замкнутой управляющей системы при нормальном технологическом режиме, характеризуемым соблюдением установленных регламентных ограничений и отсутствием смены производственных заданий по количеству и качеству выпускаемой продукции. Проводимая оценка текущих динамических характеристик системы включает в себя анализ пригодности экспериментальной информации для решения описанной задачи [116]. В частности, достаточным для адекватной оценки динамических характеристик технологического объекта условием является наличие переходных процессов с величиной отклика, превышающей амплитуду стохастических низкочастотных колебаний по выходным переменным системы. При этом временное смещение регистрируемых входных сигналов относительно соответствующего отклика управляемого объекта отражает инерционные свойства исследуемых каналов передачи системы. Для повышения объема полезной экспериментальной информации структура управляющей системы может быть дополнена блоком активного эксперимента. При нормальном функционировании системы блок находится в режиме ожидания состояния управляемого объекта $y(t)$ в границах желаемого состояния $y_D(t)$ для подачи серии ступенчатых сигналов $\Delta\mu_v(t)$ и получения текущих переходных характеристик системы. Выбор $\Delta\mu_v(t)$ осуществляется при ограничении прогнозируемого состояния объекта $y_R(t)$ с учетом влияния входных сигналов системы $\Delta x(t)$.

Программная реализация инструментов текущей идентификации управляемого технологического объекта в контуре системы управления с прогнозирующей моделью предполагает допущение о пригодности данных непрерывного функционирования замкнутой управляющей системы при

нормальном технологическом режиме продолжительностью, значительно превышающей величины заведомо известных временных характеристик системы. В этом случае условием для определения текущей параметрической конфигурации модели является достижение интегрального показателя абсолютной ошибки прогнозирования выходного сигнала модели заданного

порогового значения ε_0 : $\exists N \left(\sum_{f=1}^N \left(y_{i_f}^e - y_{i_f}^{ap}(z_i(t)) \right)^2 > \varepsilon_{0_i} \right) \rightarrow z'_i(t)$.

Определение конечных значений $z'_i(t)$ должно производиться при линейных ограничениях относительно исходной параметрической конфигурации $z(1)$, обеспечивая нахождение системы в области устойчивого состояния [57]. При этом прикладное исполнение блока текущей идентификации должно содержать инструменты пользовательской валидации и ручной переконфигурации системы.

Выводы по третьей главе

Предложен метод исследования поверхности многомерной функции целевой неявного вида путем многократного решения задачи нелинейного программирования со случайным набором значений начальных аргументов и последующего корреляционного анализа полученного множества экстремальных точек.

По результатам анализа целевой функции задачи текущей идентификации имитационной модели случайного технологического процесса выявлено, что точность, достигаемая при идентификации динамических характеристик многоканального объекта управления, не зависит от степени удаленности отдельных параметров динамической модели от установленного глобального минимума. Наилучшая модель определяется комплексно наиболее благоприятной комбинацией аргументов целевой функции.

С учетом неоднозначной структуры целевой функции и отсутствии явных закономерностей в распределении экстремальных точек относительно реального состояния исследуемого объекта, для решения задачи параметрической идентификации динамической модели выбран класс квазиньютоновских методов численной оптимизации, обладающих высокой скоростью сходимости за счет накопления информации о кривизне целевой функции. Приведены условия выполнения поиска обновленной конфигурации динамической модели, описаны программные особенности реализации инструментов текущей идентификации и количественные критерии оценки применимости исходных данных.

Глава 4. Применение инструментов идентификации технологического объекта по текущим данным эксплуатации

Разработанная методика текущей идентификации динамических характеристик технологического объекта протестирована на многомерной модели, прогнозирующей поведение показателей конверсии пропилена и потери пропилена в сдвух процесса получения масляных альдегидов методом оксосинтеза производства бутиловых спиртов.

4.1 Характеристика технологического объекта

Отделение получения масляных альдегидов предназначено для получения нормальномасляного и изомасляного альдегидов путем гидроформилирования пропилена и синтез-газа. Производственный процесс запроектирован по непрерывной технологических схеме и состоит из следующих узлов:

- блок гидроформилирования,
- узел теплосъема реактора,
- блок окислительной декобальтизации,
- узел аварийного сброса,
- узел улавливания альдегидов из сбросных газов.

Блок гидроформилирования является ключевым узлом в процессе получения масляных альдегидов и состоит из двух последовательных реакторов идеального вытеснения Р-3, Р-4, в которых протекает реакция гидроформилирования (рисунок 4.1) в присутствии катализатора – гидрокарбонила кобальта, предварительного получаемого в реакторе Р-1 из 2-этилгексаната кобальта и синтез-газа.

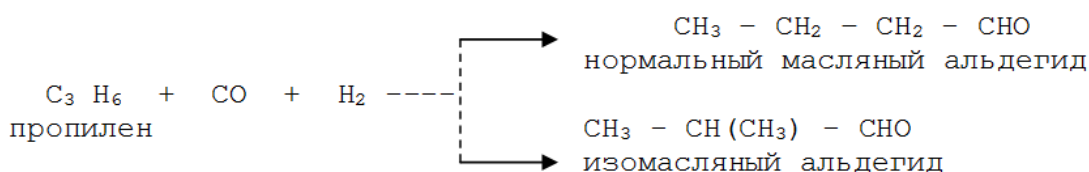


Рисунок 4.1 – Получение масляных альдегидов

Съем тепла, выделяющееся в результате реакции гидроформилирования реакции производится с помощью встроенных в реактора Р-3, Р-4 трубок Фильда путем циркуляции через них водяного конденсата.

Катализат, получившийся в результате гидроформилирования отправляется в блок окислительной декобальтизации (Р-7), пройдя предварительно очистку в сепараторах высокого (Е-1) и низкого давления (Е-2) от синтез-газа, подаваемого в топливную сеть.

Блок окислительной декобальтизации предназначен для перевода карбониллов кобальта в 2-этилгексанат кобальта путем обработки продукта гидроформилирования кислородом воздуха при избытке 2-этилгексановой кислоты. В продукте гидроформилирования кобальт находится в основном в виде двух равновесных форм – дикобальттоктакарбонила и гидрокарбонила кобальта (рисунок 4.2).

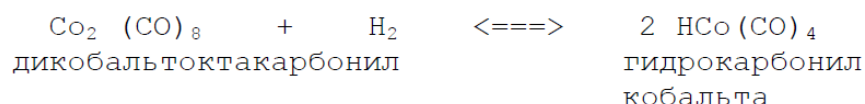


Рисунок 4.2 – Равновесные формы кобальта

При этом имеет место разложение карбониллов кобальта по реакциям, представленным на рисунке 4.3.

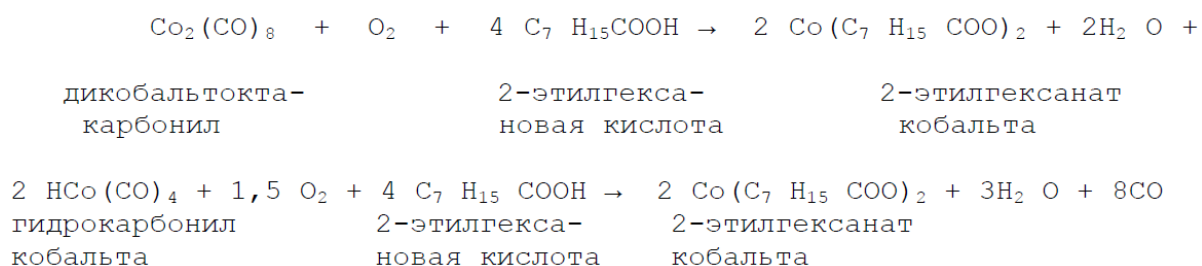


Рисунок 4.3 – Разложение карбониллов кобальта

Вспомогательными узлами отделения оксосинтеза являются узел улавливания альдегидов и узел аварийного сброса, предназначенные для снижения потерь альдегидов со сбросными газами и приема газообразных и жидких продуктов из блока гидроформилирования при аварийных ситуациях соответственно.

В общем виде задача управления процессом оксосинтеза заключается в поддержании соотношения пропилена к синтез-газу, температурного профиля реакторов Р-103, Р-104 и давления секции разделения, обеспечивающих максимальную конверсию пропилена при минимальных значениях расхода каталитической смеси и потери пропилена в сдвухах.

Для реализации описанной стратегии автоматизированного управления процессом гидроформилирования используется система усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью, фрагмент которой, отражающий стратегию управления конверсией пропилена и потерями пропилена в сдвухах, рассмотрен на общей технологической схеме узла (таблица 4.1, рисунок 4.4).

Таблица 4.1. Описание параметров контроллера СУУТП

<i>Позиция</i>	<i>Описание</i>	<i>Ед. изм.</i>
Контролируемые переменные (CV)		
CV1	Конверсия пропилена	-
CV2	Потери пропилена в сдвухах	кг/ч
Управляющие переменные (MV)		
MV1	Расход пропан-пропиленовой фракции	кг/ч
MV2	Температура в реакторе Р-3	°С
MV3	Температура в реакторе Р-4	°С
MV4	Давление газа в сепараторе высокого давления Е-1	кгс/см ²
MV5	Расход каталитической смеси	кг/ч
MV6	Давление газа в сепараторе низкого давления Е-2	кгс/см ²
Возмущающие воздействия (DV)		
DV1	Содержание окиси углерода СО в синтез-газе	%
DV2	Концентрация водорода в синтез-газе	%

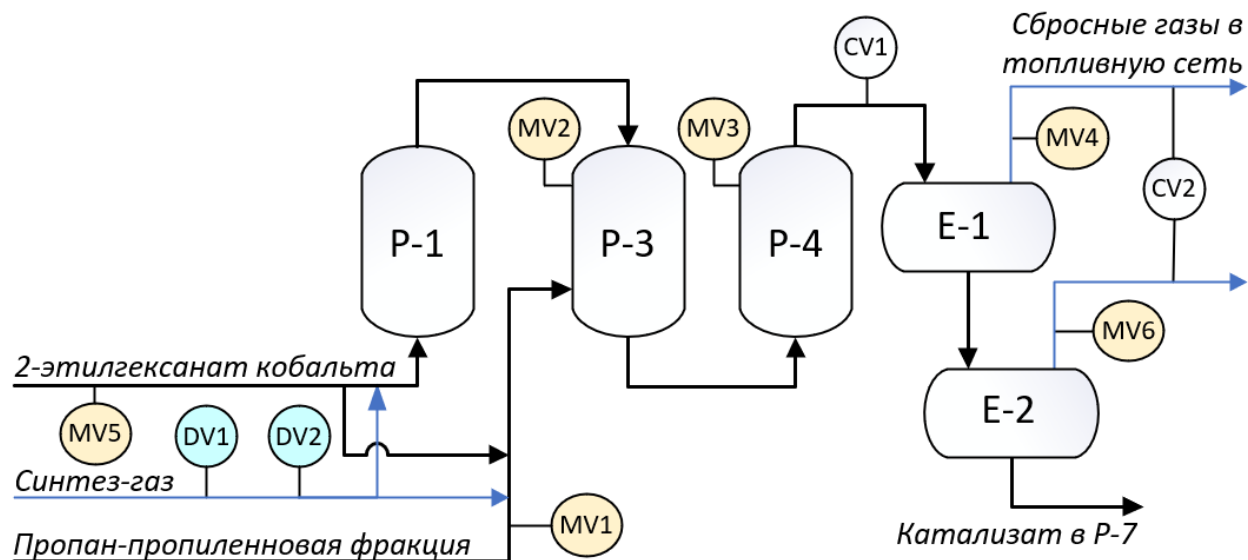


Рисунок 4.4 – Схема управления процессом оксосинтеза

4.2 Построение динамической модели технологического объекта

Для используемой в системе усовершенствованного управления прогнозирующей модели технологического процесса оксосинтеза с применением разработанного метода выполнена текущая идентификация динамических характеристик системы [117]. Построение актуальной математической модели управляемого процесса произведено по данным функционирования системы в режиме нормальной эксплуатации. Объем обучающей выборки – 6000 точек. В таблице 4.2 представлены результаты обновления модели. Структура и параметрическая конфигурация исходной модели определены на этапе внедрения управляющей системы получена по результатам активного эксперимента – пошагового тестирования – и дальнейшей наладки управляющих алгоритмов в период внедрения системы (s – оператор Лапласа, мин.).

Таблица 4.2. Обновление динамической модели блока гидроформилирования

	Исходная модель		Обновленная модель	
	CV1	CV2	CV1	CV2
MV1	$0.0353 \frac{1}{20s + 1}$	$8.82 \frac{1}{20s + 1}$	$0.0421 \frac{1}{18.78s + 1}$	$12.36 \frac{1}{18.93s + 1}$
MV2	$0.0678 \frac{1}{15s + 1}$	$-13 \frac{0.51s + 1}{3.89s^2 + 2.36s + 1}$	$0.0348 \frac{1}{17.82s + 1}$	$-4.5 \frac{1.41s + 1}{3.76s^2 + 2.54s + 1}$
MV3	$0.0025 \frac{1}{15s + 1} e^{-4s}$	$-15.3 \frac{0.51s + 1}{130s^2 + 22.8s + 1}$	$0.0016 \frac{1}{14.34s + 1} e^{-6s}$	$-7.01 \frac{0.21s + 1}{130s^2 + 23s + 1}$
MV4	$0.007 \frac{1}{5s + 1} e^{-3s}$	0	$0.009 \frac{1}{6.02s + 1} e^{-3s}$	0
MV5	$0.021 \frac{1}{6.25s^2 + 5s + 1}$	$-68.2 \frac{1}{10.1s + 1} e^{-6s}$	$0.022 \frac{1}{6.25s^2 + 5s + 1}$	$-46.7 \frac{1}{10.27s + 1} e^{-6s}$
MV6	0	$-86.1 \frac{1}{15s + 1}$	0	$-83 \frac{1}{13.63s + 1}$
DV1	$0.0021 \frac{1}{12s + 1} e^{-2s}$	$19.4 \frac{1}{22.4s + 1} e^{-24s}$	$0.0024 \frac{1}{13.82s + 1} e^{-2s}$	$19.19 \frac{1}{22.5s + 1} e^{-23s}$
DV2	$0.01 \frac{2.57s + 1}{9.22s^2 + 6.72s + 1}$	$0.659 \frac{1}{15s + 1} e^{-2s}$	$0.01 \frac{2.55s + 1}{9.89s^2 + 5.23s + 1}$	$1.132 \frac{1}{12.78s + 1} e^{-2s}$

По данным обучающей выборки СКО ошибки прогнозирования для конверсии пропилена блока гидроформилирования, представленной в безразмерном виде, сократилось с 6.774×10^{-3} до 3.334×10^{-3} (рисунок 4.5), для потери пропилена в сдвухах – с 6.437 кг до 4.029 кг (рисунок 4.6).

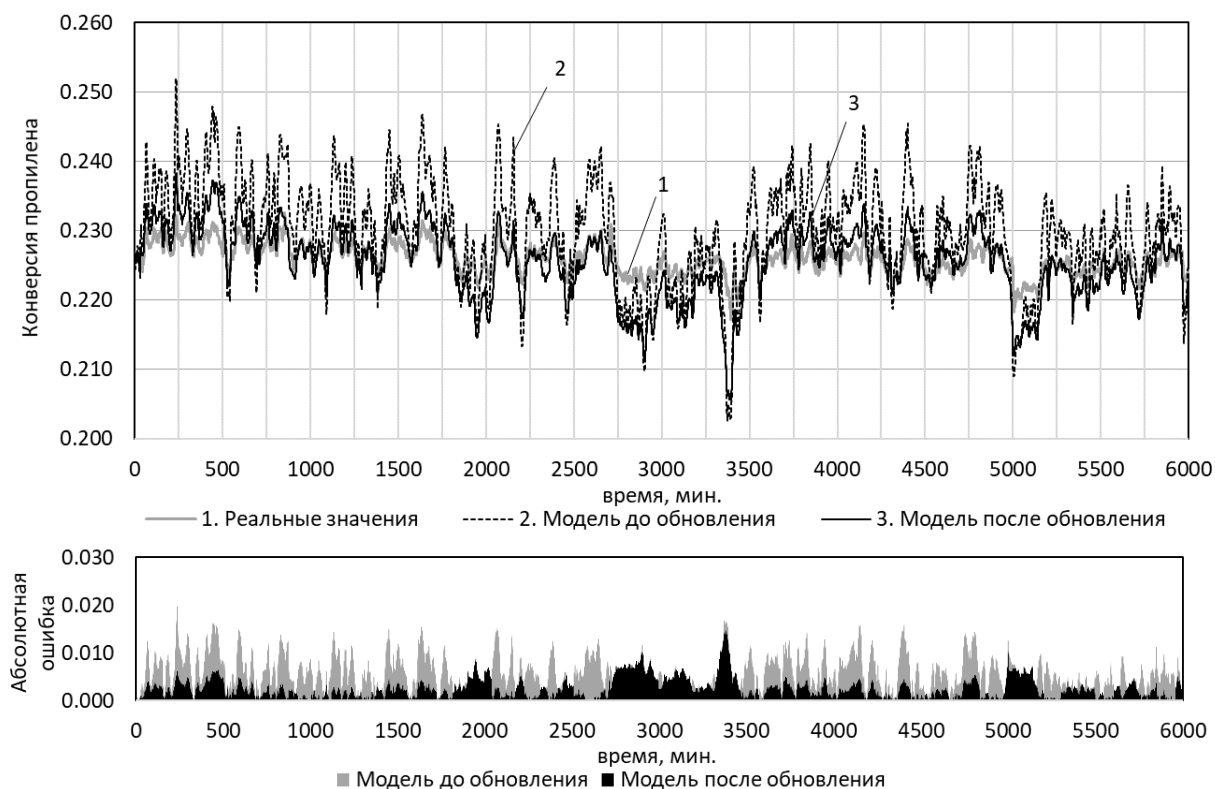


Рис 4.5 – Конверсия пропилена. Обучающая выборка

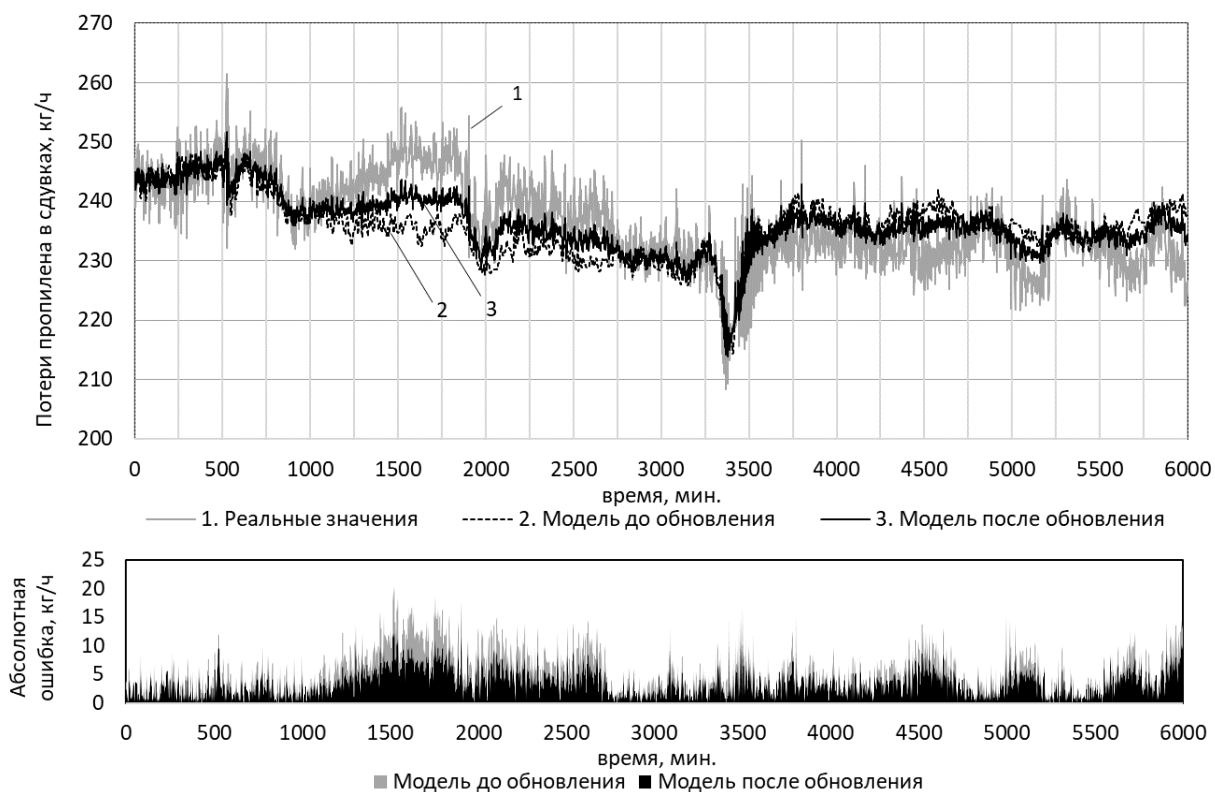


Рис 4.6 – Потери пропилена в сдвухах. Обучающая выборка

4.3 Тестирование обновленной модели

Полученные параметрические конфигурации модели, протестированы на отдельной тестовой выборке объемом 4750 точек, содержащей набор исторических данных функционирования технологического объекта в режиме нормальной эксплуатации. Для этого на вход исходной и обновленной моделей подавался массив значений управляющих переменных и возмущающих воздействий, включенных в структуру многопараметрического контроллера, с последующей регистрацией выходных сигналов имитационных моделей и сопоставлением с соответствующими реальными значениями контролируемых переменных.

По результатам вычислительного эксперимента среднее квадратичное отклонение значений, прогнозируемых моделью, от соответствующих им реальных значений для конверсии пропилена снизилось с 4.159×10^{-3} до 2.199×10^{-3} (рисунок 4.7). для потери пропилена в сдвух эксперимента среднее квадратичное отклонение значений, прогнозируемых моделью, от соответствующих им реальных значений снизилось с 6.483 кг до 5.112 кг (рисунок 4.8).

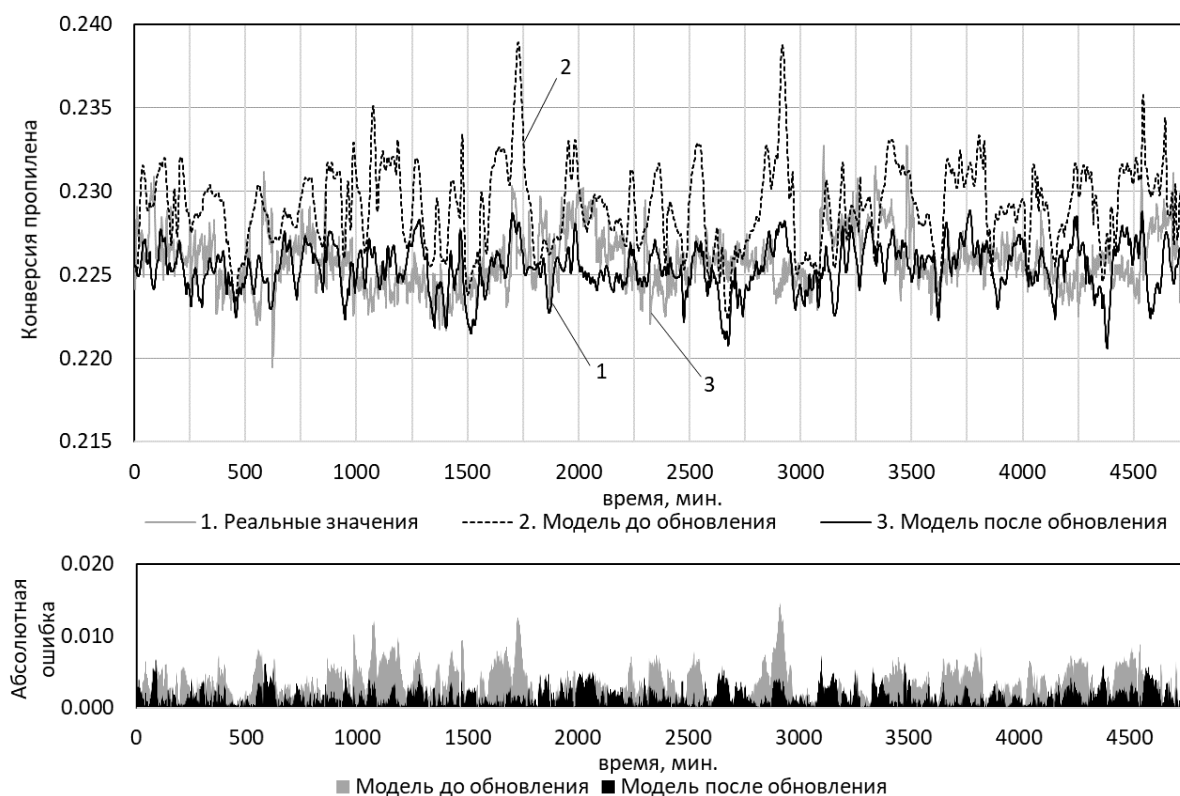


Рис 4.7 – Конверсия пропилена. Тестовая выборка

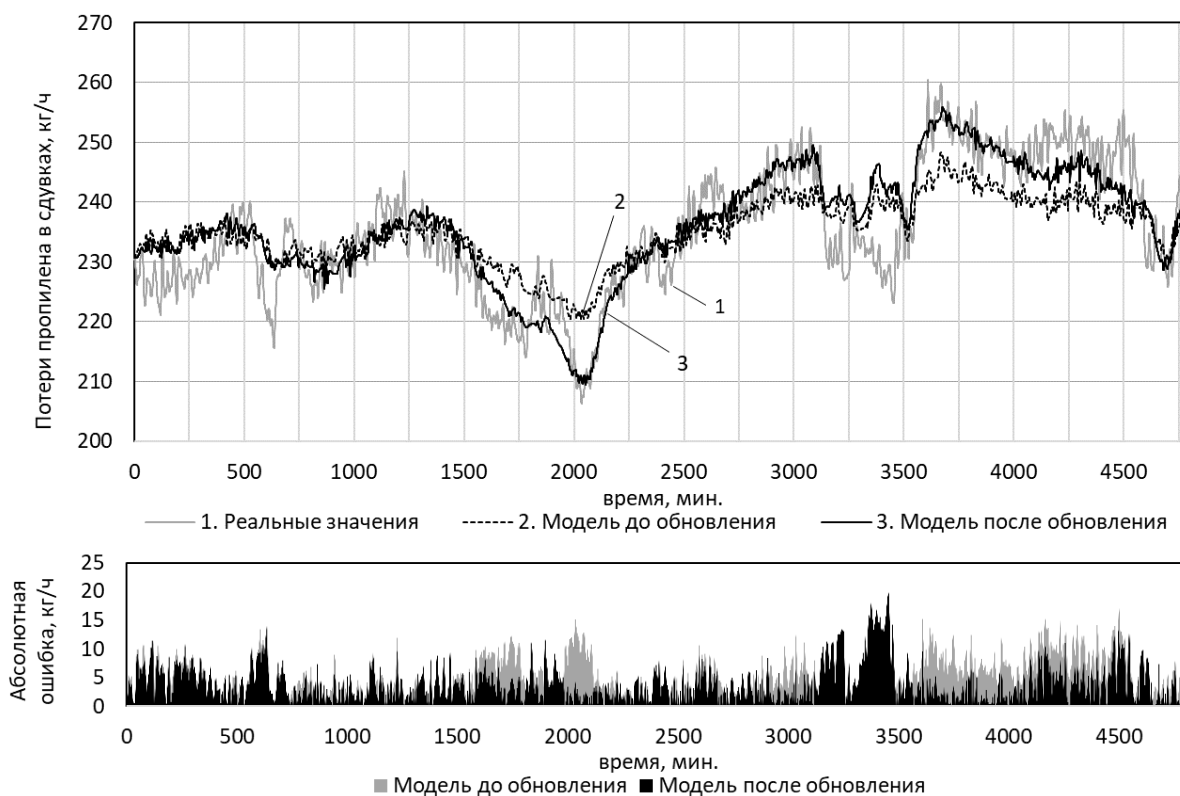


Рис 4.8 – Потери пропилена в сдувах (тестовая выборка)

Вывод по четвертой главе

Разработанная методика текущей идентификации многомерной динамической модели управляемого технологического объекта по текущим данным функционирования системы протестирована на технологическом процессе получения масляных альдегидов методом оксосинтеза производства бутиловых спиртов одного из нефтехимических предприятий.

По данным обучающей выборки СКО ошибки вычисления прогнозируемого состояния для конверсии пропилена и потери пропилена в сдвухах снизилась в 2.03 и 1.60 раза соответственно. Адекватность полученных результатов подтверждается на тестовой выборке исторических данных функционирования управляемого объекта. По данным тестовой выборки СКО ошибки вычисления прогнозируемого состояния для конверсии пропилена и потери пропилена в сдвухах снизилась в 1.89 и 1.27 раза соответственно.

Ввиду предельно малого отношения временных характеристик управляемого объекта к общей продолжительности наблюдаемого процесса основными параметрами динамической модели, подвергшимися корректировке, являются коэффициенты усиления модели. Изменения временных параметров системы соответствуют статистической погрешности вычислительного эксперимента и по модулю не превышают 20% от исходной параметрической конфигурации модели. Отсюда дальнейшее применение инструментов текущей идентификации в периметре управляющей системы с прогнозирующей моделью предполагает обновление коэффициентов усиления исследуемых каналов передач с реализацией линейных ограничений по возможному изменению параметрической конфигурации модели для обеспечения условий робастности замкнутого контура.

Глава 5. Пример адаптации прогнозирующей модели в контуре управляющей системы промышленного технологического объекта

Разработанная методика текущей идентификации динамических характеристик технологического объекта применена для системы усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью секции депропанизации установки компримирования и газоразделения производства олефинов.

5.1 Характеристика объекта управления

В основе технологической схемы производства олефинов заложен метод высокотемпературного пиролиза смеси бензинов и рецикловой углеводородной фракции.

Пиролиз углеводородов – это сложный процесс, в котором протекают химические реакции расщепления, конденсации, полимеризации углеводородов по радикально-цепному механизму при высоких температурах от 830 до 850 °С и низком давлении с получением пиролизного газа. Секция пиролиза (2101 – 2109) состоит из девяти идентичных высокопроизводительных печей пиролиза, восемь из которых используются в процессе пиролиза, и одна печь находится в резерве, в состоянии готовности или в режиме коксоудаления. Используемые печи имеют одинаковое конструкционное исполнение и состоящих из двух основных камер. Реакция пиролиза с образованием основных продуктов — этилена и пропилена — происходит в радиантной камере, а конвективная камера используется для утилизации тепла путем нагрева холодного потока сырьевых углеводородов, разбавляющего пара, котловой питательной воды и пара сверхвысокого давления за счет охлаждения высокотемпературных дымовых газов. После перегрева и разбавления технологическим паром сырье по перепускному трубопроводу поступает в радиантную камеру для термического пиролиза с целью получения углеводородных продуктов. Для предотвращения потерь продуктов в результате

вторичных реакций пиролиза и, следовательно, для достижения высокой селективности по олефинам и оптимального выхода продуктов пиролиза, уходящий из радиантной камеры пиролизный газ быстро охлаждается в закалочной испарительных аппаратах за счет использования его тепла для получения пара СВД.

Получаемые на стадии пиролиза газообразные и жидкие углеводородные фракции, пройдя щелочную очистку (2135), осушку и предварительное охлаждение (2137), подаются в секцию деаэтинизации 2138 сепарации C_2 / C_3 для дальнейшего разделения на две фракции, одна из которых содержит все C_2 и более легкие компоненты, а другая – все C_3 и более тяжелые компоненты. Получаемые на стадии деаэтинизации C_2 и более легкие компоненты поступают в секцию 2152 гидрирования ацетилена в этилен. Полученная гидрированная фракция, пройдя секции низкотемпературного выделения метановой фракции 2140, секцию деметанизации 2141, отправляется в секцию выделения товарного этилена из этан-этиленовой фракции. Получаемый на стадии деаэтинизации кубовый продукт поступают в секцию депропанизации 2151 для отделения C_3 фракции от более тяжелых углеводородных компонентов. Выделяемая фракция C_3 поступает в секцию гидрирования с целью селективной конверсии метилацетилен и пропadiен до пропилен и пропан соответственно. Пройдя секцию отпарки 2154, полученная гидрированная фракция отправляется в секцию выделения товарного пропилена из пропан-пропиленовой фракции. Выделяемая кубовая фракция узла депропанизации подается в секцию дебутанизации 2157 с целью дальнейшего получения бутадиена и других побочных продуктов процесса переработки пирогазовой смеси. На рисунке 5.1 представлена упрощенная схема материальных потоков установки компримирования и газоразделения производства олефинов.

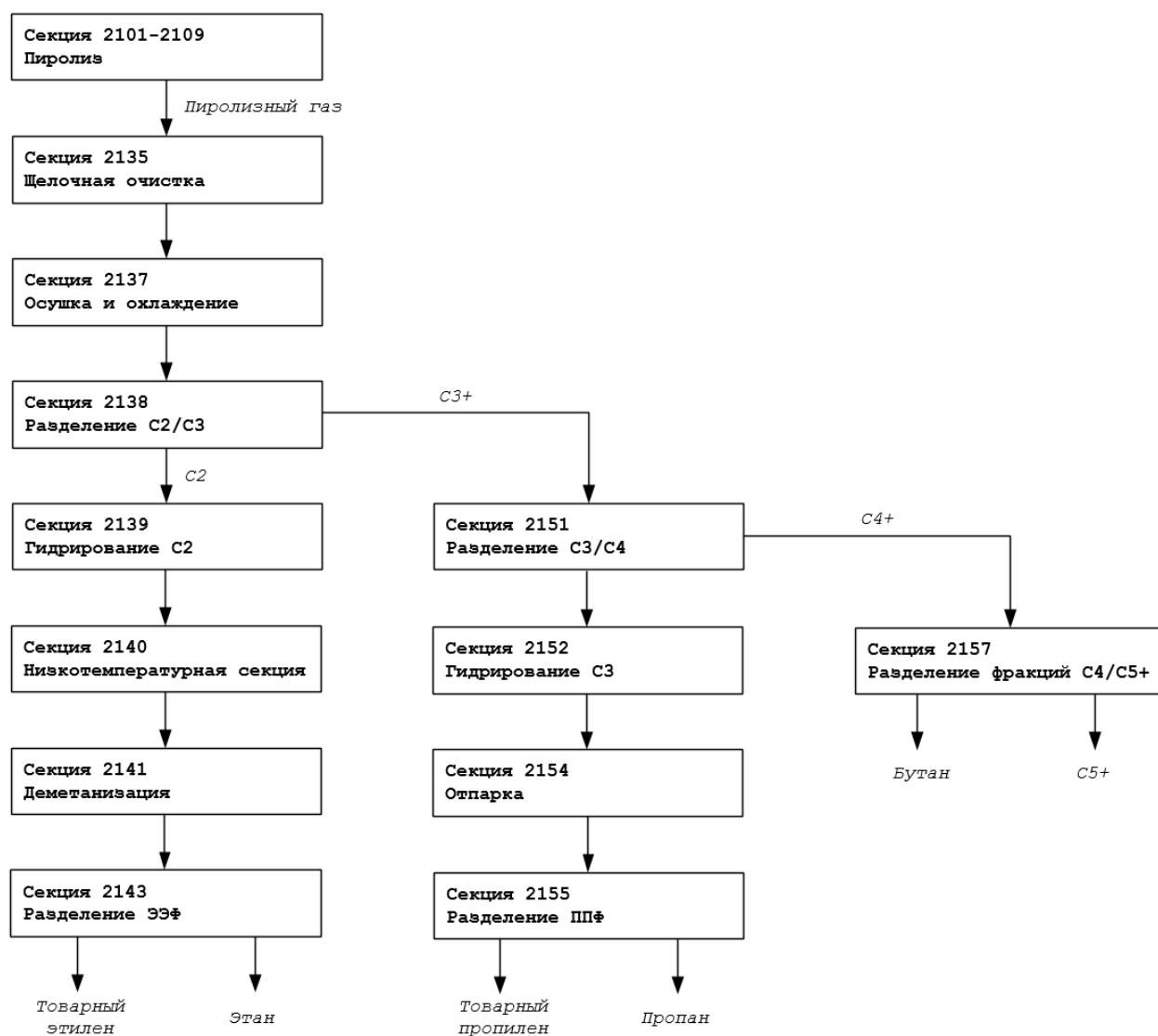


Рисунок 5.1 – Установка компримирования и газоразделения производства олефинов

Рассматриваемая секция депропанализации 2151 включает в себя депропанизатор 21-C-5110, содержащий 49 клапанных тарелок, ребойлеры 21-E-5115 А/В/С, предназначенные для подогрева кубовой части депропанизатора, сборник 21-V-5120, предназначенный для конденсации низкокипящего компонента, поступающего из верхней части колонны, и прочих вспомогательных аппаратов.

Сырьем для узла является фракция C_3+ , подаваемая на 22 тарелку депропанизатора из кубовой части деэтанизатора секции 2138. Подача сырья управляется одноконтурным регулятором расхода 2151FIC200.

Перед подачей в депропанизатор 21-С-5110 фракция C_3+ охлаждается при помощи оборотной воды в холодильнике 21-Е-5110. Температура фракции C_3+ на входе в 21-Е-5110 контролируется прибором 2151TI600. Для измерения температурного профиля колонны контрольные тарелки 30, 16 и 11 оснащены датчиками температуры 2151TI614, 2151TI604 и 2151TI613 соответственно, также для измерения температуры куба колонны и верхнего продукта предусмотрены датчики 2151TI605 и 2151TI603 соответственно. Управление температурным профилем осуществляется за счет каскадного регулятора температуры 16 тарелки 2151TIC604 в связке с ведомым регулятором 2151FIC205 подачи теплоносителя – СНД пара – в межтрубное пространство ребойлеров 21-Е-5115 А/В/С и регулятора расхода орошения колонны 2151FIC202.

Давление депропанизатора 21-С-5110 контролируется при помощи регулирования холодопроизводительности конденсатора 21-Е-5120 и потока пропиленового хладагента в конденсатор 21-Е-5120. В случае повышения давления в колонне регулятор давления 2151PIC401А увеличивает расход пропиленового хладагента в конденсатор 21-Е-5120 и обратно. Чем выше уровень жидкости в межтрубном пространстве, тем больше площадь теплообмена. Таким образом, повышается холодопроизводительность и конденсируется больше верхних паров, впоследствии давление в колонне понизится. Также депропанизатор оснащен регулятором давления аварийно-высокой уставки (2151PIC423), который сбрасывает пар в систему факела сухого газа в случае создания сверхвысокого давления в верхней части колонны.

Уровень жидкой фазы в исчерпывающей части депропанизатора управляется при помощи каскадной схемы регулирования 2151LIC301 с ведомым регулятором 2151FIC201 откачки кубового продукта в секцию 2157. Уровень жидкой фазы флегмовой емкости 21-В-5120 управляется при помощи каскадной схемы регулирования 2151LIC306 с ведомым регулятором 2151FIC205 подачи дистиллята в секцию гидрирования 2152.

В приложении Г представлена мнемосхема системы базового автоматического регулирования секции 2151.

Для обеспечения оптимального ведения процесса разделения пропановой фракции в периметре технологической локальной вычислительной сети предусмотрен многопараметрический контроллер усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью. Рассматриваемый контроллер решает задачи стабилизации показателей качества дистиллята и кубового продукта, поддержания температурного режима колонны и минимизации расходуемого СНД пара на ребойлеры 21-E-5115 A/B/C с ограничением по допустимому технологическому режиму. На рисунке 5.2 и в таблице 5.1 представлена функциональная схема и структура многопараметрического контроллера секции депропанализации соответственно.

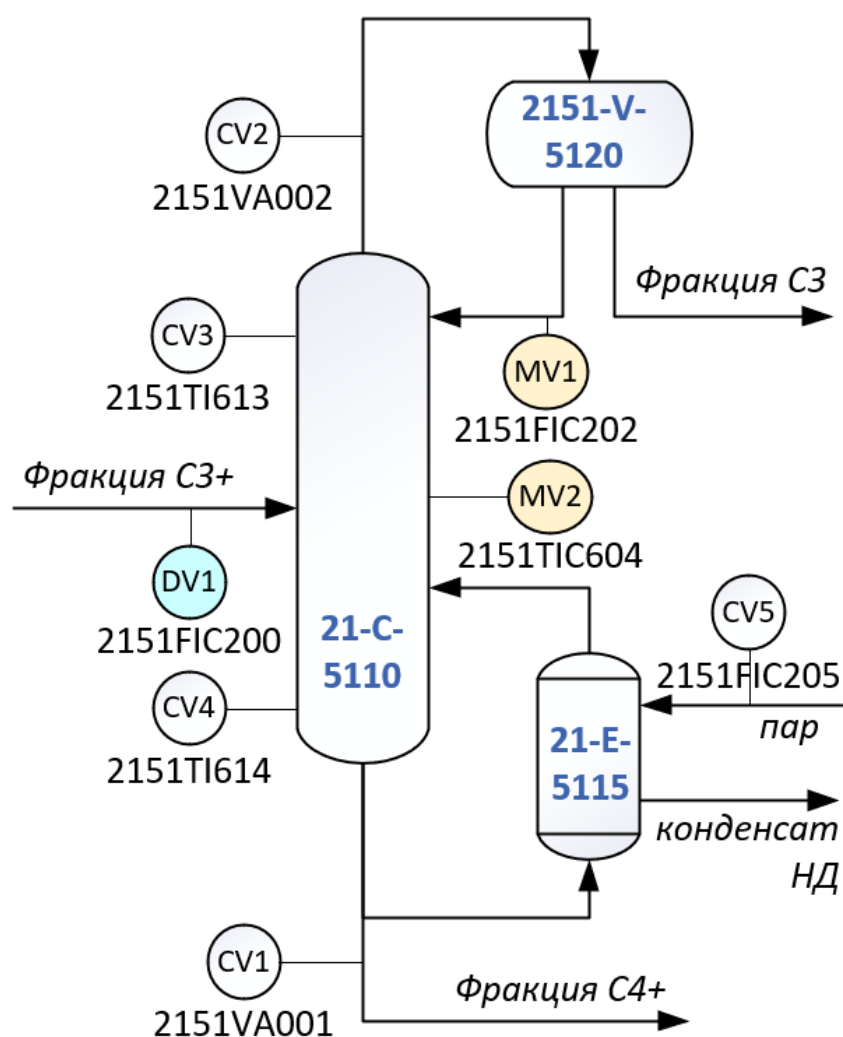


Рисунок 5.2 – Секция депропанализации

Таблица 5.1. Структура СУУТП контроллера секции депропанзации

Контролируемые переменные (CV)				
<i>Позиция</i>	<i>Тэг</i>	<i>Описание</i>	<i>Тип переменной</i>	<i>Ед. изм.</i>
CV1	2151VA001.PV	ВА содержания пропана в кубовой фракции	Расчетная переменная	ppm
CV2	2151VA002.PV	ВА содержания бутана в очищенном пропане	Расчетная переменная	ppm
CV3	2151TI614.PV	Температура на 30 тарелке С-5110	Текущее значение	°С
CV4	2151TI613.PV	Температура на 11 тарелке С-5110	Текущее значение	°С
CV5	2151FIC205.PV	Расход пара в ребойлеры E-5115A/B/C	Текущее значение	кг/ч
Управляющие переменные (MV)				
<i>Позиция</i>	<i>Тэг</i>	<i>Описание</i>	<i>Тип переменной</i>	<i>Ед. изм.</i>
MV1	2151FIC202.SV	Расход флегмы в С-5110	Задание ПИД регулятора	кг/ч
MV2	2151TIC604.SV	Температура на 16 тарелке С-5110	Задание ПИД регулятора	°С
Возмущающие воздействия (DV)				
<i>Позиция</i>	<i>Тэг</i>	<i>Описание</i>	<i>Тип переменной</i>	<i>Ед. изм.</i>
DV1	2151FIC200.PV	Расход С ₃ и более тяжелых компонентов	Текущее значение	т/ч

Помимо регистрируемых параметров процесса с целью оперативного управления показателями качества дистиллята и выделяемого кубового продукта в контуре системы усовершенствованного управления предусмотрены виртуальные анализаторы содержания пропана в кубовой фракции (CV1) и содержания бутана в очищенном пропане (CV2) соответственно.

Согласно (1.2) структура математической модели содержания пропана в кубовой фракции имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} 2151VA001.PV = & 119.212 \cdot 2151TI603 + 38.747 \cdot 2151TIC604 \\ & - 12.590 \cdot 2151TI605 - 117.056 \cdot 2151TI613 + \\ & 328.455 \cdot 2151TI614 + 5799.013 \end{aligned}$$

где 2151TI603 – температура верха 21-С-5110, 2151TI604 – температура 16 тарелки 21-С-5110, 2151TI613 – температура 11 тарелки 21-С-5110, 2151TI614 – температура 30 тарелки 21-С-5110,

Структура математической модели содержания бутана в очищенном пропане имеет следующий вид:

$$2151VA002.PV = 328.930 \cdot 2151TI614 - 7322.326$$

где 2151TI614 – температура 30 тарелки 21-С-5110.

Применение данных моделей позволяет исключить из управление временную задержку показаний существующих поточных анализаторов содержания пропана в кубовой фракции (2151AI001.PV) и содержания бутана в очищенном пропане (2151AI002.PV), используя реализованную систему поточного анализа для калибровки и адаптации показаний описываемых моделей качества отпускаемой продукции.

Задействованная в структуре управляющей системы динамическая модель, связывающая контролируемые переменные процесса с регистрируемыми возмущающими воздействиями и управляющими переменными, представлена в таблице 5.2, где s – оператор Лапласа, 1/мин. Используемые зависимости, определяющие инерционные характеристики управляемого объекта, получены по данным активного эксперимента – основного пошагового тестирования исследуемых каналов передачи системы в период внедрения управляющей системы.

Таблица 5.2. Динамическая модель секции депропанизации

	MV1	MV2	DV1
CV1	–	$-67.2 \frac{-1.17s + 1}{185s^2 + 10.3s + 1}$	$2.99 \frac{42s + 1}{58.4s^2 + 9.44s + 1}$
CV2	$-0.0689 \frac{1}{35s + 1}$	$8.06 \frac{9.27s + 1}{145s^2 + 9.42s + 1}$	$28.5 \frac{1}{146s^2 + 28.1s + 1}$
CV3	–	$0.866 \frac{7.41s + 1}{212s^2 + 12.9s + 1} e^{-5s}$	–
CV4	$-0.000365 \frac{1}{47.5s^2 + 37.3s + 1}$	$0.0298 \frac{72.9s + 1}{374s^2 + 38.7s + 1}$	$0.164 \frac{1}{30.7s + 1}$
CV5	$0.144 \frac{16.3s + 1}{121s^2 + 10.7s + 1}$	$25.1 \frac{39.5s + 1}{432s^2 + 31.5s + 1}$	$97.4 \frac{37.1s + 1}{311s^2 + 34.7s + 1}$

5.2 Текущая идентификация объекта управления прогнозирующей моделью

По собранным историческим данным функционирования депропанизатора в режиме нормальной эксплуатации выполнена актуализация коэффициентов усиления существующей многоканальной динамической модели процесса с использованием разработанного алгоритма. Начальной точкой поиска оптимальной параметрической конфигурации является исходное состояние модели, задействованное в замкнутом контуре управляющей системы (таблица 5.2). Объем обучающей выборки – 4000 точек, дискретность – 1 минута.

В таблице 5.3 представлены результаты актуализации параметрической конфигурации модели с использованными при поиске ограничениями параметров модели [118].

Таблица 5.3. Актуализация коэффициентов усиления модели депропанзации

Канал передачи	Нижнее ограничение	Исходные значения	Оптимальная конфигурация	Верхнее ограничение
CV1 – MV1	-	-	-	-
CV1 – MV2	-130.000	-67.200	-57.343	-30.000
CV1 – DV1	1.500	2.990	3.746	4.980
CV2 – MV1	-0.130	-0.0689	-0.0402	-0.030
CV2 – MV2	4.000	8.060	7.127	16.120
CV2 – DV1	14.000	28.500	18.951	57.000
CV3 – MV1	-	-	-	-
CV3 – MV2	0.400	0.866	1.356	2.598
CV3 – DV1	-	-	-	-
CV4 – MV1	$-7 \cdot 10^{-4}$	$-0.365 \cdot 10^{-3}$	$-0.218 \cdot 10^{-3}$	-10^{-4}
CV4 – MV2	0.010	0.0298	0.0332	0.0596
CV4 – DV1	0.080	0.164	0.131	0.328
CV5 – MV1	0.070	0.144	0.150	0.288
CV5 – MV2	12.000	25.100	45.818	50.200
CV5 – DV1	50.000	97.400	68.250	194.800

На рисунках 5.3 – 5.7 отражены результаты моделирования контролируемых параметров системы на обучаемой выборке: реальные значения и соответствующие значения выходного сигнала модели до и после обновления ее параметрической конфигурации.

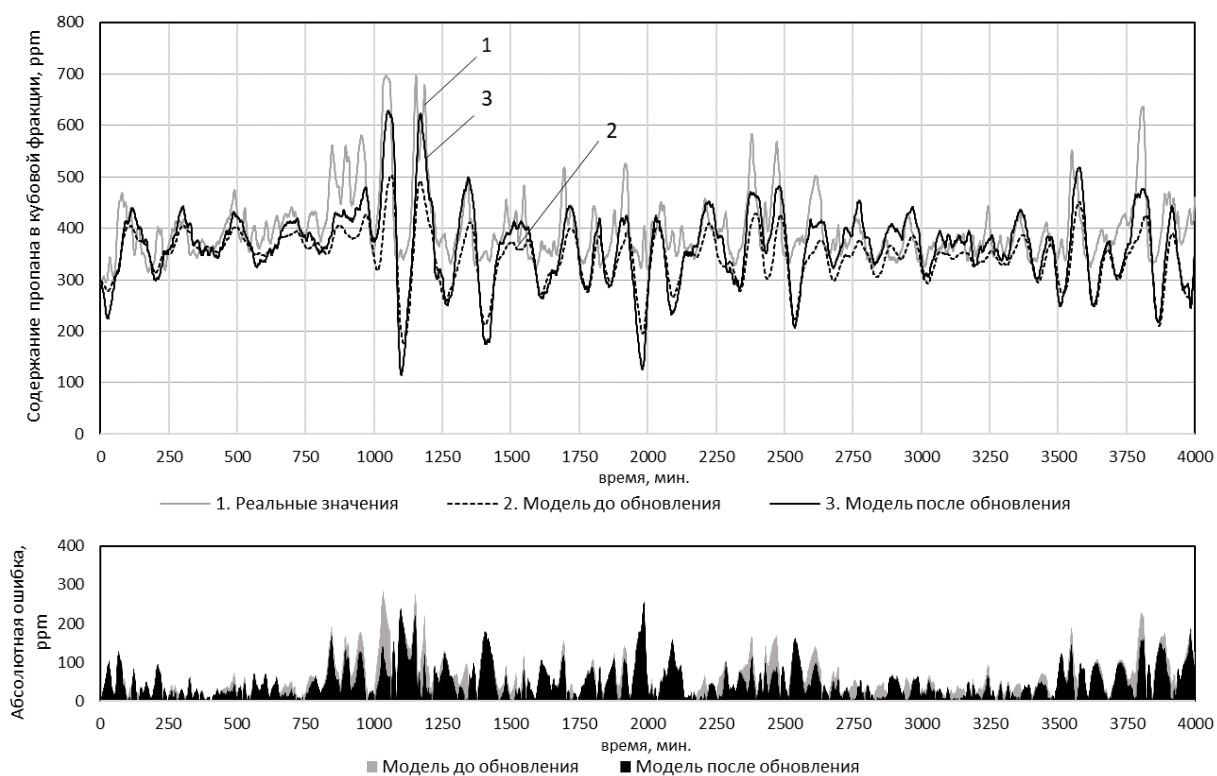


Рис. 5.3 – CV1. ВА содержания пропана в кубовой фракции (обучающая выборка)

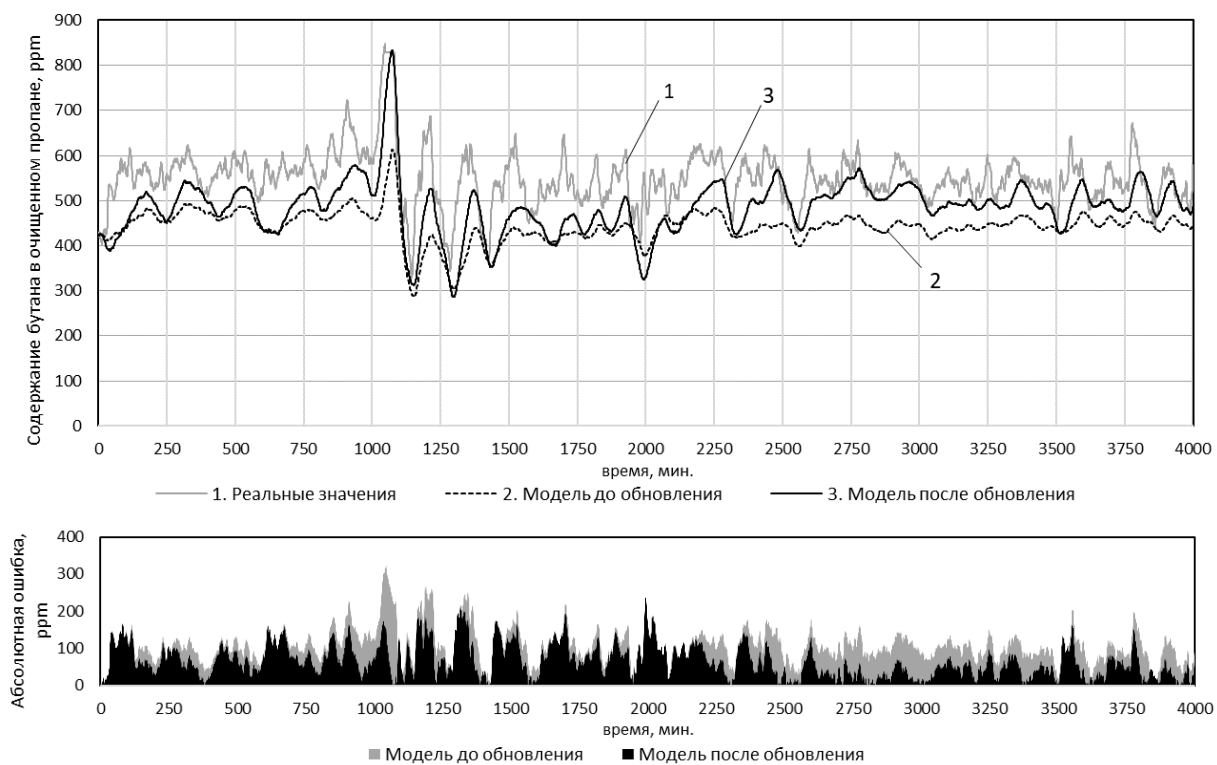


Рис 5.4 – CV2. ВА содержания бутана в очищенном пропане (обучающая выборка)

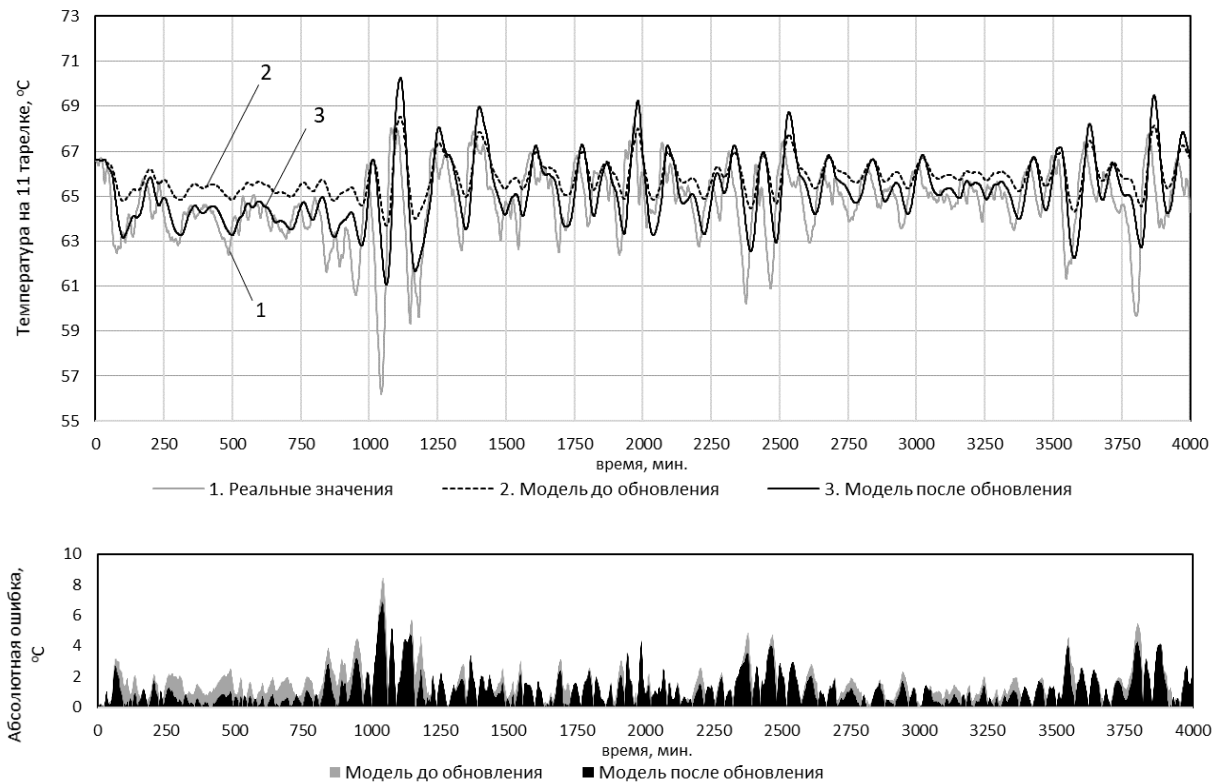


Рис 5.5 – CV3. Температура на 11 тарелке (обучающая выборка)

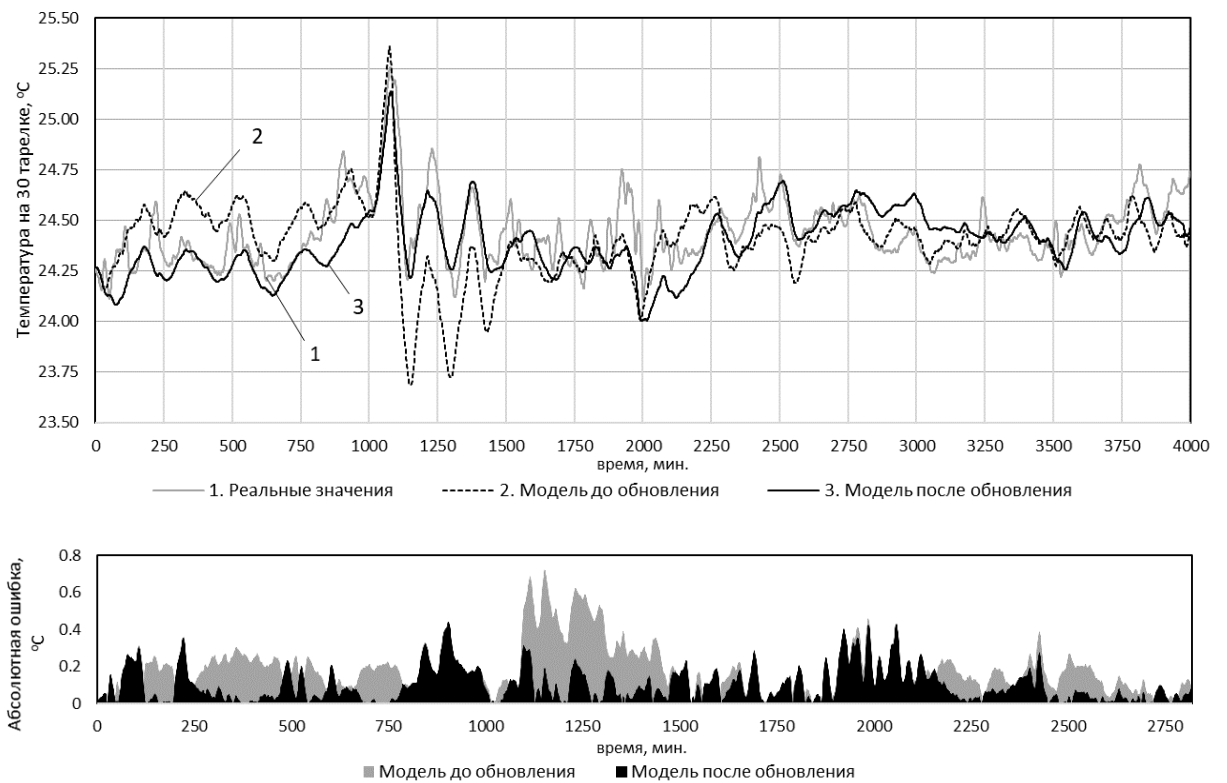


Рис 5.6 – CV4. Температура на 30 тарелке (обучающая выборка)

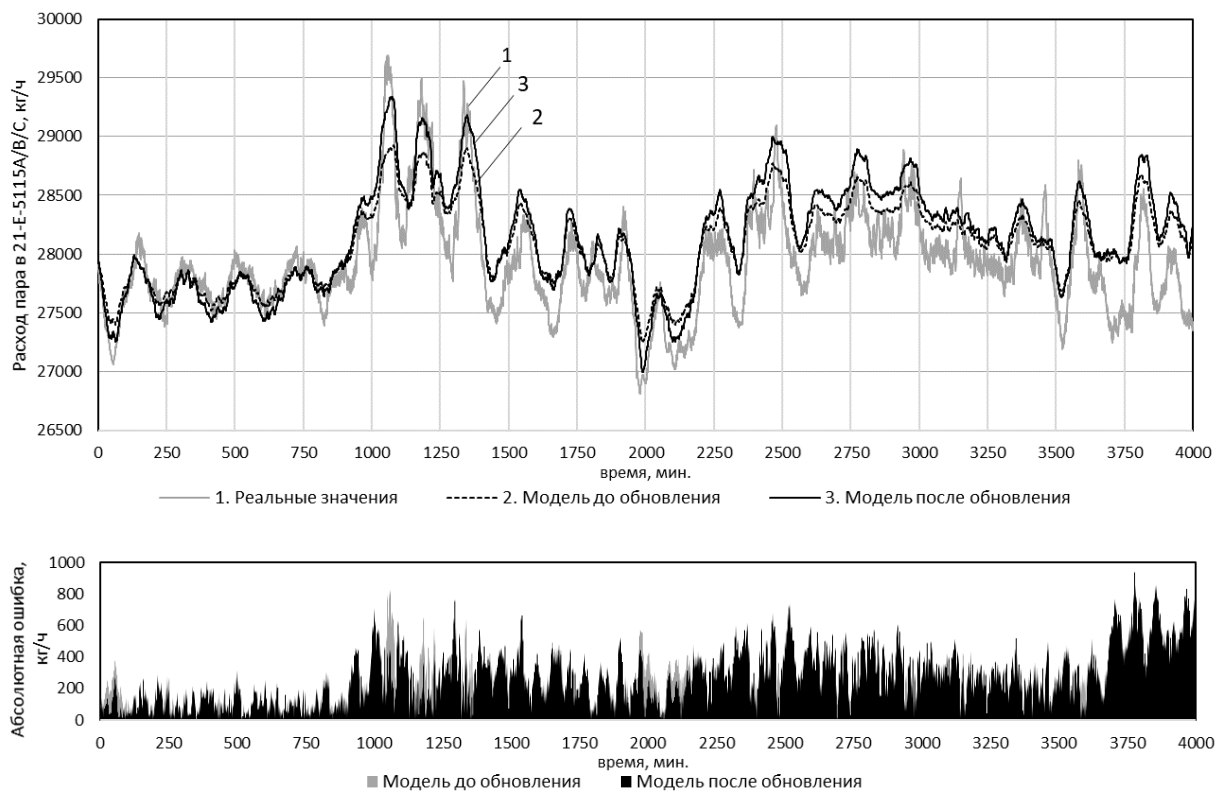


Рис 5.7 – CV5. Расход пара в 21-Е-115А/В/С (обучающая выборка)

Снижение стандартного квадратичного отклонения от соответствующих реальных значений для динамической модели содержания пропана в кубовой фракции сократилось в 1.151 раза, для содержания бутана в пропановой фракции – в 1.451 раза, для температуры на 30 тарелке – в 1.164 раза, для температуры на 11 тарелке – в 1.370 раза, для расхода пара в ребойлеры – в 1.154 раза (таблица 5.4).

Таблица 5.4. Ошибка динамической модели на обучаемой выборке

Параметр	CV1	CV2	CV3	CV4	CV5
Ед. изм.	ppm	ppm	°C	°C	кг/ч
СКО исходной модели	76.847	115.777	1.808	0.191	324.404
СКО обновленной модели	66.750	79.8129	1.5528	0.1394	281.021

Перед внесением изменений в конфигурацию управляющей системы реальным промышленным объектом полученная и исходные параметрические конфигурации протестированы на отдельной выборке исторических данных

функционирования депропанизатора. Объем тестовой выборки – 2820 точек, дискретность – 1 минута.

На рисунках 5.8 – 5.12 отражены результаты моделирования контролируемых параметров системы на тестовой выборке: реальные значения и соответствующие значения выходного сигнала модели до и после обновления ее параметрической конфигурации.

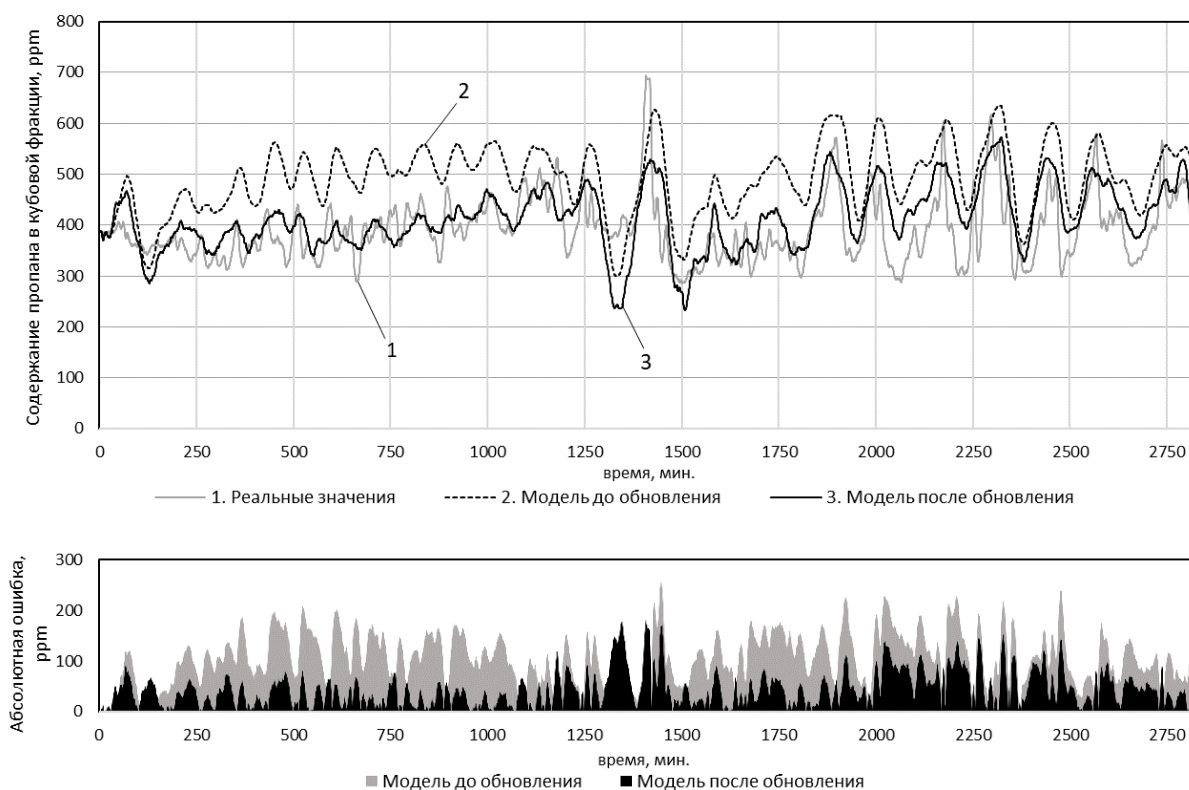


Рис. 5.8 – CV1. ВА содержания пропана в кубовой фракции (тестовая выборка)

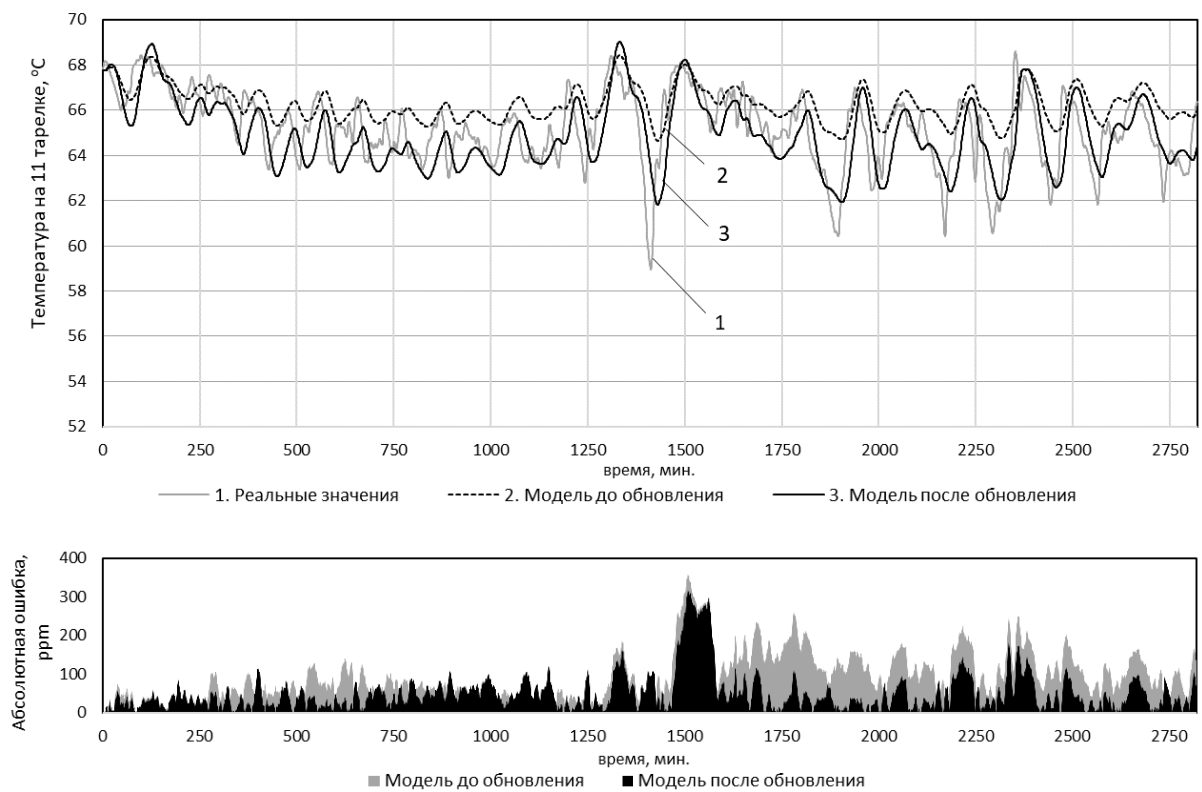


Рис. 5.9 – CV2. ВА содержания бутана в очищенном пропане (тестовая выборка)

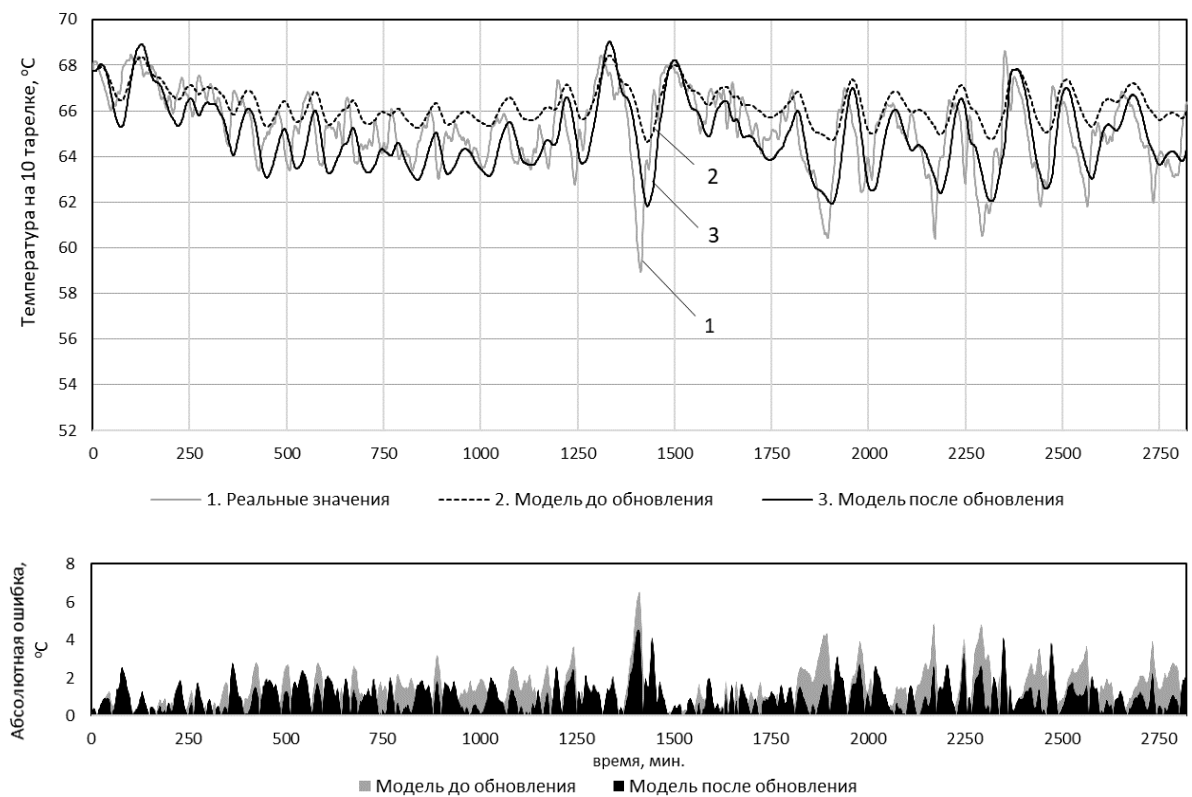


Рис. 5.10 – CV3. Температура на 11 тарелке (тестовая выборка)

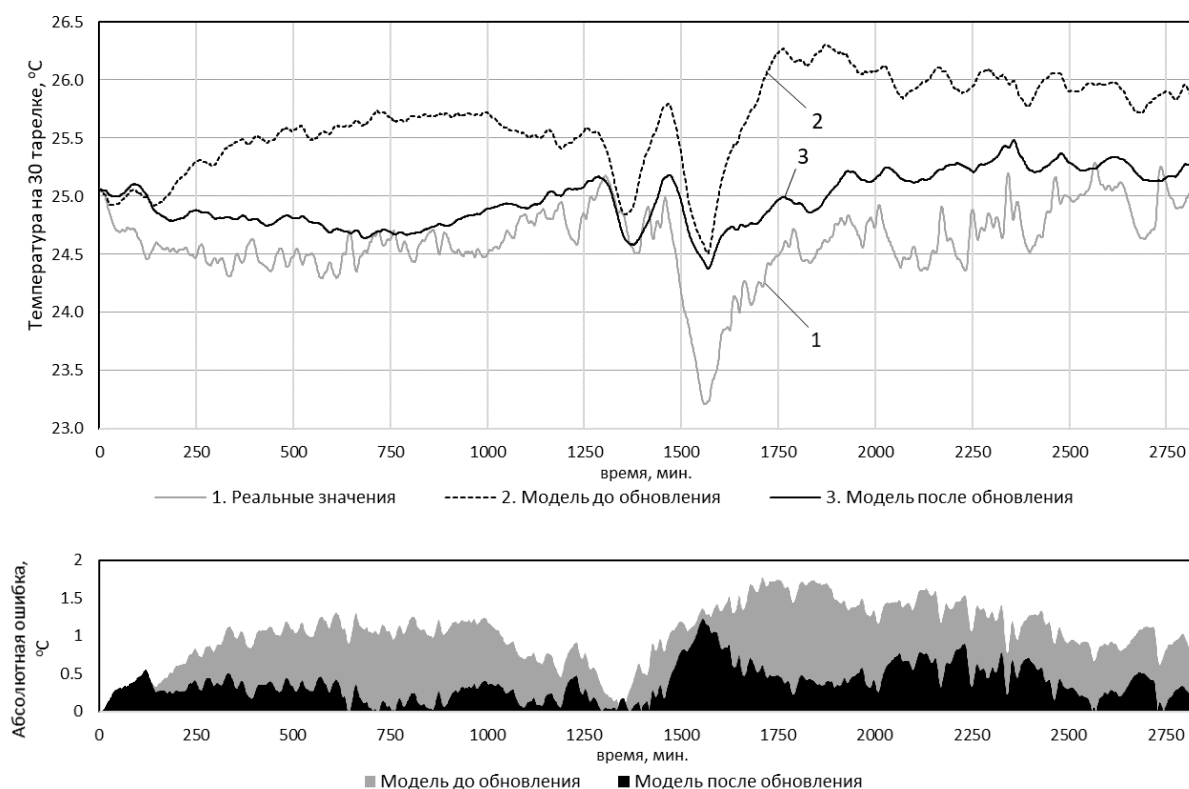


Рис. 5.11 – CV4. Температура на 30 тарелке (тестовая выборка)

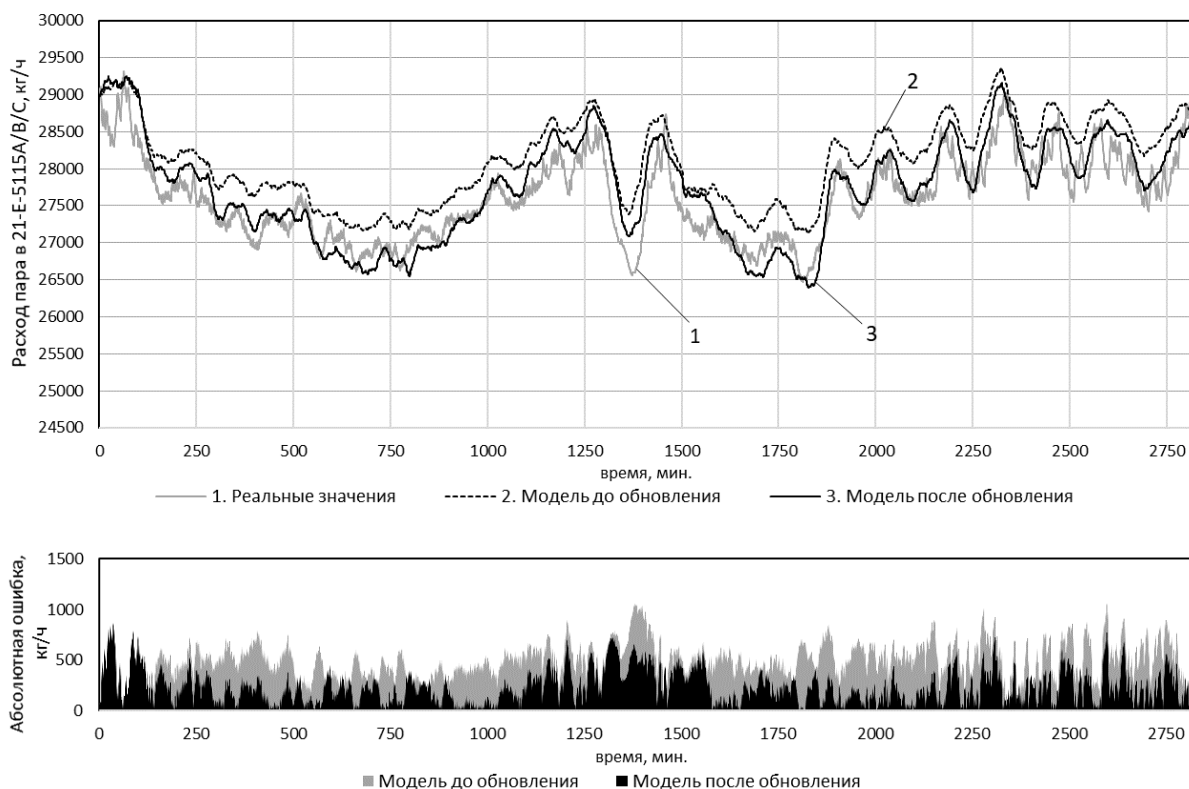


Рис. 5.12 – CV5. Расход пара в 21-Е-115А/В/С (тестовая выборка)

Актуализация модели позволила снизить среднее квадратичное отклонение прогнозируемого сигнала контролируемых параметров от реальных

значений для содержания пропана в кубовой фракции в 2.067 раза, для содержания бутана в пропановой фракции – в 1.537 раза, для температуры на 30 тарелке – в 1.26 раза, для температуры на 11 тарелке – в 2.543 раза, для расхода пара в ребойлеры – в 1.806 раза. (таблица 5.5).

Таблица 5.5. Ошибка динамической модели на тестовой выборке

Параметр	CV1	CV2	CV3	CV4	CV5
Ед. изм.	ppm	ppm	°C	°C	кг/ч
СКО исходной модели	116.844	111.475	1.638	1.104	523.941
СКО обновленной модели	56.524	72.506	1.298	0.434	290.129

К основным причинам изменения динамических характеристик управляемого объекта можно отнести количественное изменение состава поступающего в деэтанализатор сырья – кубового продукта деэтанализатора 2138. На это косвенно указывает смещение температурного профиля депропанализатора при сохранении показателей качества отпускаемой продукции. Для рассматриваемых периодов построения первоначальной модели и ее параметрической актуализации среднее значение температуры исчерпывающей части (2151TI605) колонны изменилось с 86.92 °C до 88.85 °C, температуры верхней тарелки (2151TI614) – с 22.02 °C до 24.45 °C.

5.3 Анализ функционирования системы управления

Полученный по результатам вычислительного эксперимента набор коэффициентов усиления применен для динамической модели, используемой в замкнутом контуре управляющей системы для вычисления прогнозируемого состояния управляемого объекта при внесении внешних возмущающих и управляющих воздействий.

Для определения влияния адаптации параметрической конфигурации прогнозирующей модели на качество автоматического регулирования рассмотрены переходные процессы по управляемым показателям качества

процесса депропанизации: содержанию пропана в кубовой фракции (рисунок 5.13) и содержанию бутана в пропановой фракции (рисунок 5.14) – при плановой корректировке производственных заданий.

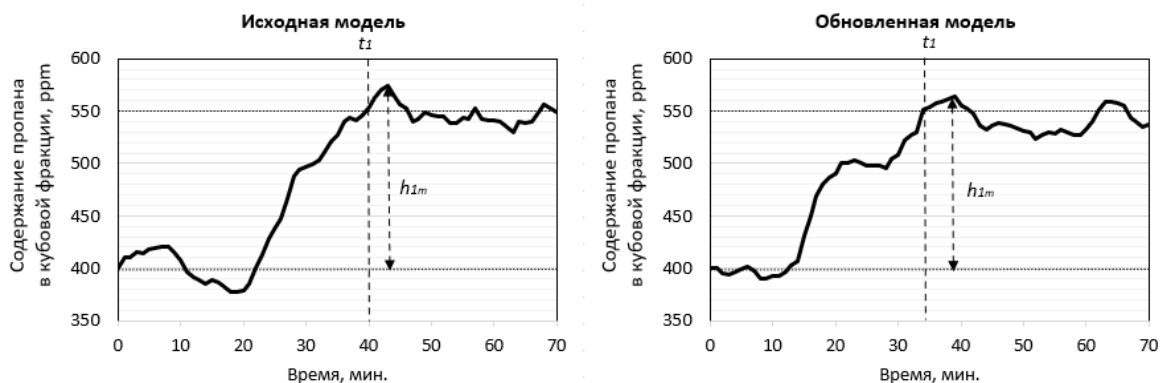


Рисунок 5.13 – Переходные процесс содержания пропана в кубовой фракции

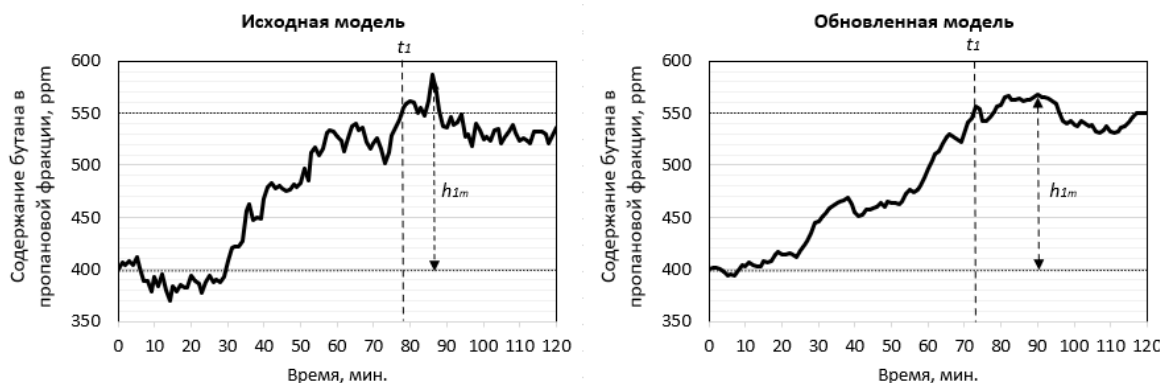


Рисунок 5.14 – Переходные процессы содержания бутана в пропановой фракции

В таблице 5.6 представлены показатели качества автоматического регулирования до и после обновления прогнозирующей модели процесса депропанизации, где $\delta = (h_{1m} - h_s) / h_s \cdot 100\%$ – перерегулирование, h_s – установившееся состояние, t_1 – время первого достижения установившегося состояния.

Таблица 5.6. Показатели качества автоматического регулирования

Контролируемый параметр	Исходная модель		Обновленная модель	
	$\delta, \%$	$t_1, \text{мин}$	$\delta, \%$	$t_1, \text{мин}$
Содержание пропана в кубовой фракции	16.10	40	9.38	34
Содержание бутана в пропановой фракции	24.89	79	12.32	73

Оценка влияния улучшения показателей качества автоматического регулирования функционирующей управляющей системы на технико-экономические показатели производства, выполнена согласно индексу воспроизводимости C_p , отражающему степень допустимости фактического разброса показателей качества товарной продукции [119]:

$$C_p = \frac{H_a - L_a}{6\sigma},$$

где H_a , L_a – верхний и нижний допустимые поля допуска качества товарной продукции, σ – среднее квадратичное отклонение выборки. Для этого рассмотрены данные поточных анализаторов содержания пропана в кубовой фракции (2151AI001.PV) и содержания бутана в пропановой фракции (2151AI002.PV) до и после актуализации динамической модели депропанизатора в контуре управляющей системы – рисунки 5.15 и 5.16 соответственно.

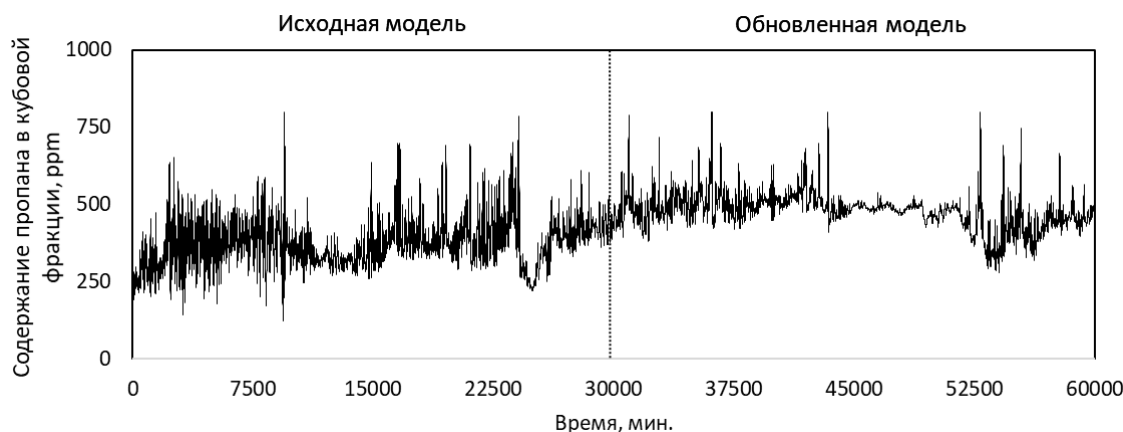


Рисунок 5.14 – Содержание пропана в кубовой фракции

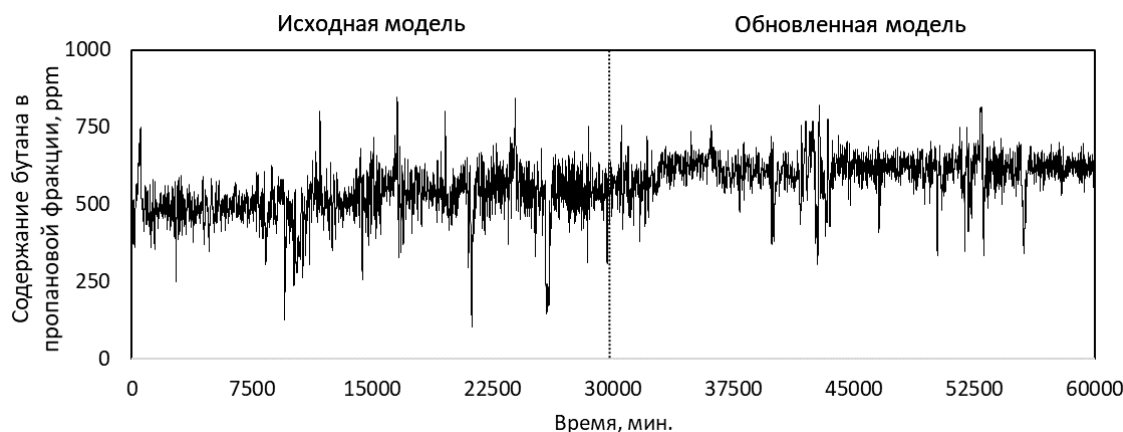


Рисунок 5.15 – Содержание бутана в пропановой фракции

По результатам адаптации прогнозирующей модели, используемой в замкнутом контуре управляющей системы, индекс воспроизводимости для содержания пропана в кубовой фракции увеличился с 2.185 до 2.827, для содержания бутана в пропановой фракции индекс воспроизводимости увеличился с 2.112 до 2.894 (таблица 5.7).

Таблица 5.7. Результаты актуализации динамической модели.

Контролируемый параметр	Допустимые поля допуска		Исходная модель		Обновленная модель	
	L_a , ppm	H_a , ppm	σ , ppm	C_p	σ , ppm	C_p
Содержание пропана в кубовой фракции	0	1000	76.274	2.185	58.964	2.827
Содержание бутана в пропановой фракции	0	1000	78.897	2.112	57.598	2.894

Вывод по пятой главе

Приведен пример применения разработанной методики адаптации параметрической конфигурации динамической модели управляемого технологического объекта для системы усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью процесса депропанации установки компримирования и газоразделения производства олефинов.

Текущая идентификация динамической модели, используемой в замкнутом контуре управляющей системы, позволила снизить СКО ошибки вычисления прогнозируемого состояния контролируемых переменных процесса более чем в 1.26 раза.

Применение инструментов текущей идентификации динамических характеристик управляемого объекта в замкнутом контуре управляющей системы для содержания пропана в кубовой фракции позволило сократить перерегулирование в 1.22 раза, время первого достижения установившегося

состояния в 1.72 раз. Для содержания пропана в кубовой фракции перерегулирование сократилось в 2.02 раза, время первого достижения установившегося состояния в 1.08 раз.

Используя индекс воспроизводимости, по данным поточного анализа качества отпускаемого дистиллята и получаемого кубового продукта выполнена количественная оценка влияния изменения показателей качества автоматического регулирования на технико-экономические показатели процесса депропанизации. Для содержания бутана в пропановой фракции индекс воспроизводимости повысился в 1.37 раза. Для содержания пропана в кубовой фракции индекс воспроизводимости повысился в 1.29 раза. Стабилизация массообменного процесса выделения пропановой фракции из приходящей пирогазовой смеси приводит к снижению удельных расходов потребляемых энергетических ресурсов на единицу произведенной продукции, снижению случаев нарушения установленных регламентных ограничений и выпуска некондионных партий продукта, а также способствует повышению эффективности дальнейшей цепочки процессов газоразделения и последующей полимеризации пропилена за счет стабилизации количественного распределения фракций в составе поступающего сырья.

Проведенная апробация разработанной методики адаптации прогнозирующей модели в замкнутом контуре управляющей системы промышленного технологического объекта подтвердила корректность используемых в ней методов. Применение описанных алгоритмических решений в периметре прикладного программного обеспечения многокритериального управления упреждающего воздействия позволяет решить задачу сохранения устойчивости и повышения качества автоматического регулирования в условиях неопределенности свойств управляемого объекта.

Заключение

Основным результатом диссертационной работы является решение научной задачи разработки формализованных алгоритмов управления с адаптируемой прогнозирующей моделью, позволяющих повысить качество автоматического регулирования и устойчивость управляющего контура для нелинейных технологических систем. В ходе работы:

1. Проведен анализ существующих алгоритмических решений задачи управления с прогнозирующей в условиях неопределенности реальных динамических характеристик управляемого объекта.

2. Разработан алгоритм управления с прогнозирующей моделью с адаптируемой параметрической конфигурацией в соответствии с текущими характеристиками управляемого технологического объекта для решения проблемы снижения качества автоматического регулирования и потери устойчивости управляющего контура вследствие снижения точности моделирования поведения контролируемых переменных процесса. Применение описанного алгоритма управления с прогнозирующей моделью позволило сократить время проектирования программного обеспечения класса СУУТП не менее чем на 10% от общего времени разработки.

3. Разработан метод идентификации многомерной динамической модели управляемого технологического объекта по историческим данным функционирования управляющей системы.

4. Исследована поверхность целевой функции задачи текущей параметрической идентификации динамических характеристик управляемого технологического объекта с целью выбора метода численной оптимизации и формализации методических указаний с учетом сходимости решения и распределения экстремумов целевой функции.

5. Внедрено разработанное решение задачи текущей идентификации динамической модели в замкнутом контуре управляющей системы

массообменным процессом блока депропанизатора установки компримирования и газоразделения производства олефинов, что позволило улучшить индекс воспроизводимости контролируемых показателей качества выпускаемой продукции: в 1.29 и 1.37 раз для содержания пропана кубовой фракции и для содержания бутана в очищенном пропане соответственно.

Список сокращений и условных обозначений

АРМ – автоматизированное рабочее место

АСУТП – автоматизированная система управления технологическим процессом

ВА – виртуальный анализатор

ДУ – дифференциальное уравнение

ПИД – пропорциональный интегральный дифференциальный

СВД – сверхвысокое давление

СКО – стандартное квадратичное отклонение

СНД – сверхнизкое давление

СУУТП – система усовершенствованного управления технологическим процессом

CV – controlled variable

DV – disturbance variable

MPC – model predictive control

MV – manipulated variable

Список использованной литературы

1. Бахтадзе, Н. Н. Современные методы управления производственными процессами / Н. Н. Бахтадзе, В. А. Лотоцкий // Проблемы управления. – 2009. – № 3. – С. 56-63.
2. Амирханов, И. Р. Система оптимизации в реальном времени: методы и реализация / И. Р. Амирханов, Е. С. Калеева, Д. А. Фатун // Автоматизация и информатизация ТЭК. – 2023. – № 2 (595). – С. 13-19.
3. RTO: an overview and assessment of current practice / M. L. Darby, M. Nikolaou, J. Jones, D. Nicholson // Journal of process control. – 2011. – Vol. 21. – No. 6. – P. 874-884.
4. Система глобальной динамической оптимизации и система оптимизации в реальном времени: критерии выбора системы управления технологическими процессами / С. И. Недельченко, М. С. Гайфуллин, Е. С. Головина [и др.] // Территория Нефтегаз. – 2019. – № 12. – С. 12-17.
5. Souza, G. Real time optimization (RTO) with model predictive control (MPC) / G. Souza, D. Odloak, A. C. Zanin // Computers & Chemical Engineering. – 2010. – Vol. 34. – No. 12. – P. 1999-2006.
6. Process operations: from models and data to digital applications / C. C. Pantelides, F. E. Pereira, P. J. Stanger, N. F. Thornhill [Электронный ресурс] // Computers & chemical engineering. – 2024. – Vol. 180. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0098135423003332>.
7. Camara, M. M. performance evaluation of real industrial RTO systems / M. M. Camara, A. D. Quelhas, J. C. Pinto // Processes. – 2016. – Vol. 4. – No. 2. – P. 44-63.
8. Хакимов, Р. А. К вопросу создания системы оптимизации технологических процессов группы установок в реальном времени / Р.А. Хакимов // Техника и технология нефтехимического и нефтегазового производства : материалы IX Междунар. науч.-практ. конф. – Омск: Омский государственный технический университет, 2019. – С. 206-207.

9. Яковис, Л.М. Многоуровневое управление производством (состояние, проблемы, перспективы) / Л.М. Яковис // Автоматизация в промышленности. – 2009. – № 9. – С. 15-22.

10. Advanced process control applied to distributed control systems / H. Hu, M. Liu, Y. Xu [et al.] // Kybernetes. – 2010. – Vol. 39. – No. 6. – P. 946-953.

11. Герман, А. М. Особенности технического проектирования и внедрения систем оптимизации в реальном времени / А. М. Герман, М. А. Работников // Химия. Экология. Урбанистика : материалы Всерос. науч.-практ. конф. – Пермь: Пермский национальный исследовательский политехнический университет, 2024. – Т. 3 – С. 297-300.

12. Pataroa, I. M. Closed-loop dynamic real-time optimization (CL-DRTO) of a bioethanol distillation process using an advanced multilayer control architecture / I.M. Pataroa., M. V. Americano, B. Joseph // Journal of cleaner production. – 2020. – Vol. 143. – P. 2-14.

13. Повышение эффективности работы установки первичной переработки нефти с помощью системы усовершенствованного управления / Л. С. Розенберг, К. Б. Рудяк, В. Б. Исаев [и др.] // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2007. – № 2. – С. 6-12.

14. Система усовершенствованного управления установкой первичной переработки нефти: создание, внедрение, сопровождение / Д. Х. Файрузов, Ю. Н. Бельков, Д. В. Кнеллер, А. Ю. Торгашов // Автоматизация в промышленности. – 2013. – № 8. – С. 3-10.

15. Камалиева, К. В. Система усовершенствованного управления центральной газофракционирующей установки / К. В. Камалиева, Т. С. Камалиев, А. В. Долганов // Вестник технологического университета. – 2016. – Т. 19, № 24. – С. 106-108.

16. Синтез системы управления процессом дегидрирования этилбензола на основе метода прогнозирующего функционального управления / С. Л. Подвальный, А. П. Попов, С. Г. Тихомиров, О. Г. Неизвестный // Вестник

Воронежского государственного технического университета. – 2020. – Т. 16, № 6. – С. 7-14.

17. Кадыров, Р. Р. актуальность внедрения усовершенствованного управления технологическими процессами на нефтеперерабатывающих и химических заводах / Р. Р. Кадыров, Е. М. Масаков // Наука и инновационные технологии. – 2023. – № 2(27). – С. 122-126.

18. Сафиканов, А. А. Применение системы усовершенствованного управления технологическим процессом для контроля скорости коксообразования в печах пиролиза / А. А. Сафиканов, А. М. Хафизов // Наука и бизнес: пути развития. – 2022. – № 4 (130). – С. 21-24.

19. Gilani, H. G. Advanced process control and simulation for chemical engineers / H. G. Gilani, K. G. Samper, R. K. Haghi – 1st ed. – Burlington: Apple academic press, 2021. – 224 p.

20. Закамалдин, А. А. Оптимальное управление процессом измельчения в шаровой мельнице с применением прогнозирующей модели : дис. на соиск. учен. степ. канд. техн. наук : 2.3.3 / Закамалдин Андрей Андреевич ; Национальный исследовательский Томский политехнический университет. – Томск, 2022. – 179 с.

21. Tatjewski, P. Advanced control of industrial processes. Structures and Algorithms / P. Tatjewski – London: Springer-Verlag, 2007. – 348 p.

22. Morari, M. Robust process control / M. Morari, E. Zafiriou. – New Jersey: Prentice Hall, 1989. – 512p.

23. Kothare, M. V. Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities / M. V. Kothare, V. Balakrishnan, M. Morari // Automatica. – 1996. – Vol. 32. – No. 10. – P. 1361-1379.

24. King, M. How to lose money with advanced controls / M. King // Hydrocarbon Processing. – 1992. – No. 6. – P. 47-50.

25. King, M. How to lose money with inferential properties / M. King // Hydrocarbon Processing. – 2004. – No. 10. – P. 47-52.

26. Жуков, И. В. Пути повышения эффективности усовершенствованных систем управления (АРС-систем) / И. В. Жуков, В. Г. Харазов // Автоматизация и ИТ в нефтегазовой отрасли. – 2019. – № 1 (35). – С. 11-14.

27. Основы управления химико-технологическими процессами с прогнозирующими моделями при мягких ограничениях: сборник трудов конференции. / О. Аллеза, Ю. Н. Матвеев, В. Н. Богатиков [и др.] // Научное и образовательное пространство: перспективы развития : материалы V Междунар. науч.-практ. конф. – Чебоксары, 2017. – С. 147-151.

28. Yan, J. Tuning and identification for model predictive control: an iterative approach / J. Yan, E. Harinath, G. Dumont // IFAC proceedings volumes. – 2009. – Vol. 42. – No. 10. – P. 1062-1067.

29. Qin, S. J. A survey of industrial model predictive control technology / S. J. Qin, T. A. Badgwell // Control engineering practice. – 2003. – Vol. 11. – P. 733-764.

30. Работников, М. А. Постановка проблемы деградации динамической модели управляемого технологического объекта / М. А. Работников // Актуальные проблемы современной науки, техники и образования : тезисы докладов 79-й междунар. науч.-техн. конф. – Магнитогорск: Магнитогорский государственный технический университет им. Г.И. Носова, 2021. – Т. 1 – С. 375.

31. Работников, М. А. Исследование проблемы устаревания динамических моделей в задаче предиктивного управления технологическими процессами / М. А. Работников // Инновации. Интеллект. Культура : материалы IV междунар. науч.-практ. конф. – Тобольск: Тюменский индустриальный университет, 2021. – С. 108-111.

32. Ротач, В. Я. Об адаптивных системах управления с текущей идентификацией / В. Я. Ротач // Автоматизация в промышленности. – 2004. – № 6. – С. 3-6.

33. Перельман, И. И. К вопросу о практической реализуемости методов идентификации линейного динамического объекта по данным его

функционирования в замкнутой системе регулирования / И. И. Перельман // Автоматика и телемеханика. – 1992. – № 1. – С. 72-86.

34. Шумихин, А.Г. Параметрическая идентификация систем управления с обратной связью на основе нейросетевого моделирования процессов их функционирования [Электронный ресурс] / А.Г. Шумихин, А.С. Бояршинова (Александрова) // Электронное периодическое издание «Инженерный вестник Дона». – 2017 – №2. – Режим доступа: <http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n2y2017/4124>.

35. Куроткин, В. А. Алгоритм останова параметрической идентификации и переход к управлению в адаптивных системах / В. А. Куроткин // Научная перспектива. – 2014. – № 11. – С. 81-84.

36. Система автоматического управления с прогнозирующей моделью / А. А. Кобзев, Ю. Е. Мишулин, Н. А. Новикова, Е. В. Носков // Математические методы в технике и технологиях. – 2013. – № 1. – С. 59-60.

37. Kueppers, S. Process Analytical Chemistry – Future Trends in Industry /, S. Kueppers, M. Haider // Analytical and bioanalytical chemistry. – 2003. – Vol. 376. – P. 313–315.

38. Практические аспекты четвертой промышленной революции / Р. А. Владов, В. М. Дозорцев, Р. А. Шайдуллин, М. М. Шундерюк // Автоматизация в промышленности. – 2017. – № 7. – С. 7-13.

39. Усовершенствованное управление ТП: от контура регулирования до общезаводской оптимизации / П. Л. Логунов, М. В. Шаманин, Д. В. Кнеллер [и др.] // Автоматизация в промышленности. – 2015. – № 4. – С. 4-14.

40. Захаркин, М.А. Применение методов и средств усовершенствованного управления технологическими процессами (АРС) / М.А. Захаркин, Д.В. Кнеллер // Датчики и системы. – 2010. – № 10. – С. 57-71.

41. Ицкович, Э.Л. Современные алгоритмы автоматического регулирования и их использование на предприятиях / Э.Л. Ицкович // Автоматизация в промышленности. – 2007. – № 6. – С. 39-44.

42. Гончаров, А.А. Разработка системы оптимизация работы группы установок в реальном времени на основе прогнозирующей модели / А.А. Гончаров // Математические методы в технике и технологиях - ММТТ. – 2019. – № 12 (2). – С. 120-123.

43. Pozas, L. F. A new approach to integrate SSTO, MPC and RTO using online identified models / L. F. Pozas, L. V. Arruda // Journal of control, automation and electrical systems. – 2018. – Vol. 29. – P. 566-575.

44. Работников, М. А. Стратегия реализации управления материальным балансом исчерпывающей части ректификационной колонны получения стирола / М. А. Работников // Химия. Экология. Урбанистика : материалы Всерос. науч.-практ. конф. – Пермь: Пермский национальный исследовательский политехнический университет, 2021. – Т. 4 – С. 242-246.

45. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления. / П. Эйкхофф. – М.: Мир, 1975. – 680 с.

46. Масаков, Е. М. Улучшение технико-экономических и экологических показателей нефтехимических предприятий при внедрении усовершенствованного управления технологическими процессами / Е. М. Масаков, Р. Р. Кадыров // Естественные и технические науки. – 2022. – № 8(171). – С. 126-127.

47. Работников, М. А. Техническое проектирование системы усовершенствованного управления каталитическим риформингом / М. А. Работников, И. А. Вялых, А. М. Немтин // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2019. – № 30. – С. 119-132.

48. Работников, М. А. Синтез систем комбинированного управления по результатам частотной идентификации объекта управления / М. А. Работников, А. С. Александрова // Химия. Экология. Урбанистика : материалы Всерос. науч.-практ. конф. – Пермь: Пермский национальный исследовательский политехнический университет, 2019. – Т. 2 – С. 378-382.

49. Работников, М. А. Автоматизация обработки экспериментальной комплексной частотной характеристики при идентификации управляемого объекта / М. А. Работников, А. С. Александрова А. Г. Шумихин // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Химическая технология и биотехнология. – 2018. – № 1. – С. 21-33.

50. Работников, М. А. Автоматизация поиска значений параметров передаточной функции канала передачи по экспериментальной комплексной частотной характеристике / М. А. Работников, А. С. Бояршинова, А. Г. Шумихин // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Химическая технология и биотехнология. – 2017. – № 2. – С. 63-76.

51. Работников, М. А. Реконфигурация системы регулирования температуры газосырьевой смеси на выходе печи установки каталитического риформинга по данным эксплуатации технологического объекта / М. А. Работников, А. С. Александрова, А. Г. Шумихин // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. – 2021. – № 54. – С. 12-19.

52. Изерман Р. Цифровые системы управления. / Р. Изерман. – М.: Мир, 1984. – 541 с.

53. Ковард, Э. Объединение технологий динамического моделирования и усовершенствованного управления ТП / Э. Ковард // Автоматизация в промышленности. – 2008. – № 7. – С. 52-53.

54. Перельман, И. И. Прогнозаторы выходной реакции объекта (ПВРО). I. Методы применения ПВРО / И. И. Перельман // Автоматика и телемеханика. – 1994. – № 12. – С. 3-22.

55. Перельман, И. И. Прогнозаторы выходной реакции объекта (ПВРО). II. Конструирование ПВРО при неполной априорной информации об объекте / И. И. Перельман // Автоматика и телемеханика. – 1995. – № 12. – С. 3-15.

56. Черешко, А. А. Методы управления технологическими процессами на основе ассоциативных прогнозирующих моделей : дис. на соиск. учен. степ. канд. техн. наук : 2.3.3 / Черешко Алексей Анатольевич ; Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. – Москва, 2022. – 116 с.

57. Черешко, А. А. Границы применимости алгоритмов усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью в условиях неопределенности объекта управления / А. А. Черешко, М. М. Шундерюк // Проблемы управления. – 2020. – № 1. – С. 17–23.

58. Перельман, И. И. Планирование эксперимента в задачах построения моделей объектов управления / И. И. Перельман // Автоматика и телемеханика. – 1987. – № 9. – С. 3-25.

59. Перельман, И. И. Оперативная идентификация объектов управления. / И. И. Перельман. – М.: Энергоиздат, 1982. – 272 с.

60. Бильфельд, Н. В. Использование пассивного эксперимента при идентификации объектов управления с изменяющимися свойствами / Н. В. Бильфельд // Молодой ученый. – 2013. – № 8. – С. 77-82.

61. Lofberg, J. Linear Model Predictive Control / J. Lofberg – 1st ed. – Linköping: Linköpings universitet, 2001. – 84 p.

62. Мусаев, А. А. Виртуальные анализаторы: концепция построения и применения в задачах управления непрерывными ТП / А. А. Мусаев // Автоматизация в промышленности. – 2008. – № 3. – С. 28-33.

63. Работников, М. А. Расчет показателей качества продуктов нефтепереработки с применением нелинейных регрессионных моделей / М. А. Работников, И. А. Вялых, В. Г. Плехов // Автоматизированные системы управления и информационные технологии : материалы Всерос. науч.-практ. конф. – Пермь: Пермский национальный исследовательский политехнический университет, 2019. – Т. 1 – С. 310-313.

64. Опыт разработки и внедрения систем усовершенствованного управления технологическими процессами нефтепереработки на базе

виртуальных анализаторов качества / А. Г. Шумихин, Д. А. Мусатов, С. С. Власов [и др.] // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Химическая технология и биотехнология. – 2016. – № 2. – С. 39-53.

65. Гурьева, Е. М. Применение виртуальных анализаторов для определения качества нефтепродуктов / Е. М. Гурьева, А. Г. Кольцов // Динамика систем, механизмов и машин. – 2016. – № 1. – С. 296-301.

66. Подготовка данных для построения виртуальных анализаторов в задачах усовершенствованного управления / А. П. Веревкин, С. В. Денисов, Т. М. Муртазин, К. Ю. Устюжанин // Автоматизация в промышленности. – 2019. – № 3. – С. 12-17.

67. Особенности анализа данных при построении модели прогноза объема выпуска конечного продукта на химическом производстве / О. Н. Кочуева, К. М. Никитин, А. В. Верховоломов, А. А. Монахов // Автоматизация и информатизация ТЭК. – 2024. – № 11 (616). – С. 75-82

68. Структурно-параметрическая идентификация моделей виртуальных анализаторов технологических объектов управления на основе робастной регрессии и информационных критериев / Г. Б. Диги, Н. Б. Диги, А. Ю. Торгашов [и др.] // Автоматизация в промышленности. – 2015. – № 10. – С. 58-62.

69. Торгашов, А.Ю. Современные методы построения систем усовершенствованного управления технологическими процессами / А.Ю. Торгашов, А.А. Гончаров, С.А. Самотылова // Вестник Дальневосточного отделения РАН. – 2016. – № 4 (188). – С. 102-107.

70. Работников, М. А. Модернизация системы усовершенствованного управления установки ректификации стирола / М. А. Работников, А. В. Тихомиров, И. А. Вялых // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Химическая технология и биотехнология. – 2020. – № 3. – С. 82-94.

71. P., Reynolds. Advanced process control & on-line optimization. global market research study / P. Reynolds, D. Hill, A. Avery – ARC advisory group, 2015. – 163 p.

72. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2021663282. Система усовершенствованного управления технологическими процессами (Т-APC) – Заявка №2021662675. Дата поступления 13 августа 2021 г. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 13 августа 2021 г.

73. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022668558. Advanced Robust Control System / М. М. Шундерюк, А. В. Антонов – Заявка № 2022667366. Дата поступления 26 сентября 2022 г. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 10 октября 2022 г.

74. Рылов, М. А. Информационная система контроля качества продукции на установке каталитического риформинга бензина : дис. на соиск. учен. степ. канд. техн. наук : 05.13.06 / Рылов Михаил Андреевич ; Московский государственный машиностроительный университет. – Москва, 2015. – 356 с.

75. Яруллин, А. Р. Система усовершенствованного управления технологическими процессами: цели, функции и проектирование / А. Р. Яруллин // Научные вести. – 2021. – № 6(35). – С. 75-82.

76. Баев, А. В. Идентификация промышленных объектов по данным их нормального функционирования (часть 1) / А. В. Баев, А. А. Мельник // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2014. – № 8 (91). – С. 130-137.

77. Мельник, А. А. Идентификация промышленных объектов по данным их нормального функционирования (часть 2) / А. А. Мельник, Е. А. Медунова // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2015. – № 12 (107). – С. 70-75.

78. Бильфельд, Н. В. Идентификация нестационарных объектов управления средствами пассивного эксперимента / Н. В. Бильфельд // Научно-технический вестник Поволжья. – 2013. – № 3. – С. 85-90.

79. Работников, М. А. Ключевые аспекты проблематики динамического моделирования в задачах предиктивного управления непрерывными технологическими процессами / М. А. Работников // Актуальные проблемы современной науки, техники и образования. – 2021. – Т. 12, № 1. – С. 84-86.

80. Lawrynczuk, M. On improving accuracy of computationally efficient nonlinear predictive control based on neural models / M. Lawrynczuk // Chemical Engineering Science. – 2011. – Vol. 66. – No. 21. – P. 5253-5267.

81. Henson, M. A. Nonlinear model predictive control: Current status and future directions / M. A. Henson // Computers & chemical engineering. – 1998. – Vol. 23. – P. 187-202.

82. Shin, Y. Development of model predictive control system using an artificial neural network: A case study with a distillation column / Y. Shin, R. Smith, S. Hwang // Journal of cleaner production. – 2020. – Vol. 277. – P. 2-14.

83. Carvalho, C. B. Implementation of a neural network MPC for heat exchanger network temperature control / C. B. Carvalho, E. P. Carvalho, M. Ravagnani // Brazilian Journal of Chemical Engineering. – 2020. – Vol. 37. – P. 729-744.

84. Lawrynczuk, M. On improving accuracy of computationally efficient nonlinear predictive control based on neural models / M. Lawrynczuk // Chemical Engineering Science. – 2011. – Vol. 66. – No. 21. – P. 5253-5267.

85. Jazayeri-Rad, H. The nonlinear model-predictive control of a chemical plant using multiple neural networks / H. Jazayeri-Rad // Neural Computing & Applications. – 2004. – Vol. 13. – P. 2-15.

86. Wu, Z. Process structure-based recurrent neural network modeling for model predictive control of nonlinear processes / Z. Wu, D. Rincon, P. Christofides // Journal of Process Control. – 2020. – Vol. 89. – P. 74-84.

87. Neural network-based model predictive control / S. Piche, J. D. Keeler, G. Martin [et al.] // In advances in neural information processing systems. – 2000. – P. 1029-1035.

88. Neural network based model predictive controllers for modular multilevel converters / S. Wang, T. Dragicevic, Y. Gao, R. Teodorescu // IEEE transactions on energy conversion. – 2020. – P. 918-974.

89. A deep learning architecture for predictive control / S. Spielberg, P. Kumar, A. Tulsyan [et al.] // IFAC. – 2018. – Vol. 51. – No. 18. – P. 512-517.

90. Ильин, И. В. Анализ недостатков искусственных нейронных сетей и методов их минимизации / И. В. Ильин // Научно-практические исследования. – 2017. – № 7. – С. 65-70.

91. King, M. Process control: a practical approach / M. King. – 2 nd ed. – Chichester: John Wiley & Sons, 2016. – 618 p.

92. Rawlings, J. B. Model predictive control: theory, computation, and design / J. B. Rawlings, D. Q. Mayne, M. M. Diehl. – 2 nd ed. – Madison: Nob Hill Publishing, 2017. – 618 p.

93. Takagi, M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control / T. Takagi, M. Sureno // IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems. – 1985. – Vol. 15. – No. 1. – P. 116-132.

94. Taieb, A. Adaptive TS fuzzy MPC based on particle swarm optimization-cuckoo search algorithm / A. Taieb, H. Salhi, A. Chaari // ISA transactions. – 2022. – Vol. 131. – P. 598-609.

95. Fuzzy model predictive control / Y. L. Huang, H. H. Lou, J. P. Gong, T. F. Edgar // IEEE transactions on fuzzy systems. – 2000. – Vol. 8. – No. 6. – P. 665-668. – DOI: 10.1109/91.890326.

96. Application of Fuzzy Model Predictive Control in Multivariable Control of Distillation Column / R. Sivakumar, K. S. Manic, V. Nerthiga, R. Akila // International Journal of Chemical Engineering and Applications. – 2000. – Vol. 1. – No. 1. – P. 38-42.

97. Александровский, Н. М., Егоров, С. В., Кузин, Р. Е. Адаптивные системы автоматического управления сложными технологическими процессами. – М.: Наука, 1973. – 272 с.

98. Binder, J. T. Improved predictions from measured disturbances in linear model predictive control / J. T. Binder, T. A. Johansen, L. Imsland // *Journal of process control*. – 2019. – Vol. 75. – P. 86-106.

99. Денисова, Л. А. Разработка и моделирование адаптивной системы управления с прогнозирующей моделью и перестраиваемой структурой / Л. А. Денисова // *Автоматизация в промышленности*. – 2014. – № 7. – С. 22-30.

100. Functional nonlinear model predictive control based on adaptive dynamic programming / L. Dong; J. Yan; X. Yuan [et al.] // *IEEE transactions on cybernetics*. – 2019. – Vol. 49. – No. 12. – P. 4206-4218.

101. Работников, М. А. Применение теории особенностей Уитни для оценки устойчивости функционирования технологических процессов при выборе частоты дискретизации управляющего сигнала / М. А. Работников, Б. Г. Стафейчук, А. Г. Шумихин // *Проблемы управления*. – 2022. – № 6. – С. 35-41.

102. Adaptive optimizing control of an ideal reactive distillation column / J. Valluru, J. L. Purohit, S. C. Patwardhan, S. M. Mahajani // *IFAC*. – 2015. – Vol. 48. – No. 8. – P. 489-494.

103. Adetola, V. Robust adaptive MPC for constrained uncertain nonlinear systems / V. Adetola, M. Guay // *International journal of adaptive control and signal processing*. – 2011. – Vol. 25. – No. 2. – P. 155-168.

104. Chen, Y. A composite adaptive robust control for nonlinear systems with model uncertainties / Y. Chen, G. Tao, Y. Yao // *International journal of robust and nonlinear control*. – 2022. – Vol. 33. – No. 10. – P. 5800-5818.

105. Работников, М. А. Разработка метода обновления многомерной динамической модели управляемого технологического объекта / М. А. Работников // *Проблемы управления*. – 2021. – № 3. – С. 58-64.

106. Работников, М. А. Идентификация объекта управления по экспериментальным частотным характеристикам исследуемых каналов / М. А. Работников, А. С. Александрова // *Автоматизированные системы управления и информационные технологии : материалы Всерос. науч.-практ. конф.* – Пермь:

Пермский национальный исследовательский политехнический университет, 2019. – Т. 1 – С. 230-233.

107. Tanaskovic, M. Adaptive model predictive control for linear time varying systems / M. Tanaskovic, L. Fagiano, V. Gligorovski // Automatica. – 2019. – Vol. 105. – P. 237-245.

108. Работников, М. А. Алгоритмы упреждающего управления с применением адаптивной динамической модели процесса / М. А. Работников, А. Г. Шумихин // Химия. Экология. Урбанистика : материалы Всерос. науч.-практ. конф. – Пермь: Пермский национальный исследовательский политехнический университет, 2023. – Т. 3 – С. 281-284.

109. Работников, М. А. Анализ применимости решений управления с адаптивной прогнозирующей моделью / М. А. Работников // Наука. Технологии. инновации - 2025: сборник статей междунар. науч.-практ. конф, Петрозаводск, 11 февраля 2025 года. – Петрозаводск: Международный центр научного партнерства «Новая Наука», 2025. – С. 27-31.

110. Лебедев, Ю. М. Теория автоматического управления: Учебное пособие / Ю. М. Лебедев, Б. И. Коновалов. – Томск: ТУСУР, 2010. – 162 с.

111. Перельман, И. И. Методология выбора структуры модели при идентификации объектов управления / И. И. Перельман // Автоматика и телемеханика. – 1983. – № 11. – С. 5-29.

112. Работников, М. А. Анализ целевой функции для задачи аппроксимации экспериментальной комплексной частотной характеристики динамического объекта передаточной функцией / М. А. Работников // Инновационные технологии: теория, инструменты, практика. – 2018. – Т. 1. – С. 193-198.

113. Кобзарь, А. И. Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников / А. И. Кобзарь. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2012. – 813 с.

114. Крутиков, В. Н. Задачи по оптимизации: теория, примеры и задачи / В. Н. Крутиков, Е. С. Чернова. – Кемерово : Кемеровский государственный университет, 2018. – 112 с.

115. Оптимизация параметров субградиентного метода на основе двухранговой коррекции матриц метрики / В. Н. Крутиков, П. Станимирович, О. Н. Инденко [и др.] // Дискретный анализ и исследование операций. – 2022. – Т. 29, № 3(153). – С. 24-44.

116. Перельман, И. И. К вопросу о практической реализуемости методов идентификации линейного динамического объекта по данным его функционирования в замкнутой системе регулирования / И. И. Перельман // Автоматика и телемеханика. – 1992. – № 1. – С. 72-86.

117. Работников, М. А. Адаптация динамической модели процесса оксосинтеза в контуре системы усовершенствованного управления / М. А. Работников // Автоматизированные системы управления и информационные технологии : материалы Всерос. науч.-практ. конф. – Пермь: Пермский национальный исследовательский политехнический университет, 2023. – Т. 1 – С. 452-456.

118. Работников, М. А. Применение адаптируемых моделей в системах упреждающего управления процессами органического синтеза / М. А. Работников, А. Г. Шумихин // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2023. – № 46. – С. 67-82.

119. Розно, М. И. Применение прикладных статистических методов при производстве продукции: Практическое руководство / М. И. Розно, Е. Г. Воинова, Н. А. Шешунова. – Нижний Новгород: Приоритет, 2006. – 54 с.

**Приложение А. Акты о внедрении результатов (кандидатской)
диссертационной работы Работникова Михаила Алексеевича**



ООО «ЗапСибНефтехим»

626150, Тюменская область, г. Тобольск,
территория «Восточный промышленный
район», квартал 9, дом 1/1.

E-mail: ZapSib@sibur.ru

УТВЕРЖДАЮ

ДИРЕКТОР,
НАПРАВЛЕНИЕ
ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ
ЭФФЕКТИВНОСТИ
ООО «ЗАПСИБНЕФТЕХИМ»



/ КУГАЕВСКИЙ А.П.

«21» сентября 2021

АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы
Работникова Михаила Алексеевича,
представленной на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Настоящим актом подтверждается, что представленные в диссертационной работе Работникова М.А., выполненной в Пермском Национальном Исследовательском Политехническом Университете, научно-технические результаты исследования проблемы снижения точности математических моделей непрерывных технологических процессов и ухудшения качества регулирования при их эксплуатации, разработки алгоритмов идентификации многомерных динамических систем средствами пассивного эксперимента, внедрены в ООО «ЗапСибНефтехим» в форме методики актуализации многоканальной динамической модели непрерывного технологического процесса и применяются в решении задач технической поддержки, модернизации и развития систем усовершенствованного управления технологическими процессами.

Применение методики для идентификации динамической модели депрапонизатора секции 2151 очистки пропановой фракции от более тяжелых компонентов установки компримирования и газоразделения производства «Пиролиз» позволило выполнить параметрическую актуализацию многопараметрического контроллера системы усовершенствованного управления технологическим процессом, что привело к сокращению среднеквадратического отклонения (СКО) прогнозируемых значений контролируемых параметров процесса от соответствующих реальных значений. Для

содержания пропана в кубовой фракции СКО сократилось в 2.07 раза, для содержания бутана в пропановой фракции – в 1.54 раза, для температуры на 29 тарелке – в 1.26 раза, для температуры на 10 тарелке – в 2.55 раза, для расхода пара в ребойлеры – в 1.81 раза. Обновление математической модели многопараметрического контроллера усовершенствованного управления позволило повысить качество автоматического регулирования количественного состава кубового продукта и дистиллята депропанизатора секции 2151: для содержания пропана в кубовой фракции индекс воспроизводимости, равный отношению диапазона поля допуска к шестикратному значению СКО, повысился в 1.29 раза, для содержания бутана в пропановой фракции – в 1.37 раза.

Применение разработанной методики идентификации технологического процесса, как объекта управления, с целью его настройки не требует вмешательства в работу действующего комплекса средств автоматического управления и производится на основе архивной (исторической) информации о функционировании объекта в режиме нормальной эксплуатации.

Согласовано:

Начальник отдела СУУТП

Главный эксперт СУУТП



Е.Д. Бурхан

А.С. Белан



ООО «ДАТАНА»
127018, г. Москва, ул. Полковая, д. 3
www.datana.ru, info@datana.ru
ОГРН 1197746204677 ИНН 9717079152 КПП 771501001

АКТ

О внедрении результатов диссертационной работы Работникова Михаила Алексеевича,
представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук

15.11.2024

Настоящим актом подтверждается, что теоретические положения и практические результаты диссертационного исследования Работникова Михаила Алексеевича, выполненного в Пермском Национальном Исследовательском Политехническом Университете, посвященного методам управления технологическими процессами непрерывного типа на основе адаптируемой модели прогнозируемого состояния управляемого объекта, внедрены при разработке программного обеспечения класса СУУТП (Система Усовершенствованного Управления Технологическим Процессом) «Datana APC» (свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024668822).

Разработанные в диссертационной работе метод вычисления управляющего сигнала и алгоритмическая последовательность решения задачи управления с прогнозирующей моделью с непостоянной параметрической конфигурацией послужили основой математического аппарата многопараметрического контроллера усовершенствованного управления (свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024668822).

Эффект от внедрения результатов диссертационной работы заключается в сокращении сроков этапа проектирования программного обеспечения на 10-20% от общего времени разработки.

Заместитель Генерального
директора
ООО «ДАТАНА»



Амосова К.Б.



Приложение Б. Построение бифуркационных особенностей систем управления с прогнозирующей моделью

Обобщенный подход оценки области устойчивого состояния системы управления с прогнозирующей моделью с использованием бифуркационных особенностей предполагает построение одной из типовых сборок, точка бифуркации которой соответствует равномерному состоянию. Аргументами сборки является конфигурируемая характеристика управляющего устройства и результирующий набор всех возмущающих воздействий, приведенный к нормализованной форме. В качестве примера рассматривается зависимость устойчивого состояния системы от частоты дискретизации управляющего сигнала.

Согласно заданной коразмерности и требованию к непрерывному, ввиду природного происхождения исследуемых процессов, дифференцированию задаваемой функции на всем множестве определения исследуемую бифуркацию удобно представить в виде особенности Уитни типа «сборка». Функциональное отображение данной особенности определяется следующим образом:

$$f(x, g(\omega)) = x^3 + g(\omega)x,$$

где $f(\omega)$ – распределение управляемого параметра, приведенное к нормализованной форме; $x \in [-1; 1]$ – нормализованный спектр эквивалентного возмущения, характеризующий результирующее действие всех внешних факторов системы на управляемую величину; $g(\omega)$ – функция частотного множителя; ω – частота дискретизации, характеризующая временную периодичность управляющего сигнала.

Функцию частотного множителя удобно рассмотреть в линейной форме: $g(\omega) = -\omega + \omega_s$, где ω_s – частота, соответствующая точке бифуркации s . При $g(\omega) < 0$ – управляющая система находится устойчивом состоянии согласно определению сборки. В этом случае особенность преобразуется к виду $f(x, \omega) = x^3 + (\omega_s - \omega)x$.

Конечная форма особенности после приведения от нормализованных величин к данным реального вида:

$$y(x, \omega) = \alpha(x^3 + (\omega_s - \omega)x) + M_y,$$

где α – коэффициент нормализации, M_y – математическое ожидание $y(x, \omega)$.

Согласно определению, кривая равновесного состояния, образующая множество критических точек y_s , определяется следующим образом:

$$y_s(\omega) = M_y \pm 2\alpha \left(\frac{\omega - \omega_s}{3} \right)^{3/2}, \omega \geq \omega_s.$$

Значение параметров α и ω_s определяется по данным поведения системы при различных настройках управляющего устройства $(x_1; \omega_1; y_1)$ и $(x_2; \omega_2; y_2)$:

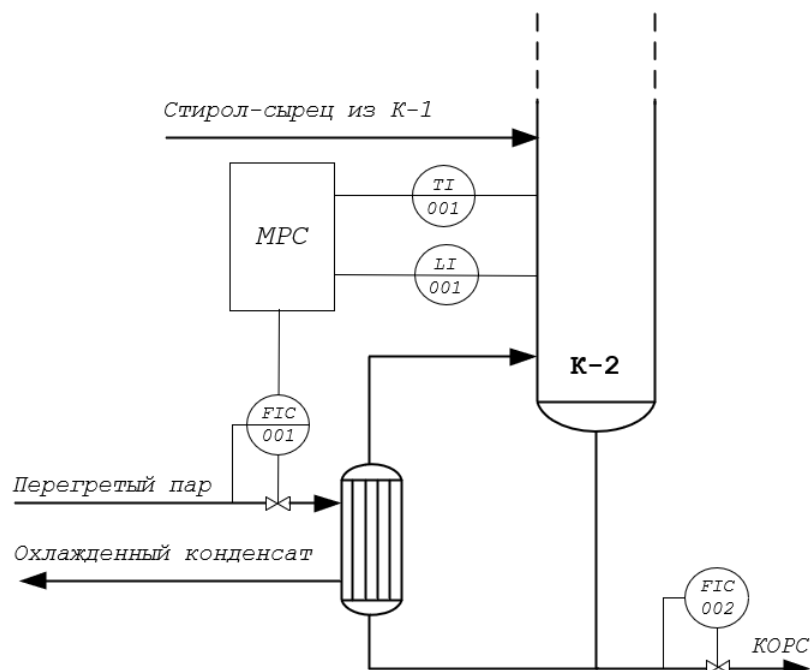
$$\begin{cases} y_1 = \alpha(x_1^3 + (\omega_s - \omega_1)x_1) + M_y, \\ y_2 = \alpha(x_2^3 + (\omega_s - \omega_2)x_2) + M_y. \end{cases}$$

После ряда преобразований системы уравнений выражения для определения α и ω_s имеет следующий вид соответственно:

$$\alpha = \frac{(y_1 - M_y)x_2 - (y_2 - M_y)x_1}{x_1x_2(x_1^2 - x_2^2 - \omega_1 + \omega_2)};$$

$$\omega_s = \frac{(y_1 - M_y)(x_2\omega_2 - x_2^3) - (y_2 - M_y)(x_1\omega_1 - x_1^3)}{(y_1 - M_y)x_2 - (y_2 - M_y)x_1}.$$

В качестве примера построения бифуркационной особенности системы управления с прогнозирующей моделью рассмотрен МРС-контроллер технологического процесса исчерпывающей части ректификационной колонны К-2 узла разделения производства этилбензола, стирола и полистирола. Задача стабилизации уровня жидкой фазы в кубе (LI001) с ограничением по предельно допустимому значению температурного профиля колонны (TI001), обусловленным началом реакции полимеризации стирола, решается посредством управления подачей перегретого пара (FIC001) в теплообменный аппарат Т-2 (Приложение Б. Рисунок 1).

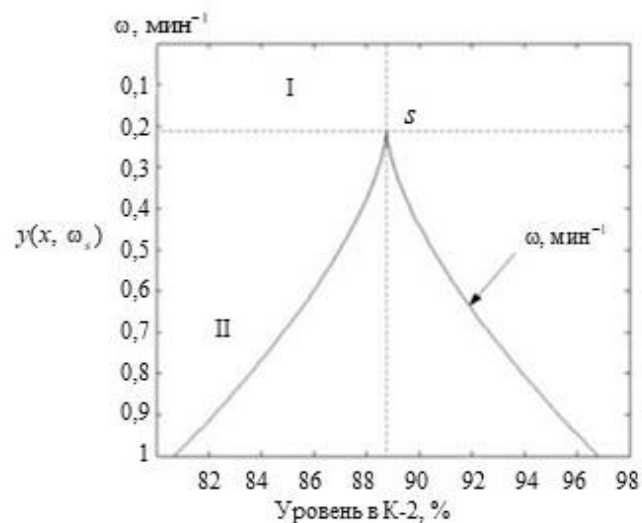
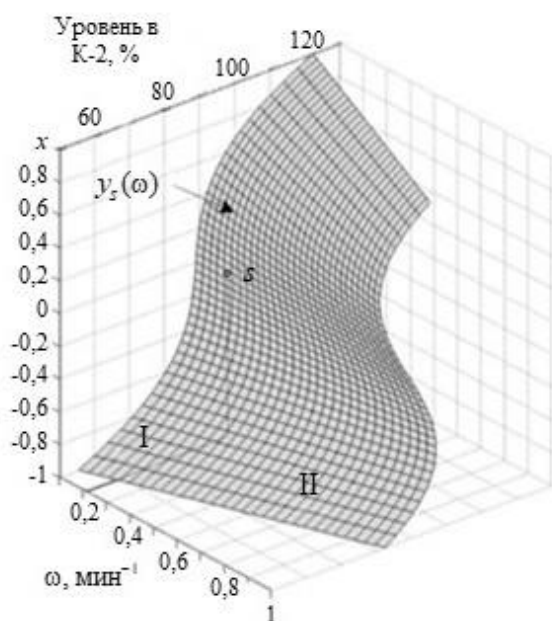


Приложение Б. Рисунок 1 – Схема управления колонной К-2

Для построения сборки рассмотрено поведение системы при различных частотах дискретизации управляющего сигнала: $\omega_1 = 0,1/\text{мин}$, $\omega_2 = 1/\text{мин}$. С этой целью рассмотрены максимальные отклонения уровня жидкой фазы в колонне К-2 относительно значения математического ожидания $M_y = 88.75\%$: $y(x_1, \omega_1) = 55.29\%$, $y(x_2, \omega_2) = 82.32\%$ – соответствующие нижнему граничному значению нерегистрируемого спектра результирующего возмущающего воздействия системы в нормализованном виде ($x_{1,2} = -1$). Подставив полученные значения в выражения для определения коэффициента нормализации и частоты в точке бифуркации, получено: $\omega_s = 0.22$, $\alpha = 30.03$. Отсюда сборка примет следующий вид (Приложение Б. Рисунок 2):

$$y(x, \omega) = 30.03(x^3 + (0.22 - \omega)x) + 88.75,$$

$$y_s(\omega) = 88.75 \pm 60.06 \left(\frac{\omega - 0.22}{3} \right)^{3/2}, \omega \geq 0.22.$$



Приложение Б. Рисунок 2 – Бифуркационная особенность исчерпывающей части ректификационной колонны К-2

Согласно полученному методом бифуркационных диаграмм решению, достаточная частота дискретизации управляющего сигнала для системы управления с прогнозирующей моделью исчерпывающей части ректификационной колонны К-2, соответствующая точке равновесного состояния, равна 0.22 мин^{-1} .

**Приложение В. Набор локальных минимумов целевой функции
задачи текущей идентификации случайной имитационной модели**

№	$F(z)$	k_1	a_{11}	b_{11}	b_{21}	τ_1	k_2	a_{12}	b_{12}	b_{22}	τ_2
1	2120,941	2,572	2.127	45,072	0,660	6,964	2,829	-5.408	26,386	6,425	2,757
2	1170,241	6,827	-3.840	35,117	25,754	3,773	3,097	-5.998	18,958	9,636	1,981
3	1219,681	3,163	1.550	34,797	2,787	4,992	3,286	-6.674	8,705	9,454	4,866
4	1332,304	3,161	-5.219	74,064	4,734	5,963	3,310	-1.918	6,264	14,271	6,641
5	2582,228	4,263	-2.724	40,662	3,150	3,166	4,491	-4.982	14,619	11,671	4,305
6	118,049	3,822	-6.900	72,841	28,826	0,324	2,119	1.434	25,992	3,273	7,884
7	670,161	2,941	-3.597	78,049	5,501	1,361	2,576	1.365	6,761	10,138	6,935
8	407,631	2,787	-0.323	17,806	5,819	2,176	3,164	-4.295	9,637	13,484	6,281
9	37,384	2,339	-0.236	31,793	21,477	0,010	2,457	1.094	7,586	3,872	5,499
10	459,250	0,288	-6.320	12,235	26,219	3,285	1,417	1.011	23,642	6,786	2,492
11	251,027	0,805	1.336	18,707	3,332	2,341	1,849	-3.605	28,476	18,015	6,879
12	420,165	3,171	-6.580	7,492	7,434	2,479	2,535	-0.022	33,485	15,171	5,971
13	275,276	4,445	-1.795	29,687	22,181	0,897	2,198	-4.928	34,459	18,755	6,857
14	456,108	4,476	2.127	66,522	24,117	6,984	2,003	-5.255	15,859	2,932	5,749
15	181,068	1,096	-1.461	18,727	13,281	7,329	1,943	1.863	18,161	2,736	6,211
16	121,533	3,239	-6.204	24,875	39,049	5,232	1,978	-2.400	18,920	10,516	6,489
17	389,640	0,980	-2.235	19,931	0,934	5,093	2,236	-2.674	21,958	6,715	6,227
18	128,885	3,797	-6.172	44,613	29,007	0,125	2,179	-0.149	19,425	14,317	0,000
19	333,822	3,899	-3.714	64,231	43,679	7,138	1,585	-1.915	21,629	19,037	3,080
20	33,711	2,185	4.173	5,413	5,976	6,691	1,708	-7.088	40,714	17,556	5,402
21	172,914	2,525	-6.654	59,155	6,340	2,160	1,783	-5.370	41,883	21,176	5,518
22	220,989	2,935	1.087	58,520	27,437	8,882	1,380	-2.449	37,040	13,043	5,527
23	31,725	3,192	3.484	5,006	31,062	0,000	2,186	-4.616	19,543	13,327	6,045
24	601,511	2,366	-1.906	29,782	1,747	5,259	2,732	-4.499	29,865	15,913	3,825
25	77,861	3,656	4.293	5,756	22,849	2,727	2,312	-4.905	19,876	20,012	5,754
26	79,772	3,140	4.645	46,074	20,396	1,176	1,640	5.047	36,811	6,145	5,545
27	632,283	5,625	-2.338	83,679	38,340	0,000	1,706	0.629	35,414	16,552	5,366
28	188,711	2,912	-0.880	47,348	7,925	3,540	2,029	-5.897	36,050	6,297	5,440
29	109,475	3,492	1.802	35,265	22,183	3,687	2,035	2.172	17,482	6,516	4,843
30	134,121	4,115	-4.327	8,391	31,500	0,000	2,133	-0.223	18,487	17,996	4,867
31	213,679	3,976	-6.847	51,443	26,051	1,672	2,010	2.863	18,223	13,151	4,740
32	870,053	4,223	-1.584	46,904	9,935	4,757	1,810	-1.276	11,817	2,595	4,674
33	1285,757	1,857	-5.539	20,089	0,354	3,506	2,164	0.224	35,584	21,703	4,303
34	33,591	1,878	1.255	74,041	9,725	3,025	1,676	-1.284	31,421	20,133	5,445

№	$F(z)$	k_1	a_{11}	b_{11}	b_{21}	τ_1	k_2	a_{12}	b_{12}	b_{22}	τ_2
35	108,979	3,183	4.356	19,018	12,524	1,806	2,118	-0.174	30,797	20,033	4,925
36	163,206	2,292	-1.588	20,308	4,449	4,399	2,159	0.854	27,244	12,430	2,759
37	124,468	1,965	1.455	48,943	20,057	5,664	1,595	-2.708	26,387	13,175	4,971
38	141,510	3,444	-0.904	9,577	13,165	2,365	1,938	4.152	26,151	3,148	5,164
39	416,996	1,229	-2.517	53,068	38,978	9,353	1,544	3.064	22,839	17,578	4,955
40	148,579	1,808	0.956	45,724	29,795	1,148	1,693	-2.109	17,832	17,743	3,801
41	43,376	2,595	-7.649	12,058	26,264	3,306	1,810	4.106	22,160	14,230	2,494
42	163,481	4,237	1.123	50,466	36,884	3,324	1,970	-4.264	22,339	9,939	3,820
43	38,536	3,169	1.042	52,259	23,958	2,987	1,895	1.493	25,796	12,389	4,814
44	107,654	1,876	0.505	32,384	11,769	0,000	2,081	-6.690	22,522	13,096	3,872
45	151,995	1,402	-0.200	21,169	3,773	9,389	1,652	8.111	17,286	11,519	3,931
46	239,530	0,784	1.007	13,167	3,050	6,954	1,746	-6.986	19,128	5,362	3,954
47	107,539	2,483	-1.296	76,390	38,780	0,016	1,781	4.142	21,831	15,620	4,886
48	133,576	1,853	-4.757	50,905	5,357	9,416	1,759	5.609	18,024	16,061	4,065
49	128,642	1,417	-7.225	21,229	3,468	8,632	1,753	-3.371	18,109	17,570	3,894
50	2435,547	8,199	-6.794	50,568	34,806	7,380	1,756	-5.937	17,802	8,649	3,911
51	214,349	4,380	1.584	0,841	41,661	4,508	1,913	6.270	20,116	18,667	3,955
52	87,054	2,661	-1.799	53,316	12,080	7,977	1,840	2.752	17,972	8,529	4,375
53	95,515	3,644	1.684	4,315	31,082	0,000	1,957	6.083	20,097	8,009	4,008
54	9,002	2,237	-1.984	18,884	13,294	5,981	1,949	-3.928	19,402	7,937	3,896
55	293,854	4,761	2.823	84,401	42,750	4,455	1,912	3.779	20,000	17,846	3,339
56	194,162	4,114	-5.413	3,239	30,859	4,829	1,932	-5.796	19,538	8,903	4,035
57	72,027	3,536	0.488	4,505	31,270	0,000	1,968	-5.937	20,309	9,676	3,843
58	149,022	3,967	-4.297	8,613	31,528	1,138	1,949	-3.909	19,359	16,077	3,880
59	134,486	3,754	0.537	35,294	25,612	3,258	1,956	-0.443	19,461	3,174	3,867
60	222,538	4,480	3.385	6,462	38,251	3,291	1,947	-0.034	20,001	5,515	3,908
61	113,398	3,917	0.574	74,634	36,672	2,273	1,984	-4.492	19,880	10,973	3,930

Приложение Г. Мнемосхема секции разделения пропановой фракции производства олефинов

