

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
«Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр
Российской академии наук»

На правах рукописи



Мусаев Андрей Александрович

**ГИБРИДНЫЕ АЛГОРИТМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
МНОГОМЕРНЫХ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПРОЦЕССОВ В
ЗАДАЧАХ ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ
ТЕХНИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ**

Специальность: 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка
информации (технические системы)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:

Заслуженный деятель науки РФ,
Лауреат премии правительства РФ
в области науки и техники,
доктор технических наук, профессор
Соколов Борис Владимирович

Санкт-Петербург

2021

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	5
1. АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ИССЛЕДОВАНИЙ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПРОЦЕССОВ ДЛЯ ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ ТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ.....	19
1.1. Современное состояние исследований задачи прогнозирования и проактивного управления нестационарными сложными техническими системами.....	19
1.2. Анализ динамических характеристик рядов наблюдений, формируемых системой мониторинга СТО.....	22
1.3. Особенности моделирования стохастических вариаций параметров СТО в окрестности рабочей точки: проблема нестационарности.....	26
1.4. Корреляционный анализ динамических связей параметров СТО.....	36
1.5. Математические модели и формализованная постановка задачи прогнозирования нестационарных процессов и проактивного управления СТО.....	39
1.6. Уточненная постановка задачи прогнозирования и проактивного управления на примере задачи стабилизационного корректирующего управления технологическим процессом.....	45
1.7. Выводы к главе 1.....	49
2. ГИБРИДНЫЕ АЛГОРИТМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ НЕСТАЦИОНАРНЫХ СЛОЖНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ.....	52
2.1. Адаптивный алгоритм мультирегрессионного прогнозирования состояния нестационарного объекта управления.....	52
2.2. Унифицированная схема прогнозирования и идентификации на основе метода канонических корреляций.....	56
2.3. Гибридный алгоритм прогнозирования многомерных нестационарных процессов с использованием метода эволюционного моделирования.....	60
2.4. Пример реализации прогнозирования нестационарных процессов на основе искусственной нейронной сети с обратным распространением ошибки.....	63
2.5. Выводы к главе 2.....	66
3. ОЦЕНИВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПРОЦЕССОВ КАК ЭЛЕМЕНТА ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ ТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ.....	69

3.1. Методика оценки эффективности алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов на основе терминальных показателей качества проактивного управления СТО.....	69
3.2. Гибридное прогнозирование состояния нестационарных СТО в задаче проактивного управления на основе метода полного перебора вариантов.....	72
3.3. Гибридное прогнозирование состояния нестационарных СТО в задаче проактивного управления на основе алгоритма случайного поиска.....	74
3.4. Интеграция гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов в систему проактивного управления СТО на основе метода обратного оценивания...	77
3.5. Выводы к главе 3.....	79
4. ПРОГРАММНО-АЛГОРИТМИЧЕСКИЙ КОМПЛЕКС АНАЛИЗА ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАК ЭЛЕМЕНТ ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМ ТЕХНИЧЕСКИМ ОБЪЕКТОМ.....	81
4.1. Особенности разработки программно-алгоритмического комплекса анализа эффективности алгоритмов прогнозирования многомерных нестационарных процессов.....	81
4.2. Разработка вариантов программного модуля моделирования и прогнозирования.....	83
4.3. Особенности реализации версий программно-алгоритмического модуля управления.....	88
4.4. Реализация модуля предварительной обработки результатов мониторинга...	91
4.5. Реализация модуля анализа многомерных данных.....	94
4.6. Выводы к главе 4.....	96
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	98
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ.....	100
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	101
Приложение А. Список публикаций соискателя по теме диссертации.....	111
Приложение Б. Копии актов о внедрении.....	113
Приложение В. Особенности реализации модуля прогнозирования нестационарных процессов на основе гибридных алгоритмов.....	119
Приложение Г. Интеграция гибридных алгоритмов прогнозирования в систему проактивного управления СТО.....	123
Приложение Д. Краткое описание технологического процесса первичной переработки нефти на установке ЭЛОУ-АТ6.....	126

Приложение Е. Вариант построения информационной платформы для решения задач проактивного управления с гибридными алгоритмами прогнозирования.....	130
--	------------

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы диссертации

Задача прогнозирования состояния *сложных технических объектов* (СТО), функционирующих в нестабильных средах, непосредственно вытекает из общей проблемы повышения эффективности *систем управления* (СУ) нестационарными объектами. Попытка решения этой крайне важной прикладной задачи для повышения эффективности управления промышленными объектами в середине 90-х годов привела к возникновению двух достаточно близких направлений, получивших название *APC*- и *MPC*-технологий [165]. Термин *Advanced Process Control (APC)* означает улучшенное управление, причем оценка его эффективности, в конечном счете, осуществлялась на основе экономических показателей. Основной целевой функцией *APC* и *MPC* обычно является повышение качества и/или количества желаемой выходной продукции за счет совершенствования системы оперативного управления СТО, применения ресурсосберегающих режимов эксплуатации, снижения запаса по качеству и т. п. Частным случаем *APC*-технологий является *Model Predictive Control (MPC)* – управление на основе прогностических моделей для *систем поддержки принятия решений* или *СППР*. Применение прогностических технологий позволило перейти от ситуационного (или реактивного) управления, формируемого на основе текущего состояния объекта управления (ОУ), к *проактивному управлению*, базирующемуся на прогностических сценариях развития производственной ситуации. *APC* решения были реализованы рядом крупнейших корпораций, ориентированных на создание промышленных систем автоматизации производства (Toshiba, Honeywell, Bailey, Siemens, Yamasaki и др.). В то же время реализация *MPC* технологий для некоторых типов производств, связанных с нестабильными средами, например, в химической, нефтеперерабатывающей, металлургической и других отраслях, оказалась достаточно проблематичной в связи со сложностью решения задач прогнозирования нестационарных процессов.

Дальнейшее развитие СУ производством привело к возникновению целого ряда близких по характеру концепций: «Industry 4.0» в Германии, американская концепция промышленного Интернета, нидерландская «Smart Factory», британская «High Value Manufacturing Catapult», французская «Usine du Futur» и др., ориентированных на комплексную автоматизацию производства на основе широкого внедрения сетевых технологий и комплексов математических моделей. Для реализации этих проектов отдельными государствами (например, в Германии) или объединениями крупнейших частных компаний (например, Консорциум промышленного интернета в США) выделены миллиардные инвестиции. Предполагается, что успешное завершение этих проектов приведёт к глобальной реконструкции

всего промышленного производства с неизбежной рефлексией на развитие социума и цивилизации в целом. Достаточно очевидно, что реализация данного проекта, ориентированного на тотальную автоматизацию производства, потребует существенно развития математического, информационного и технического обеспечения процессов управления СТО. Для многих, прежде всего механических производств, проблемы алгоритмизации функционирования автоматических СУ были успешно решены (сборка автомобилей, производство электронных плат и микрочипов и т. д.). Однако для построения полностью автоматизированного управления *технологическими процессами* (ТП), протекающими в нестабильных средах (газодинамических, гидродинамических, термодинамических и т. п.), получить в полной мере эффективные алгоритмы управления пока не удалось. Как и в предыдущем случае для ее решения требуется формирование системы проактивного управления, базирующегося на алгоритмах прогнозирования нестационарных процессов, протекающих в нестабильных средах.

В настоящее время для описания процессов в СТО используется хорошо разработанный математический аппарат, основанный на применении систем дифференциальных уравнений и общей концепции пространства состояний [1, 25, 50]. Существующие модели и унифицированные предметно-ориентированные системы автоматизированного проектирования позволяют описать усредненную динамику процессов, характерных для химических, нефтехимических, нефтеперерабатывающих, биотехнологических и других производств, связанных с нестабильными средами погружения. Однако данный математический инструментарий оказался плохо приспособленным для решения задач оперативного управления в таких средах. Управление конкретной реализацией нестационарного процесса существенно отличается от привычных схем управления, основанных на модели усредненной динамики со стационарными случайными шумами состояния и наблюдения.

В результате указанного несоответствия оперативное управление СТО на практике до сих пор осуществляется операторами дежурных смен. Следует заметить, что сочетание накопленного производственного опыта с неформализованной технической интуицией позволяют операторам достаточно успешно решать задачи оперативного управления *нестационарными СТО* (НСТО), несмотря на ограниченные возможности мозга человека по обработке многомерных коррелированных рядов наблюдений, формируемых системой мониторинга. Решения по оперативному управлению НСТО чаще всего носят ситуационный, реактивный характер и направлены на компенсацию уже случившегося сбоя в установленном регламентом режиме. Такой подход неизбежно снижает эффективность управления и требует перехода к проактивному автоматическому управлению, обеспечивающему

упреждающую реакцию на потенциальное возможное множество нестационарных флуктуаций, возникающих в нестабильных средах.

Как уже отмечалось, формирование проактивного управления НСТО, основанного на многовариантном упреждающем прогнозировании развития ситуации, затруднено крайне сложной нестационарной динамикой процессов, протекающих в нестабильных средах. Качественный рост производительности средств вычислительной техники в сочетании с интенсивным развитием новейших технологий компьютерной математики позволил вновь обратиться к задаче создания алгоритмов прогнозирования состояния НСТО для общей проблемы формирования систем проактивного управления таких объектов.

В диссертации сделан акцент на задаче прогнозирования нестационарных процессов для корректирующего и стабилизационного проактивного управления. Данное ограничение связано с решением конкретных практических задач по оперативному управлению НСТО типа ТП с нестабильными средами погружения. В этом случае основной режим работы уже задан обязательным техническим регламентом, и задача управления состоит в его стабилизации и коррекции, обеспечивающей наилучшее решение на каждом шаге последовательного управления. Для переходных режимов, связанных с изменением режима *технологической установки* (ТУ), соответствующая переходная кривая в пространстве параметров формируется исходя из физико-химических моделей ТП. В этом случае оперативное управление вновь сводится к последовательной динамической коррекции состояния НСТО относительно априори заданной переходной траектории в условиях нестабильных флуктуаций газодинамической среды внутри ТУ.

Следует заметить, что для каждого конкретного НСТО выбор математических моделей, методов и алгоритмов прогнозирования, используемых в системе проактивного управления, определяется внешними критериями эффективности, соответствующими поставленной прикладной задаче, а также набором имеющихся технологических и иных ограничений.

Как показывают современные исследования [8, 51, 57, 168], а также результаты анализа, проведенные в первой главе диссертационной работы, традиционные модели, описывающие динамику процессов нестабильных сред в форме детерминированных дифференциальных уравнений, не соответствуют требованиям оперативного проактивного управления. Реальные процессы содержат в себе сложные колебательные неперiodические процессы, характерные для динамического хаоса [57, 99, 100, 133, 168], и нестационарные шумы. Вследствие этого традиционные методы обработки случайных данных не позволяли формировать эффективных прогностических решений. Переход к более адекватным моделям, отвечающим требованиям проактивного управления НСТО, потребовал разработки и применения качественно новых методов прогнозирования, базирующихся на современных

математических и информационных технологиях. В настоящей работе осуществлено решение задачи прогнозирования состояния НСТО для проактивного управления на основе разработанных в диссертации гибридных алгоритмов, сочетающих методы статистического анализа [3, 4] с математическими технологиями искусственного интеллекта или *интеллектуального анализа данных* (ИАД) [37, 147, 165].

Таким образом, в результате проведенного анализа современного состояния и основных тенденций развития в области прогнозирования и управления нестационарными системами, можно сделать вывод, что *решаемая в диссертации научная задача*, состоящая в разработке гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов для проактивного управления НСТО, является *новой* и *актуальной*.

Степень разработанности темы

Общая проблема прогнозирования состояния и управления динамическими объектами в условиях стохастической, интервальной, комбинированной и прочих видах неопределенности широко освещена в известных монографиях зарубежных и отечественных авторов (Н. Винер, В. А. Бесекерский и Е. П. Попов, А. Брайсон и Хо Ю-Ши, Р. Калман [39], Э. П. Сейдж и Ч. С. Уайт [84], Р. Ли [52], Я. З. Цыпкина, Месарович и Я. Такахара [56], К. Боулдинг [11], Химельблау [97], и многих других), а также в современных монографиях [143, 144, 147, 151, 152, 155, 162, 168].

Задачи современного системного анализа и построения систем управления СТО в условиях неопределенности с использованием стохастических моделей и мультимодельных комплексов нашли отражения в работах Н. Н. Моисеева [58], Р. М. Юсупова [57, 75, 87, 89, 101, 102], В. Н. Калинина [37, 38], Б. В. Соколова [57, 75, 87, 167], Охтилева [75], Agachi [108], Belur [120], Borrelli [123], Chang [128] и др.

Специальные вопросы прогнозирования и управления СТО в нестационарных и хаотических средах представлены в работах Aeyels [107], Boubaker [125], Dey [120], Ding [131] и др.

В то же время в настоящее время в задачах прогнозирования и управления СТО возник новый тренд, основанный на современной теории анализа данных и применении технологий искусственного интеллекта, а также когнитивного компьютеринга. В частности, возникли такие направления, как генетические алгоритмы (genetic algorithm), искусственные нейронные сети (artificial neural network), эволюционное моделирование (evolutionary computation) и др. Применение этих методов к задачам прогнозирования и управления НСТО выявило много проблем, связанных с нестационарным характером реальной среды погружения. Отсюда следует вывод, что задача прогнозирования динамики процессов для проактивного управления НСТО в условиях нестабильных сред до сих пор не решена в полном

объеме. При этом весьма перспективным представляется комбинированный или гибридный подход, основанный на сочетании традиционных методов статистического анализа данным с современными технологиями ИАД и компьютерной математики.

В связи с изложенным, **целью диссертационной работы** является повышение эффективности системы проактивного управления НСТО на основе разработки, внедрения и использования гибридных алгоритмов оценивания и прогнозирования параметров технического процесса, базирующихся на комбинированном использовании технологий многомерного статистического анализа и интеллектуального анализа данных.

Соответственно, **научной задачей**, решение которой обеспечивает достижение поставленной цели, является разработка гибридных алгоритмов оценивания и прогнозирования нестационарных процессов и их интеграция в системы проактивного управления НСТО с целью повышения их эффективности.

В частности, рассмотрены варианты интеграции разработанных в диссертации алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов в систему проактивного управления НСТО путем модификации вычислительных схем полного перебора, случайного поиска и обратного оценивания.

Для решения поставленной научной задачи в диссертации исследована совокупность взаимосвязанных вопросов, ориентированных на последовательную обработку данных, получаемых от системы мониторинга параметров НСТО:

- анализ и предварительная обработка потока данных, непрерывно поступающих от системы мониторинга;
- оценивание и прогнозирование параметров входа, состояния и выхода НСТО на основе гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов;
- интеграция алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов в систему проактивного корректирующего управления НСТО;
- разработка модульного комплекса, интегрирующего вышеуказанные функциональности в единую систему предобработки и анализа данных, прогнозирования и оценки эффективности алгоритмов проактивного управления НСТО.

Объектом исследований являются модели проактивного управления НСТО, функционирующих в нестабильных средах погружения. **Предметом исследования** являются гибридные алгоритмы оценивания и прогнозирования, ориентированные на повышение эффективности проактивного управления НСТО.

Методология и методы исследования. Для выполнения диссертационных исследований и решения перечисленных в работе задач использовались методы системного анализа, элементы теории динамических систем, концепция пространства состояний, методы

анализа данных, теории эффективности и системной квалиметрии, а также математические технологии, относящиеся к классу задач ИАД (искусственные нейронные сети, эволюционное моделирование, базы знаний и др.).

Научная новизна полученных в диссертационной работе результатов заключается в создании:

- модели рядов наблюдений за состоянием НСТО, отличающейся наличием хаотической системной компоненты, характерной для эволюции состояния объектов управления с нестабильными средами погружения, и нестационарной шумовой компоненты;

- гибридных алгоритмов оценивания и прогнозирования, сочетающих возможности многомерного статистического анализа и современных технологий компьютерной математики, и позволяющей повысить точность прогноза нестационарных процессов;

- методика оценки эффективности гибридных алгоритмов прогнозирования многомерных нестационарных процессов, позволяющая сравнивать и оценивать показатели их результативности через терминальные показатели эффективности моделей проактивного управления.

Практическая значимость работы подтверждена четырьмя актами о реализации, полученными на предприятиях АО НПФ «УРАН-СПб», ООО «КИНЕФ», АО «СПИК СЗМА», а также в учебном процессе Санкт-Петербургского государственного технологического института.

Материалы диссертационных исследований реализованы в задачах:

- разработки системы статистического анализа результатов мониторинга параметров процесса первичной переработки нефти;

- разработки системы проактивного управления процессом первичной переработки нефти с динамической оптимизацией, основанной на гибридном алгоритме прогнозирования;

- разработки системы предварительной обработки данных мониторинга состояния оборудования котельных установок;

- разработки плана перспективного развития по созданию системы автоматизированного управления теплоэнергетическими установками с использованием технологий ИАД;

- разработки планов перспективного развития АСУ технологических процессов первичной переработки нефти;

- учебного процесса при изучении дисциплины «Интеллектуальный анализ данных».

Положения, выносимые на защиту:

1. Математические модели НСТО, учитывающие хаотическую динамику и нестационарный характер исследуемых процессов, протекающих в нестабильных (газо-, гидро- и термодинамических) средах;

2. Гибридные алгоритмы прогнозирования параметров НСТО, основанные на сочетании технологий многомерного статистического и интеллектуального анализа данных;

3. Методика оценивания эффективности алгоритмов прогнозирования через терминальные показатели качества проактивного управления;

4. Модульный программно-алгоритмический комплекс анализа эффективности алгоритмов прогнозирования как элемента проактивного управления СТО.

Обоснованность и достоверность диссертационных исследований, выводов и результатов подтверждается многосторонним анализом выбранной предметной области, согласованностью данных, полученных в результате моделирования с реальными данными, полученными от системы мониторинга за состоянием промышленных СТО, а также апробацией полученных в результате выводов в печатных трудах и выступлениях на российских и международных НТК и семинарах.

Апробация результатов диссертационной работы была проведена на межрегиональных, всероссийских, международных научных конференциях: IEEE Northwest Russia Conf. on Math. Methods in Engineering and Technology (Санкт-Петербург, 2018), 13th International Symposium on Intelligent Distributed Computing (Санкт-Петербург, 2019), X International scientific and practical conference «Modern European science - 2014» (Sheffield, 2014), конгресса молодых ученых (Санкт-Петербург, 2018), а также на научно-технических семинарах лаборатории информационных технологий в системном анализе и моделировании СПИИРАН.

Разработанные программно-алгоритмические средства были использованы при проведении исследовательских работ на предприятиях АО НПФ «УРАН-СПб», ООО «КИНЕФ», АО «СПИК СЗМА», а также в учебном процессе Санкт-Петербургского государственного технологического института, получены соответствующие акты внедрения.

Публикации. По теме диссертации было опубликовано 12 печатных трудов, включая 6 статей в изданиях, входящих в перечень ВАК по специальности 05.13.11, 2 статьи в издании, индексируемом в Scopus.

Личный вклад автора. Основные научные положения сформулированы и изложены автором самостоятельно. В том числе математические модели и алгоритмы гибридного прогнозирования многомерных нестационарных процессов, методика оценки их эффективности через терминальные показатели качества проактивного управления, модульный программно-алгоритмический комплекс анализа эффективности алгоритмов прогнозирования как элемент проактивного управления СТО, практические реализации, результаты тестирования.

Структура и объем работы. Объем диссертации - 132 машинописная страница. Работа содержит введение, четыре главы, заключение и список литературы (168 наименований), 9 таблиц, 58 рисунков.

Краткое содержание работы

В первой главе диссертационной работы приведен краткий обзор и критический анализ современного состояния исследования задачи управления СТО. На основе проведенного анализа выявлено несоответствие между современным состоянием систем управления СТО и потенциальными возможностями современных информационных и математических технологий, в частности методов и алгоритмов прогнозирования, основанных на концепции ИАД. Осуществлена вербальная постановка задачи исследований, направленная на устранение выявленного противоречия путем разработки гибридных алгоритмов прогнозирования, сочетающих возможности статистического анализа данных и новых технологий компьютерной математики.

В качестве теоретической платформы исследований предложено использовать методологию теории динамических систем, и, в частности, калмановскую концепцию пространства состояний, а также методы статистического анализа данных и алгоритмы Data Mining или раскопок знаний в базах данных. На основе выбранной платформы осуществлена формализованная постановка задач прогнозирования многомерных нестационарных процессов и использования полученных прогнозов в задаче проактивного управления состоянием СТО. В качестве примера осуществлено математическое моделирование конкретной проактивной системы управления НСТО на примере задачи оперативного стабилизирующего управления процессом переработки нефти в ректификационных колоннах установки АТ-6. Особое внимание уделено задаче оценивания эффективности разработанных гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов через терминальные показатели качества функционирования проактивной системы управления НСТО.

Во второй главе диссертации осуществлена разработка гибридных алгоритмов прогнозирования состояния нестационарных сложных технических объектов. Анализ эффективности применения традиционных методов статистического прогнозирования в условиях нестационарной динамики, не согласованными с ограничениями, определяющими условия их оптимальности, показал, что даже в этих ситуациях указанные алгоритмы позволяют получить устойчивые прогностические оценки. Однако эффективность этих оценок существенно снижается, что неизбежно влечет снижение качества проактивного управления. При этом эффективность прогнозирования будет существенно варьироваться, в зависимости от динамических и статистических свойств отрезков наблюдений, на основе которых формируется структура прогностической модели. Естественное развитие статистического

подхода состоит в переходе к адаптивным вычислительным схемам, учитывающим динамическую корреляционную структуру многомерного нестационарного процесса. С этой целью в диссертации разработаны

- адаптивный алгоритм мультирегрессионного прогнозирования многомерных нестационарных процессов с последовательной коррекцией структуры, учитывающей степень коррелированности выходных параметров СТО и параметров управления;

- симметричный алгоритм обобщенного мультирегрессионного прогнозирования многомерных нестационарных процессов, позволяющий учитывать все корреляционные связи между параметрами вектора состояния СТО и, за счет блочной структуры алгоритма, одновременно решать совместные задачи прогнозирования, управления и оценки ненаблюдаемых параметров состояния.

Не соблюдение условий известных условий эффективности и оптимальности статистического оценивания неизбежно приводит к снижению точности выходных характеристик в предложенных версиях алгоритмов прогнозирования. В связи с этим для дальнейшего совершенствования технологии предсказания состояния нестационарных СТО в работе предложены гибридные алгоритмы прогнозирования нестационарных процессов, сочетающие в себе технологии многомерного статистического анализа и ИАД. Разработан гибридный алгоритм прогнозирования, в котором в качестве базовой составляющей используется ранее созданный симметричный алгоритм обобщенного мультирегрессионного прогнозирования, а его структурная и параметрическая адаптация осуществляется на основе метода эволюционного моделирования. Сравнительный анализ эффективности предложенных и традиционных алгоритмов прогнозирования многомерных нестационарных объектов на примере данных мониторинга состояния системы управления процессом переработки нефти, сохраняемых в базе данных IndustrialSQL, показал существенный выигрыш в точности прогнозирования, оцениваемый через рост среднеквадратического отклонения погрешностей ошибок прогноза, и колеблющийся в пределах 5–10%.

Реализация алгоритмов осуществлялась через специально разработанные унифицированные модули прогнозирования, допускающие гибкую адаптацию к особенностям решения конкретных прикладных задач. В данном примере модуль был выполнен в версии, адаптированной к прогнозированию выходных параметров ТУ ЭЛОУ-АТ6.

В качестве возможной альтернативы рассмотрен вариант решения этой же задачи на основе двухуровневой *искусственной нейронной сети* (ИНН) с обратным распространением ошибки. Полученные оценки точности прогнозирования уступали показателям базового варианта гибридного алгоритма с эволюционной адаптацией. Тем не менее, данный

вопрос требует более подробных исследований с использованием других вариантов построения ИНН.

В третьей главе диссертации основное внимание уделено разработке методов интеграции предложенных во второй главе гибридных алгоритмов прогнозирования в систему проактивному корректирующему управлению НСТО, для которого процесс оптимизации формируется в рамках заданных критериев эффективности и ограничений. При этом под *проактивностью* понимается упреждающая реакция, основанная на прогнозировании динамики состояния НСТО. В контексте настоящей работы это означает ориентацию процесса управления на прогностические вычислительные схемы, разработанные в главе 2. Иными словами, в работе реализованы принципы выбора параметров управления НСТО, отвечающих наиболее эффективным прогнозируемым результатам. Рассмотренная в работе технология проактивного управления НСТО выполняет две основные функции:

- функцию стабилизации значений фазового вектора системы в допустимой окрестности опорного значения, заданного техническим регламентом СТО. При реализации переходного процесса, осуществляемого при смене режимов функционирования НСТО, задача сводится к динамической стабилизации фазового вектора в окрестности расчетной фазовой траектории переходного процесса;

- функцию последовательной корректирующей оптимизации показателя эффективности управления путем пошагового выбора управляющего воздействия, отвечающего наилучшему или улучшенному варианту прогнозируемого выхода СТО.

Таким образом, рассмотренные вычислительные схемы управления следует рассматривать как алгоритмы последовательной корректирующей оптимизации процесса проактивного управления СТО.

В данной главе представлены три варианта интеграции алгоритмов прогнозирования в систему проактивного управления нестационарными СТО: на основе полного перебора, случайного поиска и алгоритма обратного оценивания. Первый из этих методов позволяет оценить потенциальную точность проактивного управления, но может быть непригодным по критерию оперативности в условиях быстро изменяющейся динамики состояния входных процессов. Второй вариант позволяет оценить эффективность рандомизированных методов проактивного управления. Третий вариант интеграции, разработанный в диссертации, обладает наибольшей конструктивностью используемого алгоритма, но применим лишь при условии существования обратного оператора прогнозирования, т. е. при выполнении дополнительного условия гладкости, накладываемого на отображение множества управляющих параметров на множество выходных параметров СТО. При этом новизна рассмотренных вариантов реализации алгоритмов управления СТО состоит в их

проактивности, реализуемой путем интеграции управления с предложенными во второй главе диссертации алгоритмами прогнозирования.

Наиболее полным охватом возможных вариантов управления обладает *метод полного перебора вариантов* допустимых изменений параметров управления СТО (или метод «грубой силы»). Используя технологии прогнозирования, разработанные в главе 2, для каждой комбинации управляющих параметров оцениваются прогнозируемые параметры выхода и состояния СТО. При этом для каждого варианта управления проверяется условия его пригодности управления, и, в случае их выполнения, оцениваются значения показателей эффективности всех допустимых управлений СТО, рассматриваемых как функции от выходных параметров. Значения параметров управления, отвечающие наилучшим допустимым значениям выходных параметров и сохраняющие другие параметры состояния в области их допустимых значений, представляют собой искомые величины вектора управления НСТО на текущем шаге управления СТО. Очевидным недостатком такого подхода, особенно в условиях оперативного управления, является экспоненциальный рост вычислений с ростом числа параметров перебора и повышением требований к точности расчетов (т. е. при уменьшении размера интервала перебора).

В связи с этим в работе предложены альтернативные методы интеграции гибридных алгоритмов прогнозирования в систему проактивного управления НСТО. В частности, разработан алгоритм корректирующего управления на основе *метода случайного поиска*. В этом случае вместо полного перебора в том же диапазоне значений управлений для каждого параметра путем разыгрывания случайной величины выбирается число значений управляющих параметров. Число указанных значений зависит от динамических свойств процесса в окне наблюдения. Недостатком метода является возможность пропуска в процессе случайного поиска наилучшего решения и его медленная сходимость. Частично этот недостаток можно демпфировать путем предварительного перебора вариантов на грубой сетке отсчетов, т. е. с большим шагом перебора значений управляющих параметров.

В качестве третьего подхода к задаче выбора алгоритма управления СТО предлагается разработанный в диссертации *метод обратного оценивания*. Соответствующий алгоритм основан на предположении о гладкости функционала, связывающего все параметры вектора состояния СТО, и допускающее существование обратного отображения оператора прогнозирования выходных параметров. В соответствии с предложенным методом на каждом шаге управления выбирается значение выходного параметра, превосходящее по эффективности результат, полученный на предыдущем шаге. Допустимое улучшение уточняется итерационно в соответствии с ограничениями критерия пригодности. Далее, используя отображение, обратное к оператору прогнозирования параметров СТО, осуществляется

оценка улучшенного управления и отвечающих ему значений параметров состояния. Если найденные значения управляющих параметров и параметров состояния удовлетворяют заданным ограничениям, то можно остановить итерации и использовать найденные значения управляющих параметров в качестве текущего управления СТО, либо можно сделать следующий шаг по улучшению качества управления с выбранным или уменьшенным значением интервала вариаций управления. Заметим, что с точки зрения теории эффективности систем, данная схема улучшенного управления реализуется на основе использования критерия превосходства. Очевидно, что улучшение качества управления не может быть бесконечным, однако для нестационарных процессов такой подход позволяет эффективно корректировать управление в сторону повышения его эффективности.

Реализация предложенных технологий проактивного управления с гибридными алгоритмами прогнозирования осуществлена в форме набора конкретных программно-алгоритмических решений, каждое из которых реализует выбранную вычислительную схему управления и связано с набором модулей прогнозирования, основанных на разработанных статистических и гибридных алгоритмах прогнозирования нестационарных процессов.

Сравнительный анализ вариантов управления для рассматриваемого в диссертации примера показал, что применение проактивного управления с разработанными в работе гибридными алгоритмами прогнозирования позволяет повысить эффективность управления по сравнению с существующими технологиями ситуационного управления. Так, например, при использовании в качестве оценок эффективности, показателей, принятых для данного типа производства (например, для показателя, характеризующего суммарный выход светлых нефтепродуктов или выход заданной фракции нефтеперегонки), относительное увеличение показателя эффективности достигает 4–8%, что составляет за год для крупнотоннажного производства многомиллионный экономический выигрыш).

Другим очевидным достоинством предложенной схемы проактивного управления является повышение на 15–20% уровня стабилизации значений показателей качества выходной продукции. Этот результат позволяет получить дополнительный экономический эффект за счет повышения стабильности показателей качества выпускаемой продукции.

В четвертой главе диссертации сформирована методика оценки эффективности алгоритмов прогнозирования в задачах проактивного управления нестационарными СТО и приведены системотехнические решения для ее реализации в виде специализированного *модульного программно-алгоритмического комплекса* (ПАК). Традиционные оценки эффективности прогнозирования основаны на предположении о повторяемости результатов эксперимента. В условиях нестационарности данное предположение не выполняется, что затрудняет возможность построения аналитических соотношений для оценки

эффективности алгоритмов прогнозирования. Следствием этого основным инструментом для исследования эффективности алгоритмов прогнозирования состояния СТО являются численные машинные эксперименты и исследования, проведенные на больших массивах реальных производственных данных, полученных в процессе мониторинга реальных ТП.

Важным постулатом разработанной методики является положение о том, оценка эффективности алгоритмов прогнозирования в наиболее законченной форме выражается через показатель эффективности системы проактивного управления, для которого они создавались. Данное решение в целом соответствует известному положению системного анализа, утверждающему, что качество функционирования любой искусственной системы в наиболее полной степени оценивается через терминальную эффективность иерархически вышестоящей системы, для которой она создавалась.

Для реализации представленной в диссертации методики был разработан модульный ПАК оценки эффективности алгоритмов прогнозирования, при создании которого были учтены следующие основные требования и ограничения:

- реализация ПАК осуществлялась в виде набора взаимосвязанных функциональных модулей (ФМ), обеспечивающих возможность гибкого применения, дополнения и модификации всего комплекса;

- необходимость в предварительной обработке данных, поступающих из производственных БД и системы оперативного мониторинга производственного процесса, позволяющей выявить и устранить пропуски данных, аномальные наблюдения, скрытые несоответствия и другие информационные патологии, существенно снижающие эффективность алгоритмов оценивания и прогнозирования параметров состояния НСТО;

- необходимость в предварительном анализе динамической и статистической структуры данных, результаты которого позволят обосновать выбор алгоритма гибридного прогнозирования и метод его интеграции в систему проактивного управления НСТО;

- невозможность прямого использования в задаче оперативного управления НСТО известных детерминированных методик оптимизации управления, разработанных для проектирования стационарных систем подобного типа;

- необходимость разработки и применения открытого модульного комплекса, обусловленная сбором сведений из источников со значительным количеством вариаций запросов к информационным хранилищам и внешним базам знаний.

По существу, разработанный комплекс оценки эффективности алгоритмов прогнозирования представляет собой модульный конструктор, состоящий из набора функциональных модулей, нацеленных на выполнение определенных задач.

Отдельно важно выделить модули предобработки и анализа данных, которые реализуют частные функции. Данные модули оказывают значительное влияние на задачу прогнозирования и, как следствие, на эффективность проактивного управления.

Каждый модуль, с свою очередь, предлагается создавать по унифицированной двухуровневой схеме [62, 63, 64]. Первый уровень может основываться на определенных математических методах, моделях и алгоритмах и слабо зависеть от конкретной предметной области. Второй уровень - уровень SCADA/HMI, т. е. пользовательский интерфейс, отображающий особенности СТО. Таким образом, разработанный интерфейс объединяет унифицированные алгоритмы обработки данных и информацию о специфике конкретной предметной области.

В качестве примера универсального ФМ сервисного уровня может быть рассмотрен разработанный в диссертации сервисный модуль предварительной обработки данных. Потребность в таком модуле связана с необходимостью согласования, очистки и учета особенностей данных, полученных в процессе мониторинга НСТО. Другим примером разработанного ФМ сервисного уровня является модуль анализа многомерных данных. Модуль анализа позволяет получить знания о динамической и статистической структуре исходных данных, необходимый при выборе и реализации алгоритмов прогнозирования и проактивного управления НСТО. Оба приведенных примера реализованы в виде сервисных ФМ (или когнитивных ассистентов) для системы первичной переработки нефти на установке ЭЛОУ АТ6.

В заключении диссертации представлены основные выводы, а также новые научные и практические результаты, полученные в процессе исследований, а также указано, что в результате применения разработанных решений удалось улучшить значения критериальных показателей в среднем 5–10%, что в условиях поточного производства соответствует значительному экономическому эффекту.

1. АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ИССЛЕДОВАНИЙ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПРОЦЕССОВ ДЛЯ ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ ТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ

1.1. Современное состояние исследований задачи прогнозирования и проактивного управления нестационарными сложными техническими системами

Интенсивное исследование и разработка систем проактивного управления СТО начались лишь в конце 20 – начале 21 века, когда в распоряжении разработчиков появились мощные персональные компьютеры, способные обрабатывать большие и сверхбольшие объемы данных, полученных в процессе длительного мониторинга эволюции состояний многомерных и многосвязных («сложных») объектов управления.

В качестве примера можно рассмотреть эволюцию *автоматизированных систем управления технологическими процессами* (АСУ ТП). Еще в нулевые годы 21 века в большинстве практических реализаций системы оперативного управления ТП затрагивали систему мониторинга и собственно контур управления на основе ПИД-регуляторов. В то же время формирование системных управляющих решений осуществлялось операторами дежурных смен. Вся интеллектуальная деятельность по анализу производственной ситуации и формированию управляющих решений оставалась за человеком. При этом сотни гигабайт полезной информации, формируемой в процессе автоматического мониторинга, накапливались в *базах данных* (БД) промышленных предприятий, и использовались лишь в исключительных случаях, связанных с анализом аварийных и других нестандартных ситуаций. В результате возникло явное противоречие между большим объемом накопленных данных в БД предприятий, отражающих важный производственный опыт по управлению производством, и крайне низким уровнем извлечения из них полезной информации (знаний). Вариант частичного разрешения данного противоречия представлен в настоящей работе и состоит в широком использовании накопленных ретроспективных данных в задачах прогнозирования нестационарных процессов и проактивного управления СТО.

В то же время в некоторых промышленных отраслях уже существовали предприятия с полностью автоматическим циклом производства, примерами которых могут служить цеха по производству печатных плат или сборочные цеха на японских предприятиях автомобилестроения. Однако для производств, связанных с нестабильными средами погружения (газодинамическими, гидродинамическими, термодинамическими и т. п.) такие задачи решались лишь частично, в форме так называемых «советников» или систем поддержки принятия управляющих решения (СППР, Decision Support Systems) [124, 129, 169]. Такая

схема управления характерна, например, для пищевой, горно-обогатительной, металлургической, нефтехимической, нефтеперерабатывающей и многих других видов промышленности, в которых присутствуют нестабильные среды как внутри ОУ, так и снаружи.

Важный этап для развития интеллектуальных систем управления в промышленном производстве, который имеет тесную связь с диссертационным исследованием, начался с середины 90-х годов, когда на заводах началось широкое внедрение компьютерных технологий. Первоначально данное направление развивалось в форме *APC*- и *MPC*-технологий управления [33, 103, 106, 126, 133, 137, 167].

Наряду с *APC* управлением, стали использоваться так называемые *MPC (Model Predictive Control)* технологии управления [20, 125, 133, 137, 138, 139, 152], ориентированные, прежде всего, на использование прогностических моделей в СППР. По существу, методы *MPC* представляли собой предметно-ориентированные методы упреждающего или проактивного управления динамическими системами. Принципиальным отличием проактивного управления от ситуационного (или реактивного) состоит в том, что управляющее воздействие представляет собой реакцию не на состоявшееся изменение производственной ситуации, а на ее прогнозируемую оценку.

На экспертном и интуитивном уровне понятно, что упреждающее управление должно быть более эффективным, поскольку позволяет получить дополнительное время на оперативную адаптацию, выработку и реализацию формируемых управляющих решений. Однако необходимым условием для реализации проактивного управления СТО является наличие эффективных алгоритмов прогнозирования, способных с высокой точностью и достоверностью оценить ожидаемые изменения состояния *объекта управления (ОУ)* и среды его погружения. В то же время построить алгоритмическую базу прогнозирования для многих прикладных задач оказалось крайне сложно. Речь идет, прежде всего, о прогнозировании состояния СТО с нестабильной средой погружения, характерной для множества ранее перечисленных производств. В этом случае динамика эволюции вектора состояния ОУ описывается многомерными нестационарными процессами, для которых большинство традиционных статистических методов прогнозирования оказываются малоэффективными. Отсюда непосредственно вытекает высокая *актуальность* и *практическая значимость* настоящих исследований, посвященных разработке алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов и их интеграции в современные методы проактивного управления СТО.

Современные технологии прогнозирования и основанного на нем управления базируются на известных методах прикладной математики: различных аппаратах предобработки данных и моделирования, классических методах статистического анализа данных, алгоритмах динамической оптимизации и многих других. К актуальным современным

направлениям следует отнести когнитивные технологии [53, 144], а также технологии Big Data или интеллектуального анализа данных (ИАД) [105, 114, 142, 165].

Особенно следует отметить, что вопреки множеству существующих решений, основанных на технологиях ИАД, реализованных крупнейшими фирмами (Google, Apple, Facebook, IBM), основанная на них реализация проактивного управления СТО все еще имеет ряд ограничений:

- необходимость значительного повышения измерительных приборов для повышения качества «сырых» данных, получаемых в процессе мониторинга [160];
- необходимость предварительной оценки и значительных инвестиций для объединения существующих методов управления СТО с системой ИАД [65];
- отсутствие открытого программного обеспечения, гарантирующего безопасность и качество алгоритмов ИАД, а также невозможность оперативной коррекции и адаптации существующих коммерческих решений [65].

Заметим, что существует множество современных технологий, относящихся к ИАД: Statistica, SPSS, SAS, BMDP, Data-Desk, S-Plus и др. Тем не менее, коммерческие пакеты взаимодействуют с оператором только с помощью интерфейса, что связано с закрытостью исходной алгоритмической базы. Подобная ситуация приводит к невозможности модернизации пользователем данных систем для конкретного объекта управления, что в значительной мере снижает их эффективность. В связи с этим возникла необходимость создания Open Source программно-алгоритмических средств, включающих необходимое программное и математическое обеспечение и допускающее любые модификации для решения поставленной задачи проактивного управления СТО.

Следует указать, что представленная в работе модель проактивного управления на основе гибридных алгоритмов прогнозирования полностью соответствует концепции «Industry 4.0», предполагающей переход на полностью автоматическое производство, управляемое интеллектуальными системами с учетом результатов комплексного мониторинга СТО и среды его погружения [145, 166]. Данная концепция была предложена в Германии и описывает, помимо прочих инноваций, применение технологий интернета вещей и сервисов (Internet of Things and Services) для «умного» производства (Smart Manufacturing). В настоящее время Industry 4.0 представляет собой широкий тренд развития современных технологий комплексной автоматизации и обмена данными, включающий кибер-физические системы и облачные технологии.

Еще одной важной проблемой, возникшей перед современными системами управления СТО, стала задача комплексного извлечения знаний из больших массивов цифровой информации, накопленной в процессе мониторинга или наблюдения за

функционированием рассматриваемого объекта. Данная задача была рассмотрена в 2008 году К. Линчем, получив название *Big Data* [151, 165]. Сложность решения данной проблемы определяется тремя параметрами: объемом, скоростью и разнообразием. При этом важно иметь в виду, что, в дополнение к большим объемам данных, проблема анализа данных включает скорость поступления и накопления информации, а также ограничения по производительности вычислительных устройств. Также имеется проблема разнообразия исходных данных, которая связана с неоднородностью их представления, а также плохой структурированностью.

Начиная с 2011 г. крупнейшие компании (IBM, Facebook, Microsoft и т. д.) в той или иной степени занялись разработкой средств обработки и анализа больших данными. Например, были разработаны следующие известные средства для обработки больших массивов данных: Hadoop, NoSQL, MapReduce, Netezza и др.

Принципиальным отличием методологии, используемой в задачах прогнозирования и проактивного управления нестационарными СТО, является полный или частичный уход от традиционной статистической модели для описания физических, химических и других видов процессов, в пользу формализованного описания, т. е. описания частных случаев, реализованных на конкретном объекте и учитывающем все его особенности. Важно отметить, что, по существу, основной технологией прогнозирования нестационарной динамики, является подход, базирующийся на непрерывной адаптации математической модели СТО и модели среды погружения к меняющимся условиям протекания рассматриваемых многомерных процессов. Таким образом, реализация подхода, представленного в настоящей работе, оказалась возможной только на основе современных технологий, появившихся за последние 10–20 лет.

1.2. Анализ динамических характеристик рядов наблюдений, формируемых системой мониторинга СТО

Задачей, решаемой в настоящем параграфе работы, является анализ динамических и статистических свойств изменения параметров состояния СТО, в роли которого и выступает конкретный ТП первичной переработки нефти на установке ЭЛОУ-АТ6. Данный пример является типичным для задач управления СТО с нестабильной средой взаимодействия, характеризуемой множеством взаимодействующих газодинамических и гидродинамических высокотемпературных потоков. В соответствии с результатами анализа данного процесса, требуется разработать математические модели, описывающие с требуемым уровнем адекватности процессы наблюдения за состоянием сто.

В качестве первой задачи исследования свойств объекта управления рассмотрим вопрос анализа динамических характеристик рядов наблюдений, формируемых системой мониторинга установки ЭЛОУ-АТ6. На рис. 1.1–1.4 в качестве примеров приведены графики наблюдений типовых параметров, контролируемых системой мониторинга технологической установки: выходной поток суммарных бензинов, температура низа и верха колонны К1, и суммарный поток нефти на входе колонны К1.



Рис. 1.1. Динамика изменения выходного потока суммарных бензинов и ее аппроксимации

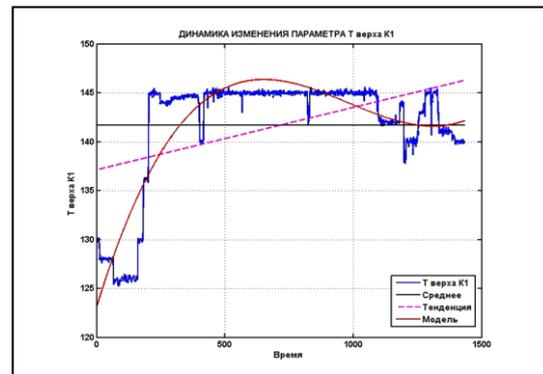


Рис. 1.2. Динамика изменения температуры верха колонны К1 и ее аппроксимации

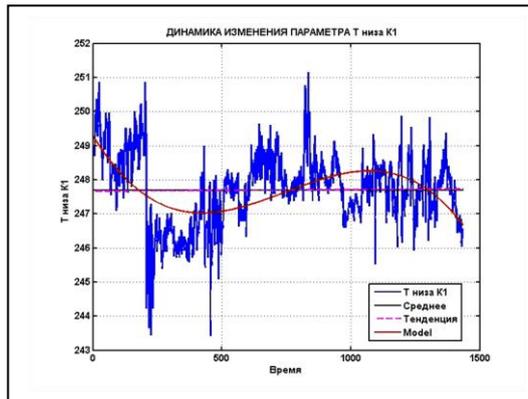


Рис. 1.3. Динамика изменения температуры низа колонны К1 и ее аппроксимации

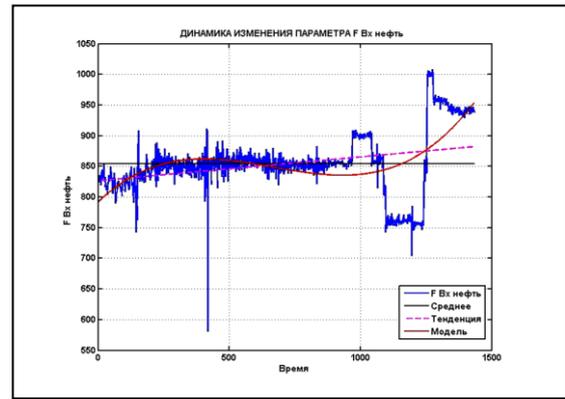


Рис. 1.4. Динамика изменения входного потока нефти на входе колонны К1 и ее аппроксимации

Традиционное математическое описание модели ректификационной колонны основано на системе обычных дифференциальных уравнений. В частности, применяются эмпирические соотношения вида [1, 40]:

$$\frac{M_n d(X_{in})}{dt} = L(cX_{in-1} - cX_{in}) + V(cY_{in-1} - cY_{in}),$$

где M – мольная доля жидкой фазы, L – расход жидкой фазы, cX_{in} – концентрация жидкой фазы на n -й тарелке, cY_{in} – концентрация газовой фазы на n -й тарелке, V – расход газовой фазы. Также важную роль играет выражение равновесного состояния $y_n = \frac{\alpha_n x_n}{\sum_{n=1}^k \alpha_n x_n}$, где k

– количество «тарелок» (уровней) внутри колонны. Очевидно, что представленные детерминированные уравнения могут быть использованы на отдельных этапах создания СТО. Тем не менее, данные закономерности являются малоэффективными или даже непригодными для решения задачи оперативного управления техническим процессом, поскольку совершенно не отражают неконтролируемые хаотические вариации параметров нестабильной газодинамической среды погружения.

Как видно из приведенных графиков, реальная динамика вектора состояния ТП обусловлены крайне сложными хаотическими и нестационарными процессами, формируемыми турбулентной газодинамической средой внутри колонны и нестационарной термодинамикой процесса.

Далее в работе используется аддитивная форма для описания модели наблюдений, включающая системную составляющую $X(t)$, точность определения которой оказывает наибольшее влияние на качество управления, и случайную составляющую $V(t)$, образованную совокупностью многочисленных возмущающих факторов несистематического характера $Y(t) = X(t) + V(t), t \in [0, T]$. Применение цифровых технологий неизбежно приводит к необходимости дискретизации наблюдаемых процессов и представлении модели прямых наблюдений в виде временных рядов дискретных наблюдений:

$$Y_k = X_k + V_k, \quad k = 1, \dots, N, \quad (1.1)$$

где N – число отсчетов, соответствующее общему времени наблюдения.

Задача выделения системной компоненты $X_k, k = 1, \dots, N$, используемой в процессе принятия управляющих решений, обычно осуществляется на основе алгоритмов статистического параметрического оценивания с последовательным уточнением структуры модели. В соответствии с теоремой Вейерштрассе об аппроксимации, любой непрерывный процесс может быть со сколь угодно высокой точностью аппроксимирован рядами полиномов. В связи с этим в качестве структуры аппроксимирующей модели, выделяющей системную компоненту процесса, будем использовать традиционный степенной полином, порядок которого уточняется в зависимости от вида процесса.

Полиномиальная подгонка модели осуществляется на основе *метода наименьших квадратов* (МНК) [42, 81], минимизирующего суммарное отклонение наблюдений от формируемой системной составляющей

$$\sum_{k=1}^N (y_{k,i} - \sum_{p=0}^m a_p t_i^p)^2 = \min, \quad i = 1, \dots, M,$$

где $y_{k,i}$, $k=1, \dots, N$ – последовательность наблюдений (отсчетов) i -го параметра вектора состояния, a_p , $p=1, \dots, m$ – коэффициенты полиномиальной аппроксимации. Для рассмотренных примеров порядок аппроксимации обычно выбирается $m \leq 5-7$, более высокие порядки обычно приводят к вырожденности или плохой обусловленности системы нормальных уравнений в МНК.

Для приведенных на рис. 1.1–1.4 примеров варианты системной составляющей представлены в виде линейной (трендовой) и кубической моделей. Приведенные графические примеры позволяют сделать следующие практически важные выводы:

- систематическая составляющая представляет в виде колебательного непериодического процесса, что полностью соответствует физической модели динамического хаоса, характерного для нестационарной газодинамической и термодинамической среды внутри ректификационной или дистилляционной установки;

- для вектора состояния ТП, и особенно для его управляющих параметров, характерны скачкообразные изменения состояния, вызванные действиями дежурных смен операторов установки с целью стабилизации его рабочей точки в окрестности регламентных значений;

- случайная совокупность наблюдений, формируемых системой мониторинга ТП, представляет собой достаточно сложный процесс, требующий дополнительных исследований методами статистического анализа данных;

- полиномиальная аппроксимация, осуществленная ретроспективно на большом интервале наблюдений столь же непригодна для оперативного управления, как и интегральная кривая, получаемая в результате решения детерминированной системы дифференциальных уравнений. Полученные решения являются крайне грубыми и не отражают значимых вариаций реализаций наблюдаемых физических процессов.

Очевидно, что данный подход приемлем лишь для апостериорного анализа по полной выборке наблюдений. В динамическом режиме для формирования системной составляющей используются алгоритмы динамической фильтрации (экспоненциальный фильтр, фильтр Калмана и др.). Наиболее простой в вычислительном отношении алгоритм экспоненциальной фильтрации имеет вид

$$\hat{x}_k = \alpha y_k + \beta \hat{x}_{k-1}, \quad k = 1, \dots, N, \quad (1.2)$$

где $\beta = 1 - \alpha$, $\alpha \in [0, 1]$. Приведенное соотношение может быть представлено в однопараметрической форме $\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + \alpha(y_k - \hat{x}_{k-1})$, $k = 1, \dots, N$.

На рис. 1.5-1.6 приведены результаты сглаживания процессов изменения параметров «Т верха К1» и «F бензина из К1» с помощью экспоненциальных фильтров с параметрами сглаживания $\alpha_1 = 0.075$ и $\alpha_2 = 0.25$.

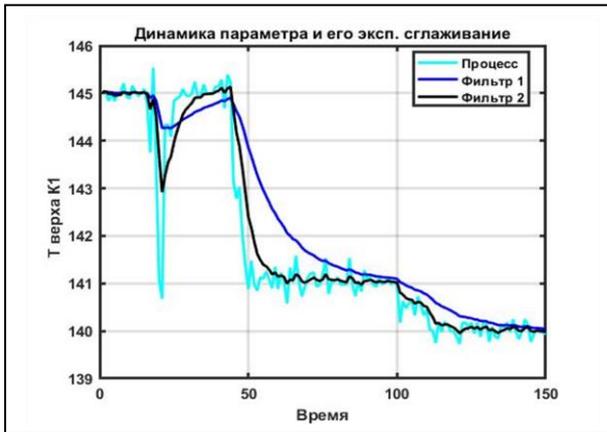


Рис. 1.5. График сглаживания с помощью экспоненциального фильтра для параметра температуры верха колонны

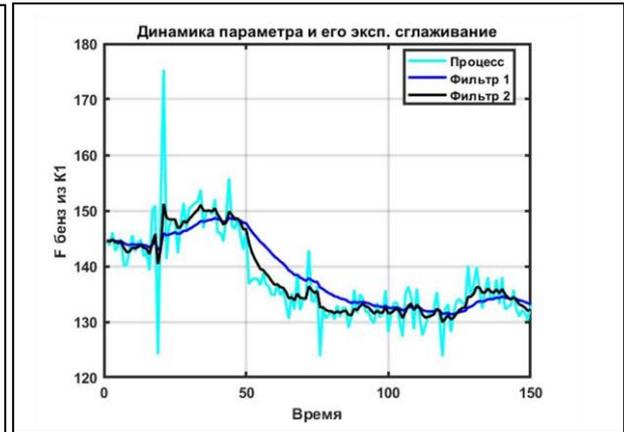


Рис. 1.6. График сглаживания с помощью экспоненциального фильтра для параметра выхода бензина

Проанализировав полученные на рис.1.5-1.6 результаты, можно сделать вывод, что процесс выделения системной составляющей из последовательности наблюдений, формируемой системой мониторинга, неизбежно сталкивается с двумя связанными проблемами:

- увеличение коэффициента фильтрации приводит к низкому качеству сглаживания, что приводит к росту ложных тревог, т. е. провоцирует к применению корректирующего управления, когда в этом нет необходимости;

- уменьшение коэффициента фильтрации улучшает качество сглаживания, однако ведет к существенному запаздыванию системной компоненты по отношению к реальному процессу, что приводит к снижению качества управления, а в аварийных ситуациях может иметь катастрофические последствия.

Основной недостаток экспоненциального фильтра состоит в том, что он не учитывает параметры скорости и ускорения сглаживаемого процесса. Также на результаты оказывает шумовая составляющая и, для многомерного случая, зависимость между параметрами системы. В связи с этим для формирования системной составляющей контролируемого процесса предлагается использовать полиномиальный фильтр Калмана 2-го или 3-го порядков.

1.3. Особенности моделирования стохастических вариаций параметров СТО в окрестности рабочей точки: проблема нестационарности

Традиционно в качестве модели, используемой при описания стохастических флуктуаций параметров СТО, связанного с газо-, гидро- и термодинамикой, является *случайный процесс с независимыми приращениями* Y_t , $t \in T \subset [0, \infty)$. При этом случайные величины

$Y_{t_0}, Y_{t_1}, \dots, Y_{t_n}$ для подобных процессов, в случае возрастающей временной последовательности t , являются независимыми.

Одним из вариантов такого процесса является одномерный процесс *случайных блужданий* [17]:

$$Y_t = Y_0 + \sum_{k=1}^t \delta Y_k$$

где $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} - 1$ будет равняться 1 с вероятностью p_t , $0 < p_t < 1$ и -1 с вероятностью $q_t = p_t - 1$.

Для моделирования параметров СТО, обобщением представленного процесса будет явился процесс W_t , $t \in T \subset [0, \infty)$, у которого приращения ΔY_t являются независимыми и гауссовскими для $\forall t, s \in [0, \infty)$, $s < t$, $\sigma = const$ $\Delta Y_{ts} \in N\{0, \sigma^2 \cdot |t - s|\}$.

Если случайная величина v имеет нормальное распределение с параметрами $N\{0, 1\}$, то для рассматриваемого процесса $\Delta Y_{\Delta t} = v\sqrt{\Delta t}$ или, для непрерывного случая, $dY = v\sqrt{dt}$.

Наиболее распространенной моделью для описания шумов системы по-прежнему остается процесс (1.1). Важным недостатком такой модели является явное отклонение от нормального распределения в случае, когда необходимо работать с реальными процессами внутри СТО. Данный недостаток выявляется при использовании критериев «асимметрии и эксцесса», Колмогорова и др. [3]. Данное несоответствие также явно прослеживается при обработке данных с большим количеством аномальных измерений (утяжеленными хвостами распределений), что выражается в высоком уровне отклонений (по сравнению с нормальным распределением) [62, 69].

Другим явным несоответствия винеровской модели является нестационарность рядов наблюдений состояния СТО, а именно наличие в них колебательной непериодической составляющей.

Одним из направлений обобщения винеровской модели является добавление имитации системного тренда $\alpha \cdot dt$ [70]. Для непрерывного случая получаем соотношение $dY = \alpha dt + \sigma v\sqrt{dt}$. В качестве σ , как правило, используется *среднеквадратическое отклонение* (СКО), формируемое на основе полученных заранее данных. Используя понятие среднего приращения процесса μ , получаем соотношение $dY = \mu Y dt$. С учетом винеровской компоненты можно записать уравнение для относительных приращений dY/Y , т. е. $\frac{dY}{Y} = \mu dt + \sigma \varepsilon \sqrt{dt} \in N\{\mu dt, \sigma \sqrt{dt}\}$. Решением данного уравнения будет являться $Y_t = Y_0 \exp\left(\mu t + \sigma W_t - \frac{\sigma^2}{2} t\right)$, где W_t – стандартный винеровский процесс [70].

Следует отметить, что модель, формируемая как системная составляющая определенного параметра рассматриваемого объекта, может иметь заметные расхождения с рядами наблюдений, полученным в процессе мониторинга реальных процессов. Значения ее параметров и структура должны определяться только конечными показателями эффективности управления (например, в функциональном или экономическом виде).

Заметим, что для представленных исходных данных, полученных в процессе мониторинга за реальными параметрами нестационарного СТО, применение модели в качестве экстраполяционной прогностической схемы не позволяет построить улучшить эффективность проактивного управления. Это связано с существенной нестационарностью случайной составляющей параметров сложного технического объекта, обусловленной наличием хаотической компоненты в рядах наблюдений [70].

Альтернативный подход к формированию системной составляющей в модели наблюдений (1.1) заключается в применении байесово-калмановской парадигмы [39], при которой эволюция параметров состояния СТО описывается выжарением

$$X_k = \Phi_{k/k-1} X_{k-1} + W_k, \quad k = 1, \dots, N, \quad (1.3)$$

где $\Phi_{k/k-1}$ — переходная матрица, а W_k , $k = 1, \dots, N$ — случайная составляющая, образующая так называемые шумы системы. При этом, как правило, шумы системы моделируются стационарным гауссовским процессом. Задача фильтрации в этом случае состояла в выделении системного процесса \hat{X}_k , $k = 1, \dots, N$, представляющего собой условное среднее наблюдаемого случайного процесса [70].

Для рассмотренного примера шумовая составляющая W_k , $k = 1, \dots, N$ не может быть отброшена путем сглаживания, т. к. ее значения невозможно полностью отделить от системной компоненты. Таким образом можно сделать вывод, что двухкомпонентное аддитивное представление изучаемого процесса (1.1) в данном классе прикладных задач требует несколько иной интерпретации. Здесь под X_k , $k = 1, \dots, N$ понимается сглаженная квазирегулярная системная составляющая, используемая для определения тренда, прогноза или непосредственно в процессе формирования управляющих решений, а V_k , $k = 1, \dots, N$ — случайная составляющая, образованная невязками между наблюдениями Y_k , $k = 1, \dots, N$ и системным сглаженным процессом X_k , $k = 1, \dots, N$, полученным в результатах апостериорной обработки.

Заметим, что при таком определении возникает принципиальная неопределенность, связанная с самим понятием системной компоненты. По существу, разделение наблюдаемого ряда на системный процесс и шумовую составляющую является неоднозначным и

требует дополнительного определения, связанного с такими субъективными факторами, как выбранными для решения поставленной задачи технология управления и критерия ее эффективности. Таким образом, разделение общей динамики изменения параметров СТО на системную и случайную составляющие носит условный характер, определяется внешними факторами и требует уточнения при решении каждой конкретной задачи. Это, в свою очередь, означает, что «случайная» компонента динамики, являющаяся шумовой по отношению к выбранной «системной компоненте», может быть совершенно неслучайной с точки зрения традиционных статистических критериев случайности и независимости рядов наблюдений.

Важно отметить, что формализованную селекцию рядов наблюдений на системную и случайную можно осуществить, проводя последовательную идентификацию квазисистемных компонент до тех пор, пока оставшиеся невязки не превратятся в стационарный шумовой процесс. При таком подходе оказывается целесообразным представить исходный процесс в виде аддитивной трехкомпонентной модели наблюдения, включающей в себя системную компоненту, используемую в процессе формирования управлений, квазисистемную компоненту с динамикой более высокого порядка, и чисто случайную составляющую, образующую стационарный временной ряд. Однако реализация подобного представления на практике связана с существенными трудностями. В частности, когда квазисистемная компонента представляет собой колебательный непериодический процесс (в синергетике такие процессы называют хаотическими), традиционную идентификацию путем полиномиальной подгонки (или в каком-то другом ортогональном базисе) реализовать невозможно [62, 67, 70, 72].

Рассмотрим вопрос о фильтрации случайной погрешности в процессе последовательной подгонки рядов наблюдений. С этой целью будем последовательно повышать степень аппроксимирующего полинома, имитирующего системную составляющую, до такого уровня, пока статистические критерии согласия не подтвердят случайный характер соответствующих невязок между моделью и реальными наблюдениями.

На рис. 1.7 и 1.8 приведены графики изменения параметра «Т низа К1» и его полиномиальных аппроксимаций (1-й и 2-й) в течение двух различных дней, а на рис. 1.9 и 1.10 – соответствующие им невязки аппроксимаций.

Вопрос о соответствии рядов невязок аппроксимаций условию независимости и стационарности решается на основе применения известных статистических критериев. Для проверки гипотезы H_0 о стохастической независимости ряда наблюдений используем *медианный критерий серий*. Для выбранного примера при $N=392$ (число отсчетов), критические значения, соответственно, равны $\mathcal{G}^* = 177.1$ $\tau_{\max}^* = 8,6$.

Соответствующие значения решающих статистик и решение о принятии гипотезы H_0 о независимости рядов ошибок регрессии приведены в таблице 1.1. Значение «1» в столбце H_0 означает, что гипотеза не противоречит данным, «0» – гипотеза H_0 отвергается. Из приведенных данных видно, что гипотеза о независимости исследуемых рядов наблюдений в большинстве случаев не отвергается [70].

При этом вполне достаточно использовать аппроксимирующие полиномы 2–3 порядка. Некоторое снижение качества оценивания при $m \geq 4$ объясняется плохой обусловленностью матрицы нормальных уравнений при высоких порядках аппроксимирующего полинома.

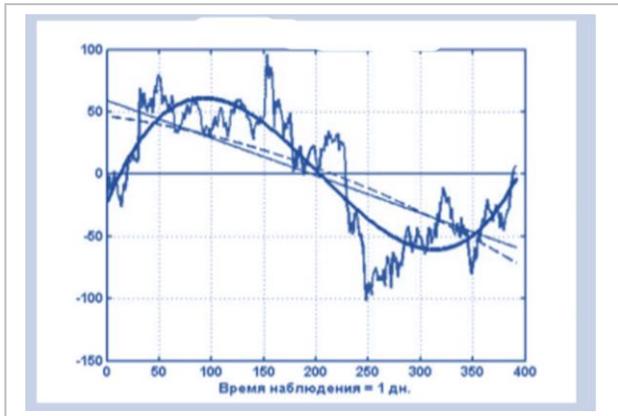


Рис. 1.7. Температура низа колонны K1

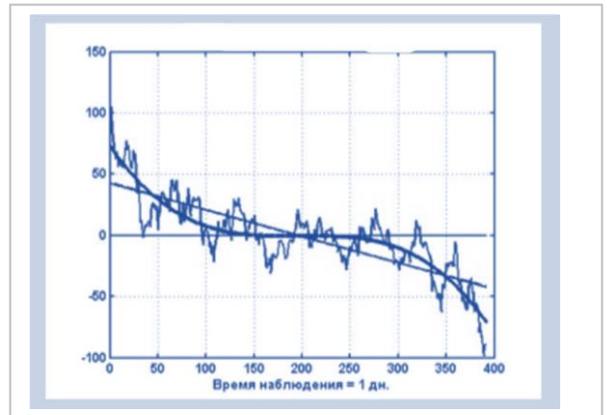


Рис. 1.8. Температура низа колонны K1

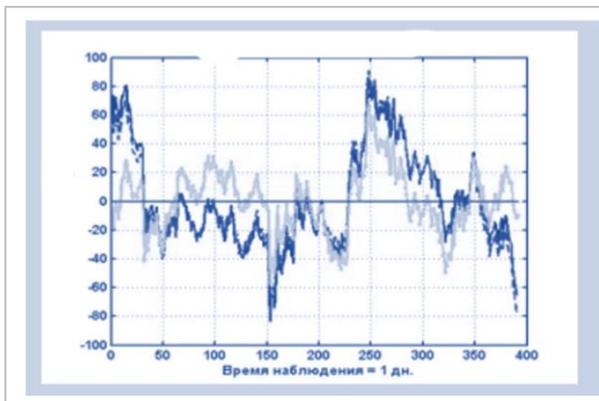


Рис. 1.9. Невязки полиномиальных аппроксимаций для примера на рис. 1.7.

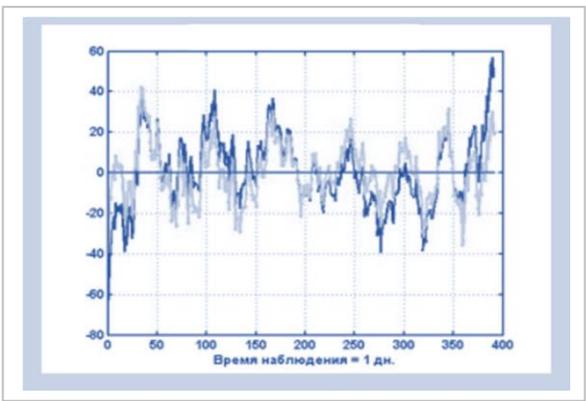


Рис. 1.10. Невязки полиномиальных аппроксимаций для примера на рис. 1.8.

Таблица 1.1. Анализ на основе
медианного критерия серий

m	\mathcal{G}	τ_{\max}	H_0	\mathcal{G}	τ_{\max}	H_0
1	194	7	1	193	10	0
2	224	7	1	197	7	1
3	200	6	1	214	5	1
4	202	6	1	202	8	1
5	227	5	1	188	9	0

менения, то параметры \mathcal{G} и τ_{\max} не изменятся и гипотеза H_0 о независимости не будет отвергнута, а стационарность процесса очевидным образом выполняться не будет.

Проверка независимости и стационарности невязок оценивания не является самоцелью. Главной задачей является выявление системной составляющей, значимой для процесса принятия управляющих решений. При этом нестационарность невязок, обусловленная вариациями параметров рассеяния, не является существенной. Главную роль в этом смысле играют вариации среднего, образующие тренды в виде смесей апериодических и колебательных процессов.

Для анализа независимости таких рядов наблюдений можно использовать критерий восходящих и нисходящих серий [72, 76, 77, 78]. Для численной проверки данного теста используем те же данные составления таблицы 1.1. Однако аппроксимации полиномами степени $p > 3$ использовать не будем, т. к. они приводят в вырожденности матрицы нормальных уравнений.

Таблица 1.2. Анализ на основе
критерия восходящих и нисходящих серий.

m	\mathcal{G}	τ_{\max}	H_0	\mathcal{G}	τ_{\max}	H_0
1	246	4	1	271	3	0
2	254	3	1	249	5	1
3	266	4	1	258	3	1

При этом критические значения равны, соответственно $\mathcal{G}(n)^* = 245$ и $\tau(n)^* = 7$.

Таким образом, при выполнении традиционной технологии оценки параметров регрессионной модели по полной выборке ранее сделанное предположение о наличии третьей, квазисистемной компоненты в динамике исследуемого процесса оказалось несостоятельным. Оставшаяся после оценивания случайная составляющая представляет собой последовательность независимых отсчетов. Разумеется, это еще не означает, что данная составляющая образует стационарный процесс (в узком или широком смысле этого определения). В частности, из приведенных выше графиков на рис. 1.7 и 1.8 можно видеть наличие системного колебательного, но непериодического процесса. Именно этот процесс, не улавливаемый традиционными критериями проверки независимости, вносит в исходный процесс элемент хаотической динамики, который не позволяет эффективно прогнозировать состояние СТО [62, 67].

Следует заметить, что на стационарность исследуемые процессы этот критерий проверить не может. Так, например, если искусственно увеличить амплитуду первой половины временного ряда, представленного на рис. 1.7, а вторую оставить без изменения,

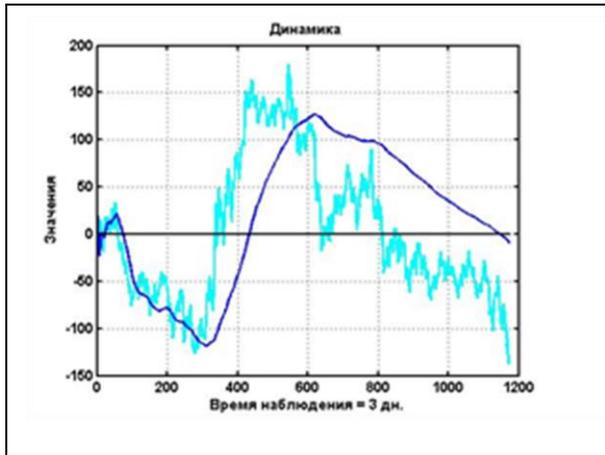


Рис. 1.11. Последовательная МНК аппроксимация для выборки нарастающего объема в течение трех дней.

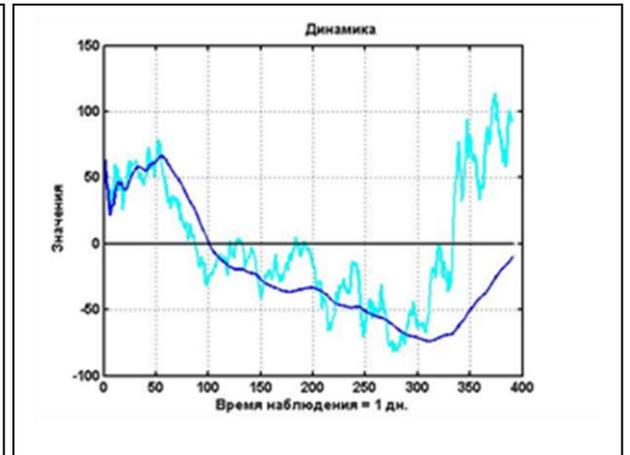


Рис. 1.12. Последовательная МНК аппроксимация для выборки нарастающего объема в течение одного дня.

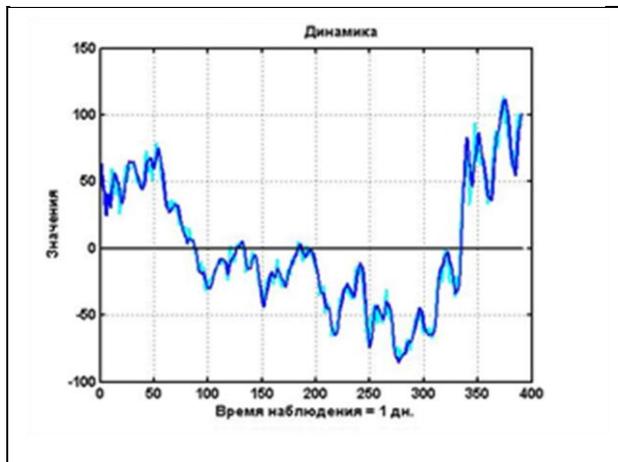


Рис. 1.13. Последовательная МНК аппроксимация для скользящей выборки объема $\tau = 10$ в течение одного дня.

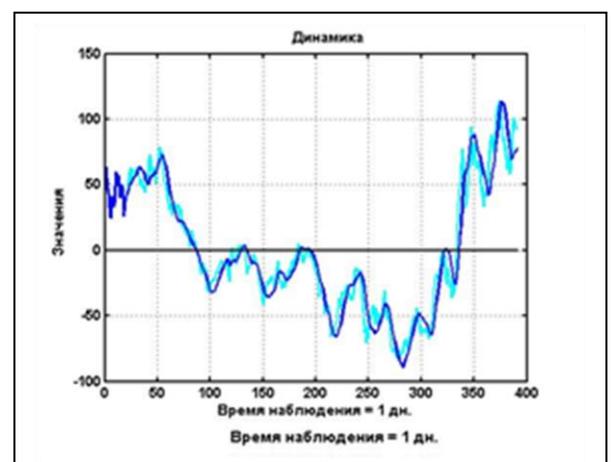


Рис. 1.14. Последовательная МНК аппроксимация для скользящей выборки объема $\tau = 20$ в течение одного дня.

Рассмотренный выше подход носит лишь теоретический характер. Это связано с тем, что процесс оценивания осуществлялся на основе совместной обработки данных, наблюдаемых в процессе длительного временного интервала. На практике решение формируется последовательно, по мере поступления данных с использованием выборки нарастающего объема, либо на основе скользящего окна наблюдения. В связи с этим проведем повторный анализ невязок регрессионных оценок с учетом последнего замечания. Для этого будем использовать схему последовательного регрессионного восстановления данных по выборке нарастающего объема и для различных размеров скользящего окна наблюдений, используемого для расчета коэффициента передачи МНК-фильтра [62, 67].

На рис. 1.11, 1.12 представлены графики последовательной МНК аппроксимации для рядов параметров СТО. Нетрудно видеть, что попытка использования всей накопленной информации для оценки текущих значений существенно повышает инерционность

процесса оценивания и приводит к значительным задержкам. Для скользящего окна наблюдения качество восстановления данных, как это видно из графиков на рис. 1.13 и 1.14 значительно выше. Однако в обоих случаях основной проблемой качественного восстановления остается запаздывание аппроксимации относительно исходного процесса, что и приводит в итоге, к принципиальному снижению эффективности управления, основанного на анализе трендов. При этом, естественно, рост окна повышает степень сглаживания и одновременно ведет к росту величины задержки [62, 67].

Сформируем для случая оценивания по скользящей выборке объема $\tau = 10$ и $\tau = 30$ однодневные последовательности погрешностей регрессионных оценок и проверим их на независимость с помощью приведенных выше критериев. Графики для этих погрешностей

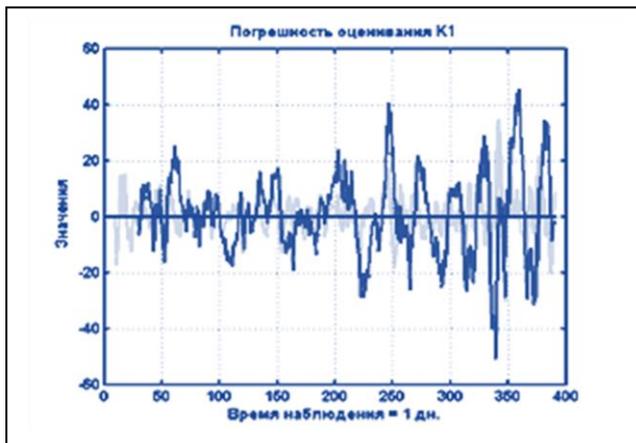


Рис. 1.15. Погрешность регрессионных оценок за параметром колонны K1

со скользящими окнами наблюдения $\tau = 10$ и $\tau = 30$ представлены на рис. 1.15. Можно видеть, что в приведенных обстоятельствах, имитирующих реальную последовательную обработку, а не идеалистическую схему совместной обработки данных, описанную в начале настоящего параграфа, имеется явно выраженная квазисистемная составляющая, о существовании которой выдвигалось предположение.

При этом данная составляющая становится все более явно выраженной по мере роста скользящего окна наблюдения и обусловленной им задержки при формировании оценки текущего значения параметров состояния СТО.

Для строгого подтверждения этого наблюдения проверим статистическую гипотезу о независимости выбранных рядов наблюдений с помощью критерия восходящих и нисходящих серий. Критические значения этого критерия для данного ряда равны $\nu^* = 244$; $\tau_{\max}^* = 7$. Численные значения решающих статистик равны для окна наблюдения $\tau = 10$, соответственно, $\nu = 191$ и $\tau_{\max} = 7$, для окна наблюдения $\tau = 30$ — $\nu = 180$ и $\tau_{\max} = 6$. Таким образом, в соответствии с выбранным критерием гипотеза о независимости ряда наблюдения отвергается, что и подтверждает наличие системной компоненты в ряду невязок.

Для повторного подтверждения данного вывода используем медианный критерий серий. Критические значения в этом случае равны, соответственно, $\nu^* = 109$ и $\tau_{\max}^* = 8.5$. Численные значения решающих статистик равны для окна наблюдения $\tau = 10$, соответственно, $\nu = 109$ и $\tau_{\max} = 8$, для окна наблюдения $\tau = 30$ — $\nu = 56$ и $\tau_{\max} = 25$. Таким образом, в

соответствии с медианным критерием данная гипотеза о независимости также отвергается в обоих случаях.

В заключение данного параграфа рассмотрим вопрос о возможности снижения уровня нестационарной шумовой компоненты в ряду невязок за счет повышения степени аппроксимирующего полинома. В качестве примера численного анализа использовались те же параметры, что и в предыдущем случае. Разница состоит лишь в том, что был выбран другой интервал наблюдения. Порядок аппроксимирующего полинома был выбран равным, соответственно, 2 (рис. 1.16) и 3 (рис. 1.17).

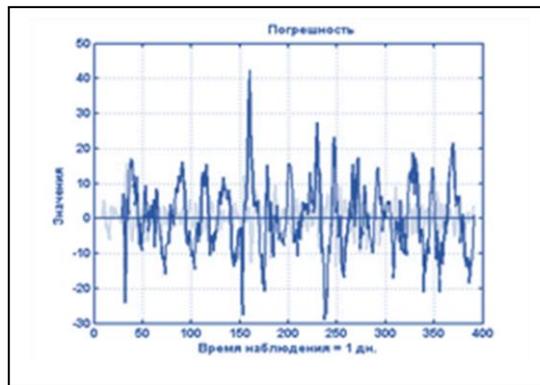


Рис. 1.16. Последовательности погрешностей регрессионных оценок со скользящими окнами наблюдения $\tau = 10$ и $\tau = 30$ и аппроксимирующим полиномом порядка 2.

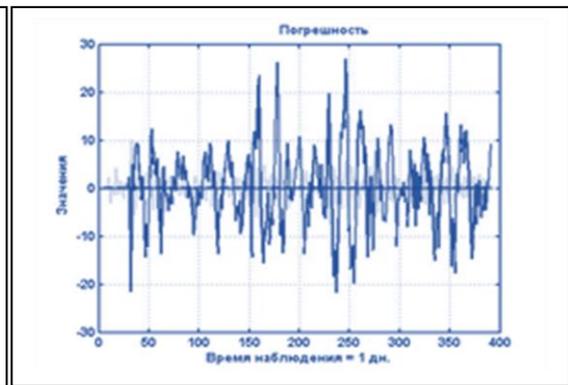


Рис. 1.17. Последовательности погрешностей регрессионных оценок со скользящими окнами наблюдения $\tau = 10$ и $\tau = 30$ и аппроксимирующим полиномом порядка 3.

Проверка независимости показала, что значения решающих статистик критерия восходящих и нисходящих серий в первом случае равны $\nu = 145$ и $\tau_{\text{max}} = 8$, а во втором случае, $\nu = 88$ и $\tau_{\text{max}} = 8$. Численные значения решающих статистик при использовании аппроксимирующего полинома порядка 2 и медианного критерия серий равны для окна наблюдения $\tau = 10$, соответственно, $\nu = 145$ и $\tau_{\text{max}} = 8$, для окна наблюдения $\tau = 30$, $\nu = 66$ и $\tau_{\text{max}} = 18$. При пороговых значениях с уровнем доверия $p = (1 - \alpha) = 0.90 - 0.95$ $\nu^* = 176.6$; $\tau_{\text{max}}^* = 8.56$ и, следовательно, гипотеза о стохастической независимости отвергается. Для окна наблюдения $\tau = 30$ имеем значения решающих статистик $\nu = 66$ и $\tau_{\text{max}} = 18$, при тех критических значениях гипотеза о стационарности процесса также отвергается.

Таким образом, из приведенных исследований можно сделать вывод, что исходный процесс изменения параметров ТП может быть представлен в виде *трехкомпонентной (ТК) модели* $Y_k = X_k + V_k + \xi_k$, $k = 1, \dots, N$, которая включает в себя:

- системную составляющую X_k , $k=1, \dots, N$, используемую при формировании

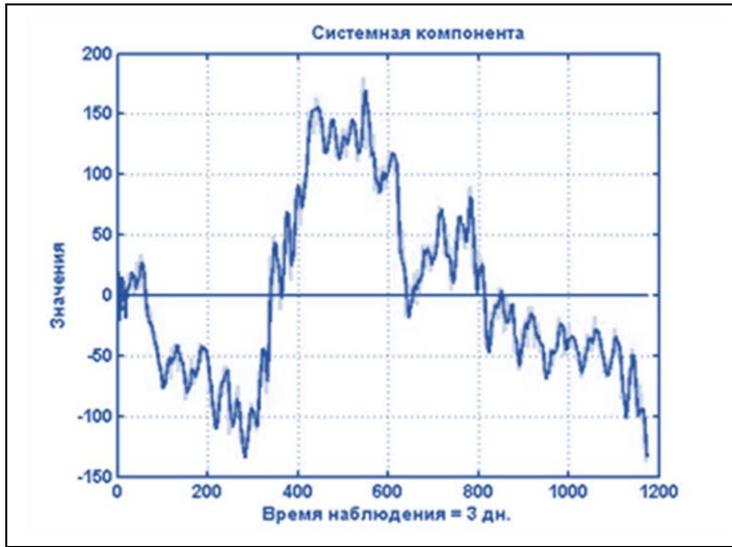


Рис. 1.18. Пример системной компоненты параметра технического процесса

управляющих решений и образованную сложным сглаженным нелинейным процессом с явно выраженными трендами и колебаниями;

- квазисистемную помеховую компоненту V_k , $k=1, \dots, N$, представляющую собой несмещенный колебательный непериодический (хаотический) процесс;

- стационарный случайный процесс ξ_k , $k=1, \dots, N$ с распределением, как это будет показано ниже, стремящимся к гауссовости.

Соответствующие графики представлены на рис. 1.18 -1.20.

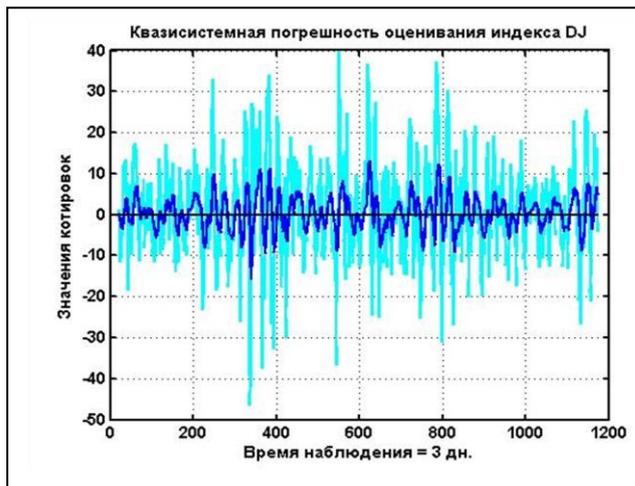


Рис. 1.19. Невязка между системной компонентой и изменением процессом параметра состояния

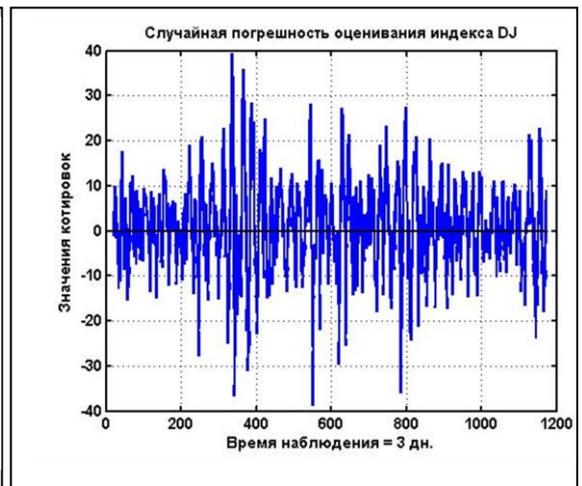


Рис. 1.20. Случайная составляющая параметра состояния

На рис. 1.18 показана аппроксимация системной составляющей, полученной на основе МНК. Как было указано раньше, для реального процесса системная составляющая представляет из себя колебательный непериодический процесс. Также можно заметить, что трудно выделить явный тренд.

Для определения невязки между системной компонентой и траекторией реального процесса, можно также использовать аппроксимацию. На рис. 1.19 для этого также

используется экспоненциальное сглаживание. Как можно заметить, определить, является ли тренд восходящим или нисходящим уже невозможно ввиду явной центрированности.

При этом следует иметь в виду возможность возникновения в данной ситуации эксцесса [78, 79, 80].

На рисунке 1.20 представлена случайная составляющая. По графику можно отнести данную составляющую к гауссовой или, по крайней мере, считать, что она близка к таковой. Применяв критерии, указанные выше, можно подтвердить гипотезу о стационарности.

Заметим, что критерий нормальности может не выполняться, так как сглаживающая технология, использованная для идентификации квазирегулярной модели, приводит, как уже отмечалось выше, к возникновению заметного эксцесса. Однако приближенное описание вида распределения случайной составляющей гауссовской кривой для многих прикладных задач может оказаться вполне допустимым [62, 67].

На основе всего вышесказанного в параграфе 1.3 можно сделать вывод, что имеется несоответствие между традиционными представлениями шумов и моделью наблюдений (1.1), представленной в виде винеровского процесса, т. е. стационарного гауссовского процесса с независимыми приращениями. Принципиальными отличиями от традиционной модели являются:

- наличие колебательного непериодического процесса в структуре системной составляющей X_k модели (1.1);

- погрешности и шумы наблюдений V_k также носят нестационарный характер.

Подобные отличия указывают, что традиционные методы и допущения о гауссовости и нормальности наблюдаемых параметров не способны обеспечить выполнение условия оптимальности. Подобные недостатки говорят о необходимости перехода к новым моделям и методам математического анализа данных. Например, гибридным или композиционным алгоритмам, которые сочетают достоинства классических методов статистического анализа данных с методами ИАД.

1.4. Корреляционный анализ динамических связей параметров СТО

Одним из классических применений корреляционного анализа является задача нахождения наиболее сильной и слабой зависимости между рядами наблюдений параметров СТО и, как следствие, оптимальных регрессоров. Сами регрессоры, в свою очередь, позволяют создать прогностическую модель, на основе результатов которой создавать систему проактивного управления многомерными процессами.

В настоящее время, существует множество различных моделей, описывающих процессы внутри СТО [57]. При этом, как было показано ранее, критерий подобия в реальных условиях нестационарности не является эффективными. Ввиду данных условий, для корреляционного анализа связей параметров СТО будем использовать модель (1.1). Также важно отметить невозможность аналитической оценки для нестационарных процессов.

Для примера рассмотрим технический процесс, связанный с первичной переработкой нефти. Параметры данного процесса перечислены в таблице 1.3.

Для перечисленных параметров найдем коэффициенты парной корреляции [78]:

$$r_{ij} = s_{ij} / \sqrt{s_{ii}s_{jj}}$$

где s_{ij} , $i, j = 1, \dots, m$ - коэффициенты ковариации. В качестве исходных данных используются массивы рядов наблюдений.

Таблица 1.3. Наблюдаемые параметры СТО

Расход 1	Расход 2	Концентрация газа 1	Концентрация газа 2
Расход 3	Температура 1	Температура 2	Давление
Расход 4	Расход 5	Расход 6	Температура 3
Температура 4	Температура 5	Расход 7	Температура 6

Для представленных в таблице 1.3 параметров рассмотрим оценку матрицы корреляций $\hat{R} = \{\hat{r}_{ij}, i, j = 1, \dots, M\}$. На рисунке 1.21 представлено цветовое отображение корреляционной матрицы. Как видно, самые светлые и темные тона говорят о сильной зависимости между параметрами (данная зависимость разделена на положительную и отрицательную). В таблице 1.4 представлены параметры, имеющие наибольшую, пару зависимость. Наглядное представление для первых двух пар параметров представлены на рисунках 1.22 и 1.23. Для наглядности графики центрированы.

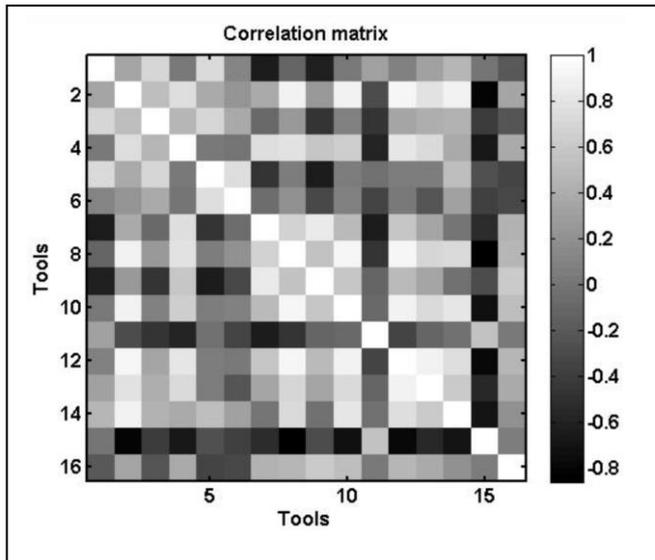


Рис. 1.21. Цветовое отображение наиболее сильных корреляционных связей

Таблица 1.4. Оценка корреляционных связей между параметрами многомерного процесса

№	i	j	Кэфф. корр.
1	2	10	0.95
2	2	8	0.94
3	2	13	0.94
4	11	12	0.90
5	3	5	0.90
6	11	14	0.89
7	2	13	0.88
8	3	9	0.88
9	6	10	0.83
10	3	13	0.81

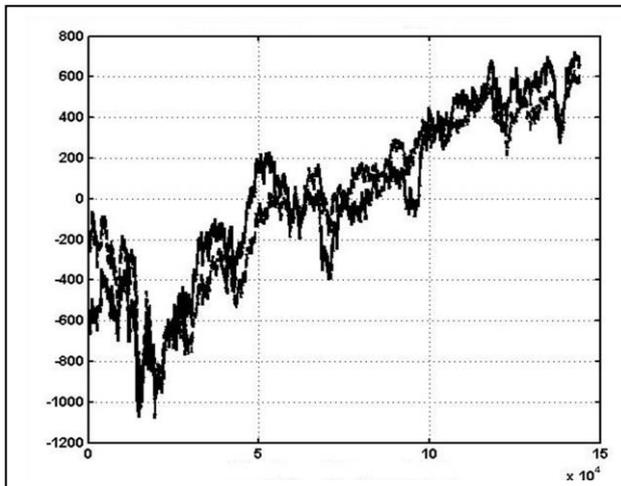


Рис. 1.22. Динамика пары параметров 2/10

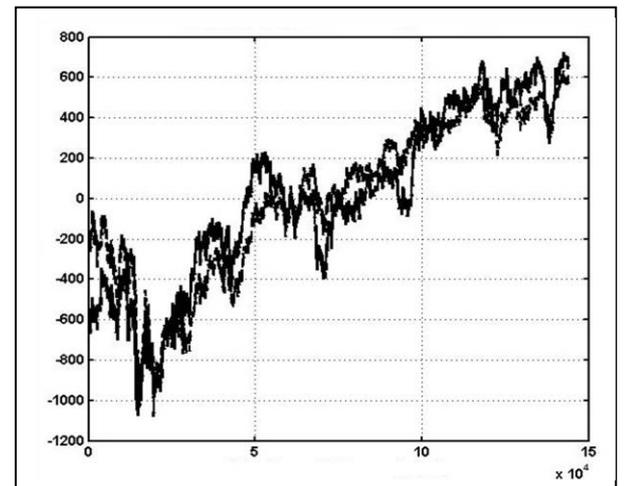


Рис. 1.23. Динамика пары параметров 2/8

Пример исследования наличия парной корреляции показывает наличие сильной зависимости между некоторыми параметрами у рассматриваемого многомерного нестационарного процесса, что является основой построения моделей и алгоритмов прогнозирования параметров СТО с поправками, учитывающими динамику регрессоров.

Также важно отметить, что при изучении параметров парных корреляций необходимо учитывать, за какой временной интервал рассматриваются исходные данные. В качестве примера, отображающего влияние данного параметра, рассмотрим изменение коэффициента парной корреляции для параметров 2/12 с шагом 1, 5 и 10 дней. Соответствующие графики представлены на рис. 1.24. Как видно, чем меньше шаг наблюдений, тем более хаотичным кажется изменение параметра парной корреляции. Однако, при увеличении

шага наблюдений, возникает задержка и, как следствие, затруднение оперативного выбора регрессоров для прогнозирования и управления.

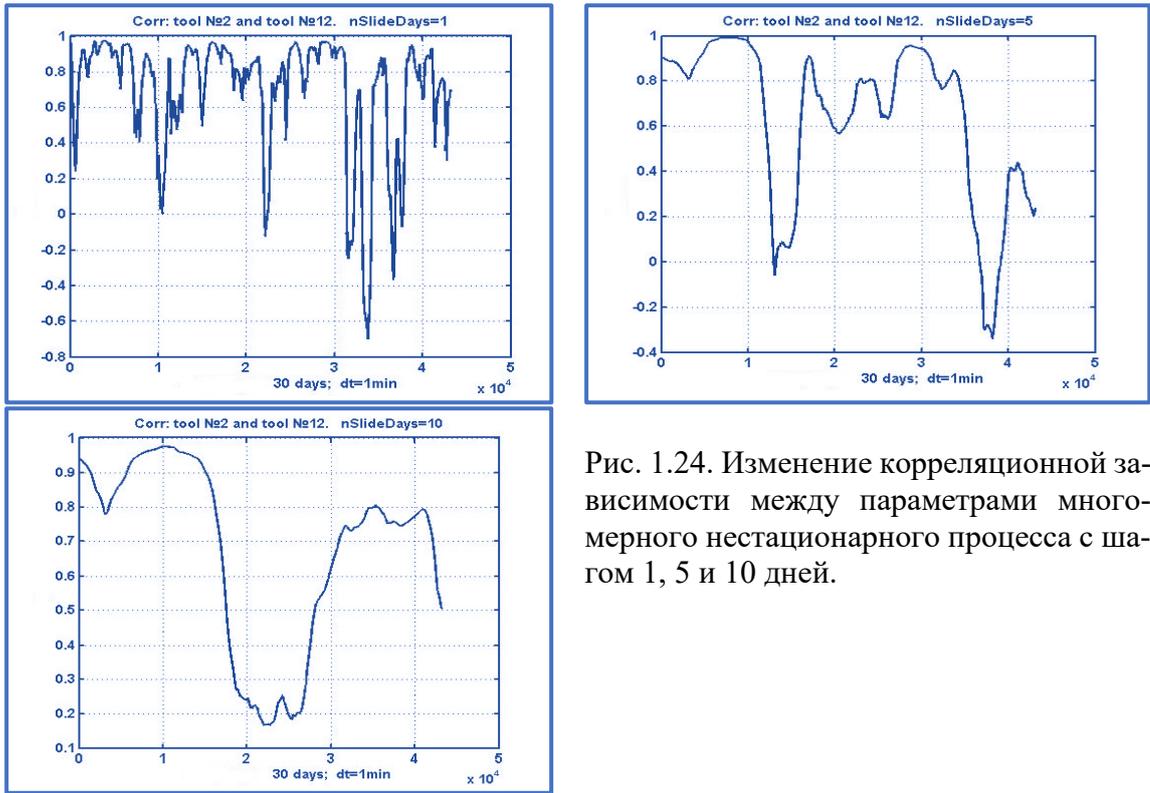


Рис. 1.24. Изменение корреляционной зависимости между параметрами многомерного нестационарного процесса с шагом 1, 5 и 10 дней.

1.5. Математические модели и формализованная постановка задачи прогнозирования нестационарных процессов и проактивного управления СТО

В основу формализации задачи прогнозирования и проактивного управления нестационарными СТО в настоящей работе заложена концепция пространства состояний [39]. Соответственно, для любого дискретного момента времени $k = 1, \dots, N$ параметры системы определяются вектором состояния $X_k = (x_1, \dots, x_M)_k$.

Эволюция вектора состояния во времени в общем случае описывается нелинейным соотношением $X_{k+1} = \varphi(X_k, W_k)$, где $W_k \in N(0, P_w)$ представляет собой случайную последовательность, интерпретируемую как флуктуационные шумы системы. Принадлежность $N(0, P_w)$ означает, что в качестве модели шумов принят стационарный гауссовский процесс с независимыми приращениями (или винеровский процесс) [12, 39] и матрицей ковариаций P_w .

Предполагается, что вектор состояния является полностью или частично наблюдаем, т. е. имеется последовательность прямых или косвенных наблюдений, несущая в себе информацию об эволюции вектора состояния СТО $Y_k = f(X_k, V_k)$, где $V_k \in N(0, P_v)$ -

вектор шумов измерений, интерпретируемый как случайные погрешности измерений, присущие любой системе мониторинга состояния СТО, P_v - ковариационная матрица шумов наблюдений. Как и для шумов системы, принадлежность $N(0, P_v)$ означает широко распространенное допущение о стационарности и гауссовости рядов наблюдений.

Заметим, что моделирование шумовых составляющих винеровским процессом во многих практических задачах является некорректным, однако они настолько комфортны с точки зрения построения оптимальных систем управления, что до сих пор сохраняются в литературе, посвященной вопросам теории управления и статистической обработки [12, 14]. В связи с этим каждое конкретное исследование в области управления требует предварительных исследований, подтверждающих или опровергающих данные предположения. В предыдущих параграфах настоящей работы проведен статистический анализ данных, полученных в процессе мониторинга ТП нефтепереработки, который показал несостоятельность гипотез о стационарности рядов наблюдаемых параметров. Также можно говорить только о приближенной сходимости к нормальному распределению, при этом будут присутствовать утяжеленные хвосты распределения - с повышенный уровень аномальных измерений. Проблема устойчивости оценок в этих условиях породила отдельное направление в рамках статистического анализа данных, получившего наименование робастная статистика [93, 99].

Для многих прикладных задач, связанных с последовательными вычислительными схемами решения задач управления, оказывается допустимой линеаризация нелинейных моделей состояния-наблюдения, что позволяет существенно упростить модели состояния и наблюдений и записать их в линеаризованном виде

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= \Phi_{k+1/k} X_k + W_{k+1}, \\ Y_k &= H_k X_k + V_k, \end{aligned} \quad (1.4)$$

где $\Phi_{k+1/k}$ - переходная матрица (или матрица изохронных производных, определяющая эволюцию состояния ОУ, H_k - якобиан, связывающий наблюдения и параметры состояния в модели косвенных измерений.

В рассматриваемом прикладном примере рассмотрена задача стабилизационного управления [132], ориентированного на удержание значений параметров вектора состояния в некоторой \mathcal{E} -окрестности рабочей точки X^* , заданной техническим регламентом ТП. В этом случае управление осуществляется в пределах относительно небольшой области вариаций и, следовательно, переход к линеаризованным моделям (1.4) является вполне корректным.

Дальнейшее упрощение связано:

- с переходом к прямым наблюдениям (1.1), когда параметры состояния либо непосредственно измеряются системой мониторинга, либо поступают в систему обработки данных уже в виде, приведенном к физическим размерностям параметров вектора состояния;
- с отказом от байесовской парадигмы, когда процесс эволюции состояния рассматривается как случайный с последующей идентификацией его в форме условного среднего, и возвращение к традиционному статистическому подходу, предполагающему, что изменение вектора состояния описывается неизвестным детерминированным сигналом (в том числе и хаотическим);
- с учетом того, что шумовая составляющая газодинамической среды существенно превышает уровень погрешностей измерительной системы мониторинга.

В этих условиях традиционная задача *ситуационного управления* стабилизацией процесса состоит в том, чтобы удерживать вектор состояния в M -мерной \mathcal{E} -окрестности регламентной рабочей точки X^* , т.е. при возникновении отклонений выше критического значений хотя по одному из параметров состояния $y_{ki} : |y_i^* - y_{ki}| > \Delta_i, \quad \forall i = 1, \dots, M$ формируется управление

$$U_k(X_k) : x_{k,i} \rightarrow x_{k+1,i} \in |x_i^* \pm \Delta_i|, \quad \forall i = 1, \dots, M.$$

Заметим, что в роли параметра управления в контексте рассматриваемого примера может выступать любой параметр состояния СТО $u_i = x_i, \quad \forall i = 1, \dots, M_u \leq M$, допускающий изменения своих значений техническими средствами управления АСУ ТП и позволяющий изменять значения выходных параметров объекта управления.

Принципиальны отличия задачи управления, рассмотренном в диссертационной работе, является переход к проактивному (или прогностическому) варианту управления, при котором, в отличие от реактивного (или ситуационного) подхода, формирование управляющего воздействия осуществляется с учетом прогнозирования изменения значений всего вектора состояния ОУ под воздействием выбранного значения управляющих воздействий.

При этом наряду со стабилизацией на проактивное управление накладывается условие *оптимизационной коррекции* по критерию превосходства, предполагающее, что показатель терминальной эффективности управления будет больше или равен эффективности процесса на текущем шаге наблюдения $Eff_k, \quad \forall k = 1, \dots, N$ или некоторого значения Eff^0 , отвечающему прототипу, с которым осуществляется предложенный вариант управления:

$$U_k(\hat{X}_k, \tilde{X}_{k+1}): X_k \rightarrow X_{k+1}: x_{k+1,i} \in |x_i^* \pm \Delta_i| \wedge \hat{Eff}_{k+1}(U_k) \geq Eff_k, \forall i = 1, \dots, M. \quad (1.5)$$

Основной проблемой перехода к проактивному управлению (1.5) является сложность построения прогноза с минимальным значением отклонения от траектории реального процесса в условиях, специфических для широкого класса задач предсказания в нестабильных системах. Примерами таких систем могут служить СТО, содержащие в себе газо-, гидродинамические и другие нестабильные процессы. Как показано в многочисленных исследованиях, посвященных данной проблеме [5, 45, 61, 157, 158], начиная с пионерских работ метеоролога Э. Лоренца [149, 150], системная составляющая X_k , $k = 1, \dots, N$ в модели (1.1) для указанных выше процессов представляет собой реализацию детерминированного хаоса. Визуально хаос проявляется в виде колебательного непериодического процесса, что в некоторых случаях используется в качестве определения хаотической динамики. Непериодическая структура системной составляющей колебаний параметров состояния СТО в рассматриваемом примере хорошо видна на ранее приведенных примерах на рис. 1.1–1.6. При этом наблюдаемая хаотическая составляющая имеет множество локальных трендов и дополнительно включает в себя аддитивную случайную компоненту с явно выраженными выбросами и, как показано в предыдущем параграфе, имеющую нестационарный характер.

Отсюда вытекает основная научная задача настоящей диссертационной работы – разработка алгоритмов прогнозирования, способных удовлетворить требованиям проактивного управления (1.5) в условиях, когда наблюдаемый процесс представляет собой реализацию аддитивной суммы динамического хаоса и нестационарного случайного процесса.

Для формализации поставленной задачи введем прогностический оператор

$$P_{k+\tau/k}: (Y_{k-L,k-1}, Y_k) \rightarrow \tilde{Z}_{k+\tau}, \quad k = L+1, \dots, N, \quad (1.6)$$

где $Y_{k-L,k-1}$, – скользящее окно наблюдения размера $\langle L-1:M \rangle$, непосредственно примыкающее к текущему моменту времени k , используемое в качестве обучающей выборки с ограниченной длиной $L-1$, $\tilde{Z}_{k+\tau}$, $k = L+1, \dots, N$ – прогнозируемые значения выходных параметров СТО.

Эффективность оператора прогнозирования, выраженная через эффективность формируемых им прогностических оценок, всегда сталкивается с двумя субъективными факторами: выбором критерия эффективности оценивания и совокупностью ограничений, обусловленных условиями решения задачи. Так, например, если в качестве показателя эффективности оценивания использовать СКО [22]

$$s = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (\hat{x}_i - Ex)^2 \right)^{1/2}, \quad (1.7)$$

то в классе всех линейных несмещенных оценок, в соответствии с теоремой Гаусса-Маркова [17, 41], оптимальными являются МНК оценки. При выполнении условия нормальности распределения наблюдений такие оценки совпадают с оптимальными оценками, основанными на методе максимального правдоподобия [41, 81]. В случае отказа от условия несмещенности оценок, в качестве показателя эффективности используется более корректный показатель эффективности, называемый *полный квадрат ошибки (ПКО)*, представляющий собой сумму дисперсии и квадрата смещения b^2 или

$$g^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} (\hat{x}_i - x)^2 = s^2 + b^2. \quad (1.8)$$

В этом случае вообще не удастся построить равномерно оптимальные оценки, однако можно, используя критерий превосходства, построить класс оценок Джеймса-Стейна, равномерно превосходящих по точности оценки по МНК [146].

Следуя общей методике оценки эффективности систем [59, 87, 101, 102], будем разделять критерии эффективности на необходимые (критерии пригодности) и достаточные (критерии оптимальности). В условиях рассматриваемой задачи, когда изучаемые процессы являются сугубо нестационарными, получить точные выражения для прогностических оценок (1.6), отвечающих критерию равномерной оптимальности (т.е. оценку, обладающие минимальной мерой рассеяния среди всех допустимых оценок), не удастся. Поэтому в работе в основном используются критерии превосходства, причем доказательное обоснование выполнения критерия строится на основе статистического усреднения по множеству реализаций реальных данных. При этом в качестве собственного показателя качества прогнозирования, естественно, использовать традиционные оценки точности (1.7-1.8).

Важно отметить, собственные показатели качества алгоритмов прогнозирования имеют смысл для обоснования математического результата, однако еще не доказывают их практическую значимость. Например, повышения точности на 3-5% могут не иметь никакого значения, если точность исполнительных механизмов является существенно более низкой. В то же время в системах с поточным производством и проактивным управлением даже небольшой рост точности прогноза может дать очень большой экономический эффект. В связи с этим в настоящей работе осуществляется терминальная оценка эффективности алгоритмов прогнозирования, опосредованная через оценки повышения эффективности системы проактивного управления, в которую они встроены.

В общем случае задача формулируется на основе критерия превосходства в следующем виде. Пусть в результате проведенных исследований сформирован новый алгоритм

прогнозирования (1.6), характеризуемый прогностическим оператором $P_{k+\tau/k}$, отличающийся от уже известного оператора-прототипа $P_{k+\tau/k}^0$.

Алгоритм прогнозирования, определяемый оператором $P_{k+\tau/k}$, будет эффективным по критерию пригодности, если он обеспечивает выполнение условия

$$U_k(X_k, P_{k+\tau/k}(X_k)): X_k \rightarrow X_{k+\tau}: x_{k+\tau,i} \in \{|x_i^* \pm \Delta_i| \wedge \Omega_{\text{дон}}^i\}, \quad \forall i=1, \dots, M \quad (1.9)$$

где $\Omega_{\text{дон}}^i$ - область допустимых значений i -го параметра состояния. Иными словами, алгоритм прогнозирования является допустимым, если в результате его применения в системе проактивного управления система обеспечит режим стабилизации ОУ

$$x_{k+\tau,i} \in |x_i^* \pm \Delta_i|, \quad \forall i=1, \dots, M \quad (1.10)$$

и каждый из параметров состояния будет находиться в пределах области допустимых значений

$$x_{k,i} \in \Omega_{\text{дон}}^i, \quad \forall i=1, \dots, M, \quad k=1, \dots, N. \quad (1.11)$$

Алгоритм прогнозирования, определяемый оператором $P_{k+\tau/k}$, будет эффективным по критерию превосходства, если он обеспечивает выполнение условия

$$U_k(X_k, P_{k+\tau/k}(X_k)): X_k \rightarrow X_{k+\tau}: \text{Eff}(Z_{k+\tau}) \geq \text{Eff}(Z_{k+\tau}^0), \quad k=L+1, \dots, N, \quad (1.12)$$

где $\text{Eff}(Z_{k+\tau})$, $\text{Eff}(Z_{k+\tau}^0)$, $k=L+1, \dots, N$, соответственно значения показателей эффективности проактивного управления и управления, основанного на ситуационном подходе, используемом в настоящее время для управления СТО. Для сравнительного анализа эффективности алгоритмов гибридного прогнозирования по отношению к традиционным статистическим алгоритмам прогнозирования в качестве сравниваемого значения $\text{Eff}(Z_{k+\tau}^0)$, $k=L+1, \dots, N$ используются показатели эффективности также проактивного управления, но основанного на традиционных статистических алгоритмах прогнозирования без адаптационной коррекции на основе технологий ИАД.

Следует обратить внимание на два важных обстоятельства:

1. Критерий превосходства можно использовать только в совокупности с критерием пригодности;

2. Если критерий пригодности (1.9–1.11) предполагает обязательное выполнение для любой реализации, то критерий превосходства (1.12), наоборот, следует использовать с использованием статистического подхода. В этом случае усредненный результат позволяет получить более устойчивую оценку результативности исследуемого объекта. Таким образом, выражение для оценки эффективности пошагового корректирующего проактивного управления с встроенным оператором прогнозирования $P_{k+\tau/k}$ будет иметь вид

$$Eff\{U(X, P_{k+\tau/k}(X))\} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (Eff_k - Eff_k^0)^2 \quad (1.13)$$

или, в относительных единицах

$$Eff\{U(X, P_{k+\tau/k}(X))\} = \sum_{k=1}^N (Eff_k - Eff_k^0)^2 / \sum_{k=1}^N Eff_k \quad (1.14)$$

Показатель эффективности управления является внешним по отношению к рассмотренной задаче, т. е. задается субъективно, исходя из требований вышестоящего уровня управления. В частности, для установки нефтеперегонки, в зависимости от требований менеджмента предприятия (ERP уровень управления предприятием) в качестве показателя эффективности могут выступать такие величины, как выход бензина, керосина, дизельного топлива, суммарный выход светлых нефтепродуктов и т. п. Конкретные значения этих показателей формируются в процессе мониторинга состояния ТП.

1.6. Уточненная постановка задачи прогнозирования и проактивного управления на примере задачи стабилизационного корректирующего управления технологическим процессом

Конкретизация формализованной постановки процесса управления, осуществленной в предыдущем параграфе диссертации, основана на иерархии взаимосвязанных математических моделей, описывающих различные аспекты функционирования системы управления. Традиционная структурная модель М описывает систему управления в виде известной триады множеств $M = \langle U, X, Y \rangle$, где U – множество управляющих воздействий, X – множество параметров состояния ОУ, Y – множество выходных параметров [12]. Структура соответствующей модели представлена на рис. 1.25

Далее, входные процессы разделяется на параметры входных потоков $P = (p_1, \dots, p_{np})$, управляющих воздействий $U = (u_1, \dots, u_{nu})$, воздействий среды погружения $W = (w_1, \dots, w_{mw})$. В свою очередь, множество выходных процессов $Y = (y_1, \dots, y_{ny})$ включает в себя множество наблюдений, формируемых системой мониторинга СТО, и используется для оценки текущего состояния рассматриваемого объекта и формирования управляющих воздействий.

Физическая составляющая выхода СТО состоит из множества материальных потоков. Общая структура данных, формируемых системой мониторинга ТП, приведена в табл. 1.5

Таблица. 1.5. Структура данных, формируемых в процессе мониторинга состояния ТП

<p>Входные параметры:</p> <ul style="list-style-type: none"> - возмущающие параметры; - параметры управления; - параметры сырьевых потоков; - параметры энергетического обеспечения 	<p>Параметры состояния:</p> <ul style="list-style-type: none"> - параметры материальных потоков; - параметры технического состояния установки и системы мониторинга 	<p>Выходные параметры:</p> <ul style="list-style-type: none"> - параметры потоков выходной продукции; - online параметры качества продукции; - параметры результатов лабораторных анализов
--	--	--

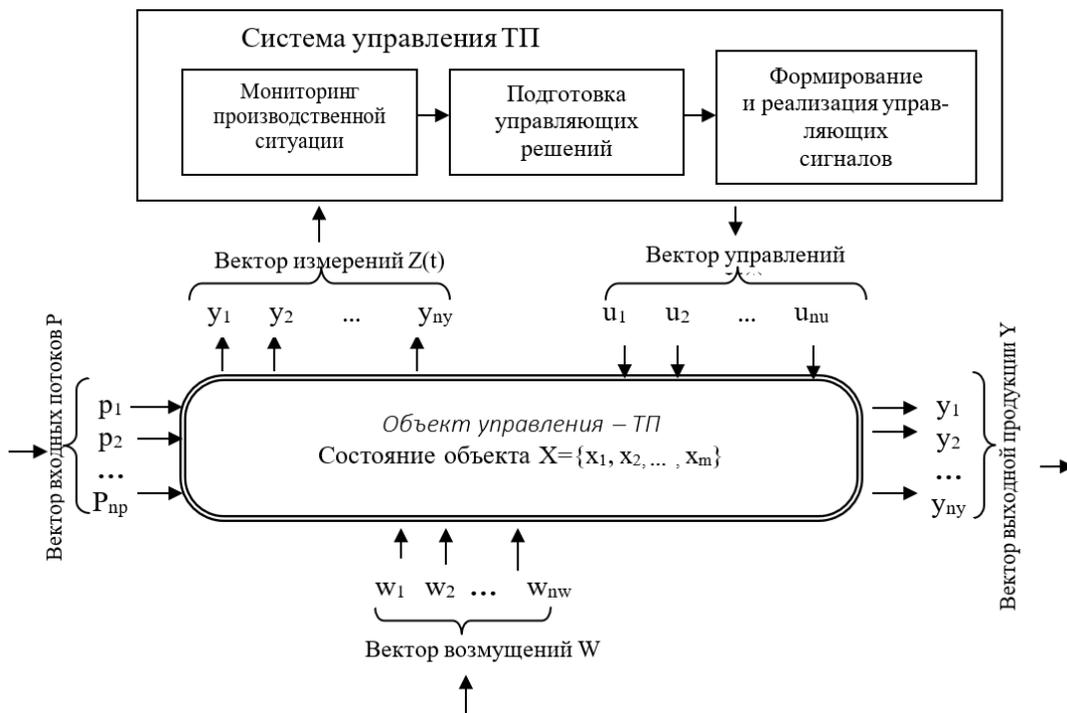


Рис. 1.25. Структурная схема оперативного управления СТО

Для приведенной дескриптивной модели необходимо сделать ряд уточнений, необходимых для её практического использования:

1. Рассматриваемым объектом управления является ТП, параметры которого изменяются во времени. Основной изменения вектора состояния ТП являются управления, обусловленные сменой производственного режима, т. е. изменения требований к объему, виду или свойствам выходной товарной продукции.

Следует отметить, что большинство сложных технических объектов относятся к открытым системами, которые взаимодействуют со средой функционирования, оказывающей определенные возмущающие воздействия, которые, совместно с внутренними возмущениями, порождают вектор шумов рассматриваемой системы W_k , $k = 1, \dots, N$. В результате

этого технические параметры, образующие элементы вектора состояния СТО X_k , $k = 1, \dots, N$, также изменяются во времени.

2. Эволюционное изменение параметров состояния системы может изменяться скачкообразно (что может быть связано, например, с отказом какой-либо подсистемы). Данный факт также определяет возможность моделирования эволюции состояния СТО.

3. Оперативное управление рассматриваемым объектом происходит в условиях, связанных с неопределенностью и особенностями физических процессов, протекающих в технологической установке. Источником неопределенности, как уже указывалось, могут служить нестабильные газо- и термодинамические особенности среды погружения, а также погрешности КИП, не полностью контролируемые параметры состояния СТО и т.п.

Дальнейшее развитие общей модели СТО требует уточнения вариаций структуры и данных, формируемых системой мониторинга и образующих информационную платформу построения проактивной системы управления.

Следует заметить, что разделение параметров на группы носит условный и неоднозначный характер. Например, на некоторых ТУ количество определенной выходной продукции также может являться управляемым параметром. Таким образом, поток продукции может быть одновременно и управляемым, и выходным параметром.

Рассмотрим особенности формализации задачи управления СТО, применительно к рассматриваемой задаче управления ТП.

Множество отвечающей данной модели идентификаторов представлено в таблице 1.6.

Таблица 1.6. Основные идентификаторы модели управления

Параметры	Идентификаторы
Дискретное время	$k = 1, \dots, N$
Массив параметров состояния СТО	$X_k = (x_1, \dots, x_{M_x})_k$
Массив наблюдений	$Y_k = (y_1, \dots, y_{M_y})_k$
Массив параметров выходной продукции	$Z_k = (z_1, \dots, z_{M_z})_k$
План выпуска	$Z_o = (z_{10}, \dots, x_{M_x, 0})$
Показатели качества l-го продукта, $l=1, \dots, nL$	$Q_l = \{q_1, q_2, \dots, q_{nW}\}_l$
Доп. граница показателей качества продукции	$Q_{l0} = \{q_1, q_2, \dots, q_{nW}\}_{l0}$
Последовательность управлений	$U = \{u_{ik}, i = 1, \dots, M_u, k = 1, \dots, N\}$

Для задачи проактивного управления исходными данными служат:

1. Оперативные наблюдения $Y_{1,k} = (Y_1, \dots, Y_k)$, $k = 1, \dots, N$, отражающие текущее состояние ТП (1.1), где отсчет k соответствует текущему времени, последовательно формируются системой мониторинга ТП и хранятся в БД установки и предприятия.

2. Совокупности ограничений (1.11) априори накладывает на параметры состояния ТП. Параметры управления и возникающие во время их реализации состояния ТП должны отвечать критерию пригодности (1.9). В частности, параметры состояния, образующие потоки выходной продукции должны обеспечивать выполнение производственного задания, а показатели качества каждого вида продукции должны отвечать требованиям соответствующих стандартов.

3. При формировании технологии проактивного управления выходной результат, помимо условия пригодности (1.11), должен удовлетворять дополнительным требованиям, определяющим его превосходство по отношению к существующим методам и технологиям (1.12).

4. В условиях нестационарности наблюдаемых процессов не удается аналитически обосновать равномерное превосходство той или иной технологии прогнозирования. В связи с этим на практике используется более мягкий критерий превосходства (1.12), ориентированный на построении прогноза и отвечающего ему управления, обеспечивающего в среднем более высокую эффективность, чем существующий прототип U^0 , т. е. $Eff(U) \geq Eff(U^0)$. При этом формируемое управление одновременно должно удовлетворять критерию пригодности (1.9–1.11).

Перечисленные пункты 1–4 полностью определяют задачу построения алгоритмов прогнозирования и оценку их эффективности через показатели эффективности проактивного управления СТО.

Главной особенностью решаемой задачи, связанной с нестабильными средами погружения, является тот факт, что условия стационарности исходных рядов наблюдений, как было показано в предыдущих параграфах настоящей работы, не выполняются. Шумы системы отражают крайне сложные нестабильные физические процессы, описываемые турбулентной динамикой газовой среды внутри технологической установки. Это означает, как минимум, что условия оптимальности традиционных оценок максимального правдоподобия или наименьших квадратов выполняться не будут. Тем не менее, полный отказ от статистических оценок также не рационален. В частности, МНК при любом распределении вероятностей шумов наблюдений обеспечивает минимум суммы квадратов отклонений наблюдений от формируемой модели, что дает весьма качественное начальное приближение. Отсюда возникает главная идея, реализованная в настоящей работе и посвященная

построению гибридных алгоритмов прогнозирования, и опосредованной оценке их эффективности через показатели качества проактивного управления СТО.

Под гибридным алгоритмом в данной работе понимается сочетание традиционных алгоритмов многомерного статистического анализа с компьютерной математикой Data Mining, ориентированной на динамическое извлечение знаний из совокупности данных, хранящихся в БД. При этом, учитывая быстрое устаревание данных, для прогнозирования нестационарных процессов используются результаты мониторинга, ограниченные скользящим окном наблюдения, непосредственно предшествующем времени формирования управляющего решения.

В качестве алгоритмов ИАД используются вычислительные схемы, основанные на методе эволюционного моделирования [165] и нейросетевом алгоритме с обратным распространением ошибки [6, 7, 19, 21, 31].

1.7. Выводы к главе 1

1. На основе критического обзора современного состояния систем управления СТО установлено, что наиболее перспективный подход к совершенствованию соответствующих СУ связан с внедрением технологий проактивного управления. Развитие данного направления требует решения фундаментальной проблемы прогнозирования состояния многомерных динамических систем. Переход от идеализированных статистических моделей, основанных на комфортных гипотезах о стационарности, независимости, гауссовости, эргодичности к разработке вычислительных схем прогнозирования, способных формировать устойчивое и эффективное предсказание состояния СТС, требует разработки качественно новых моделей и алгоритмов, использующих весь арсенал классического и современного математического инструментария, в том числе последних достижений в области компьютерной математики.

2. В качестве практического примера рассмотрена задача оперативного стабилизационного управления ТП нефтепереработки, основанная на анализе и обработке реальных данных, сформированных системой мониторинга АСУ ТП. В настоящее время управление носит ситуационный (реактивный) характер и осуществляется дежурной сменой операторов и стабилизационными контурами обратной связи с ПИД регуляторами. Установлено, что протекающие в технологической установке процессы, в частности, газодинамические процессы в ректификационных колоннах, характеризуются крайне сложной нестационарной динамикой с наличием множества сильных взаимозависимостей между параметрами состояния. Изменение любого управляющего параметра неизбежно ведет не только к

изменения выходных параметров, но и к изменению других параметров состояния ТП. Это приводит к серьезным проблемам в управлении технологической установкой, в результате которых возникают значительные вариации показателей качества выходной продукции. Следствием таких проблем в управлении ТП является необходимость в высоком запасе по качеству, и, как результат, в повышении стоимости выходной продукции.

3. Проведенный в первой главе анализ динамических и статистических характеристик рядов наблюдений, образованных результатами мониторинга ТП, позволил сделать следующие практически важные выводы:

- систематическая составляющая в модели наблюдений является колебательным непериодическим процессом, что полностью соответствует модели динамического хаоса, характерного для нестационарной газодинамической и термодинамической среды внутри ректификационной или дистилляционной установки. Традиционно используемые в задачах проектирования детерминированные модели, основанные на системе дифференциальных уравнений, непригодны для оперативного управления СТО, поскольку не в состоянии учесть случайный и, более того, нестационарный характер протекающих в установке физических процессов;

- для вектора состояния и управления СТО характерны скачкообразные изменения состояния, вызванные действиями дежурных смен операторов с целью стабилизации его рабочей точки в окрестности регламентных значений;

- случайная составляющая модели наблюдений, формируемых системой мониторинга СТО, представляет собой достаточно сложный нестационарный процесс, допускающий дальнейшую декомпозицию методами статистического анализа данных.

- прогнозирование на основе полиномиальной экстраполяции, основанное на анализе ретроспективных данных, столь же непригодно для проактивного управления, как и экстраполяция интегральной кривой. Подобные решения имеют значительные отклонения от траектории реального процесса, а следовательно, не отражают колебания, имеющие значительное значение при решении задачи оценивания и прогнозирования.

4. Для выделения системной компоненты из последовательности прямых наблюдений использовались методы последовательной статистической фильтрации. Процесс выделения системной составляющей из последовательности наблюдений, формируемой системой мониторинга, неизбежно сталкивается с рядом проблем.

Недостаток простейшего экспоненциального фильтра состоит в том, что он не учитывает параметры скорости и ускорения сглаживаемого процесса. В связи с этим для формирования системной составляющей контролируемого процесса предлагается использовать полиномиальный фильтр Калмана 2-го или 3-го порядков. Следует учитывать

традиционную для классического калмановского фильтра проблему низкой динамической устойчивости. Для её решения необходимы модификации фильтра Калмана, общая суть которых состоит в минимизации коэффициента передачи до некоторого ненулевого значения, обеспечивая тем самым компромисс между динамической устойчивостью и ограничением стохастической ошибки фильтрации.

5. Разделение общей динамики рядов наблюдения состояния СТО на системную компоненту и её случайную составляющие носит приблизительный, условный характер, который определяется внешними факторами, а также требует уточнения для решения каждой отдельно взятой задачи.

6. Корреляционный анализ исходных «сырых» данных, получаемых от системы мониторинга СТО, показал наличие в них локальных упорядоченных структур.

В соответствии с общей теорией эффективности сформулированы базовые критерии оценки качества прогнозирования и проактивного управления СТО. Указано, что специфика нестационарной динамики наблюдаемых процессов затрудняет возможности чисто аналитических исследований оптимальности формируемых решений. В связи с этим для оценки эффективности внедрения алгоритмов прогнозирования в систему проактивного управления, целесообразно использовать критерии превосходства по отношению к существующему реальному управлению, осуществляемому дежурной сменой операторов.

2. ГИБРИДНЫЕ АЛГОРИТМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ НЕСТАЦИОНАРНЫХ СЛОЖНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

2.1. Адаптивный алгоритм мультирегрессионного прогнозирования состояния нестационарного объекта управления

Традиционная технология последовательного прогнозирования состояния СТО по наблюдениям, содержащим стохастическую компоненту, основана на математическом аппарате многомерной регрессии [13]. В общем случае многомерная регрессия представляет собой обобщение алгоритма одномерной линейной регрессии для ситуации нескольких взаимосвязанных переменных X , которые определяют структуру базовой модели. Алгоритм множественной регрессии включает описание зависимости прогнозируемых параметров от значений входных параметров, т. е. регрессоров, являющихся параметрами управления и состояния СТО. Для формирования линейного прогноза применение регрессионного анализа заключается в возможности последовательного оценивания параметрами состояния, управления и параметрами выхода СТО.

Предположим, что средние значения прогнозируемых выходных характеристик СТО $Z_{k+\tau} = (z_1, \dots, z_{M_y})_{k+\tau}$, $k = 1, \dots, N$ связаны с параметрами состояния, в состав которых входят и параметры управления $X_k = (x_1, \dots, x_{M_x})_k$, $k = 1, \dots, N$ функциональной зависимостью вида

$$Z_{k+\tau} = f(X_k) + V_k, \quad k = 1, \dots, N, \quad (2.1)$$

называемой функцией регрессии. При этом предполагается, что аддитивные шумы являются центрированными $EV_k = 0$, $k = 1, \dots, N$. Задача оценивания регрессии состоит в установлении формы связи между зависимыми и независимыми переменными. Для рассматриваемой в работе задачи корректирующего управления функциональная зависимость (2.1) допускает линеаризацию, что позволяет ограничиться моделью линейной регрессии

$$Z_{k+\tau} = C_k X_k + V_k, \quad k = 1, \dots, N, \quad (2.2)$$

Быстрое устаревание данных, формируемых нестационарным процессом, приводит к известным рекомендациям [52], в соответствии с которыми в качестве исходных данных используется многомерная выборка на скользящем окне наблюдения размером L . В этом случае исходные массивы данных на каждом шаге прогнозирования задаются матрицами

$$X_{L:M_x} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1M_x} \\ x_{12} & x_{21} & \dots & x_{2M_x} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{L1} & x_{L2} & \dots & x_{LM_x} \end{bmatrix}; \quad Z_{L:M_y} = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \dots & z_{1M_x} \\ z_{12} & z_{21} & \dots & z_{2M_x} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ z_{L-\tau,1} & z_{L-\tau,2} & \dots & z_{L-\tau,M_x} \end{bmatrix}$$

Тогда, исходя из минимизации квадратичного функционала,

$$V^T V = (Z - XC)^T (Z - XC) = Z^T Z - 2C^T X^T Z + C^T X^T XC,$$

т.е. на основе МНК, получаем известное матричное выражение для прогностического коэффициента передачи линейной регрессии

$$C = (X^T X)^{-1} X^T \quad (2.3)$$

В этом случае алгоритм линейного регрессионного прогноза описывается простейшим матричным соотношением вида

$$Z_{k+\tau} = C_k X_k, \quad (2.4)$$

где $Z_{k+\tau} = (z_1, \dots, z_{M_z})_{k+\tau}^T$, а в роли регрессоров используются лишь те параметры состояния, которые допускают манипуляцию значениями в процессе управления, т. е. параметры управления $U_k = (u_1, \dots, u_{M_u})_k^T$.

Традиционная схема линейной регрессии включает в себя важные допущения, известные как условия Гаусса-Маркова [13, 83].

Данный алгоритм вписывается в требования к адаптации, связанной с изменением коэффициента парной корреляции, что было описано в главе 1.

При этом важно отметить, что нельзя использовать параметры с коэффициентом корреляции больше 0.9, поскольку в матрице нормальных уравнений с МНК возникает вырожденность или плохая обусловленность.

Второй особенностью разработанного алгоритма является применение скользящего окна наблюдения, организация которого представлена на рис. 2.1. Особое внимание следует обратить на то, что в рамках данного окна выходной массив прогнозируемых значений $Z_{L:M_y}$ должен быть сдвинут назад на τ отсчетов относительно массива регрессоров $X_{L:M_x}$.

Алгоритм программной реализации метода многомерного регрессионного прогно-

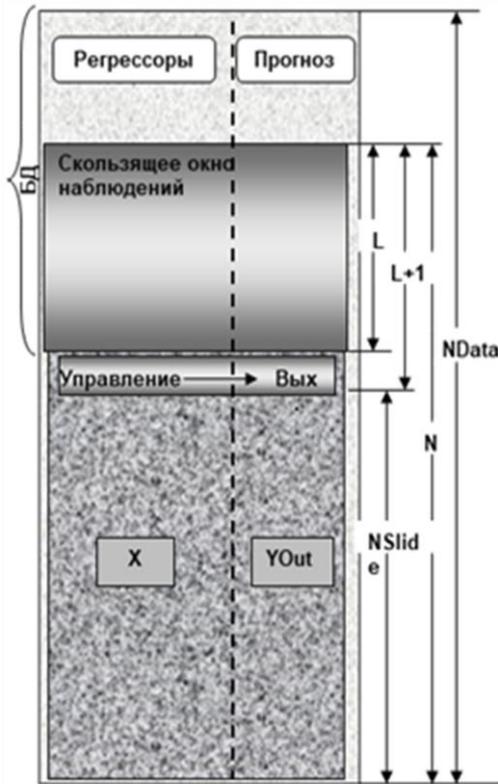


Рис. 2.1. Структура скользящего окна наблюдения

зирования с автоматическим выбором параметров состояния, используемых для управления СТО, представлен на рисунке 2.2.

Данная процедура производит загрузку исходных данных, в которой выделяются массивы обработки на начальном окне наблюдения, осуществляется их экспоненциальная нормировка, устанавливается задание на процессы обучения, тестирования и собственно прогноза.

На скользящем интервале наблюдений происходит основной цикл прогнозирования. На каждом шаге, при этом, осуществляется коррекция текущих средних значений и ковариационных структур.

Прогноз осуществляется описанным ранее путем векторного перемножения центрированных текущих значений данных монито-

ринга и матричного коэффициента передачи МНК-фильтра (2.3, 2.4). Обоснование оптимальности такого подхода непосредственно вытекает из известной теоремы Гаусса-Маркова [42, 83, 89].

Значения на выходе прогнозатора представляют собой вектор развития выходных параметров. В роли показателей качества, как правило, используется среднеквадратическое отклонение (СКО) прогноза или средние значения полученных ошибок.

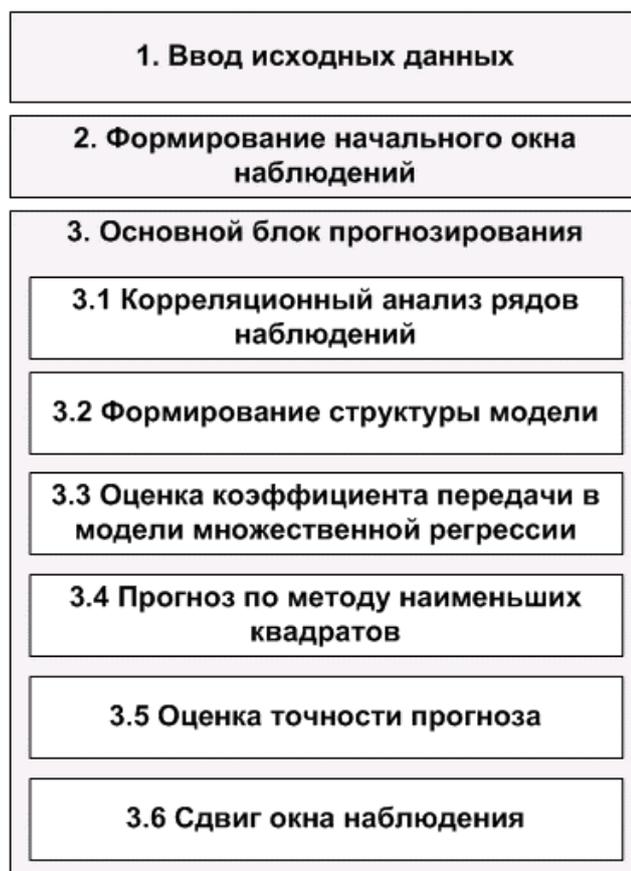


Рис. 2.2. Структурная схема прогнозирования на основе алгоритма множественной регрессии

Результаты прогнозирования на основе множественной регрессии представлены на рис. 2.3. На верхнем графике представлен прогнозируемый участок наблюдений выходного параметра СТО и соответствующий ему график прогноза, основанный на методе множественной регрессии. На нижнем графике приведено изменение значения относительной ошибки прогноза в процентах.

Как видно, данный алгоритм позволяет получить прогноз, достаточно близкий к траектории реального процесса (среднее относительное значение погрешности не превышает 9%).

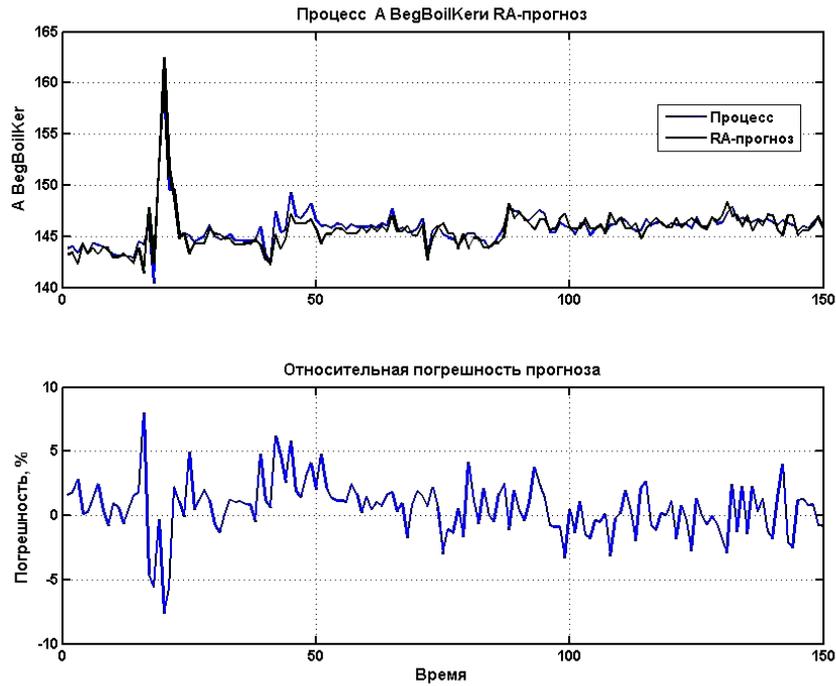


Рис. 2.3. Результаты прогнозирования на основе множественной регрессии

Особенности программной реализации модуля прогнозирования приведены в главе 4.

2.2. Унифицированная схема прогнозирования и идентификации на основе метода канонических корреляций

Метод канонических корреляций представляет собой обобщение множественной корреляции для случая, когда имеется две взаимосвязанных переменных X и Y или более [9, 78, 79]. С точки зрения формирования линейного прогноза применение канонических корреляций означает возможности одновременного оценивания группы взаимосвязанных выходных параметров, рассматриваемых как обобщенные линейные комбинации взаимосвязанных параметров управления и состояния. Рассмотрим математический аппарат канонических корреляций. Определим возможные линейные комбинации для q переменных Y и p переменных X в генеральной совокупности: $X^* = \sum_{i=1}^p \alpha_i X_i$; $Y^* = \sum_{j=1}^q \beta_j Y_j$.

К задачам канонических корреляций относится определение коэффициентов α_i и β_j [78, 79, 80].

Рассмотрим алгоритм многомерного анализа, основанные на методе канонических корреляций, при котором исходный массив разбивается на наблюдаемую и ненаблюдаемую

часть: $X \in N_p \{ \mu_1, P_1 \}$ и $Y \in N_q \{ \mu_2, P_2 \}$. В таком случае ковариационная матрица будет иметь вид:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{bmatrix}. \quad (2.5)$$

Тогда коэффициент корреляции будет иметь вид:

$$\rho_c = \frac{\text{cov}(X\alpha, Y\beta)}{\sqrt{\text{var}(X\alpha) \cdot \text{var}(Y\beta)}} = \frac{\alpha^T P_{12} \beta}{\sqrt{(\alpha^T P_{11} \alpha) \cdot (\beta^T P_{22} \beta)}}.$$

Предположим теперь, что состояние СТО в момент времени k описывается (с достаточной точностью) m параметрами, объединенными в вектор $X = (x_1, \dots, x_m)$. Геометрически это означает, что состояние системы представляется точкой в m – мерном фазовом пространстве R^m . Пусть имеются результаты измерений этих параметров в моменты времени $k=1, \dots, N$. Объединим полученные результаты измерений в матрицу X размерности $n \times m$. Строка этой матрицы с номером i представляет собой результат i -го векторного измерения, $i = 1, \dots, n$, столбец с номером j – совокупность n значений измерений j -го параметра в каждом из измерений, $j = 1, \dots, m$. Данные выражения основаны на *методе канонических корреляций* [78, 79, 80].

Задача состоит в том, чтобы на основании имеющихся исходных данных уточнить или создать математическую модель, которая бы подходила для решения задач как прогнозирования, так и управления. В случае нестационарных процессов модель не является универсальной и требует постоянной перенастройки.

В случае, если данные нормированы, строятся оценки ковариационной и корреляционной матрицы. Вторая оценка (матрица корреляций) включает нормировку по СКО; если эта операция уже проведена, то данные оценки совпадают. Данные расчеты проводятся для известных a и P , которые заменяются их оценками. При этом качество оценки будет зависеть от размера и достоверности исходных данных.

Рассмотрим следующую задачу: имеется m параметров, из которых p являются наблюдаемыми, а остальные q – ненаблюдаемыми. Необходимо оценить прогнозируемые параметры по имеющимся исходным данным.

В качестве допущения, будем считать, что исходные данные уже нормированы и центрированы. Ковариационная матрица будет иметь вид (2.5), где P_{11} – ковариационная матрица наблюдаемых параметров, значения которых получено в процессе мониторинга, P_{22} – ковариационная матрица прогнозируемых параметров, P_{12} – взаимная ковариационная матрица ненаблюдаемых и наблюдаемых параметров.

Задача заключается в поиске матрицы весовых коэффициентов C из условия минимизации среднего значения суммы квадратов невязок:

$$\text{tr} E[(x_2 - C \cdot x_1)^T (x_2 - C \cdot x_1)] \rightarrow \min.$$

Преобразуем данное выражение к виду:

$$\begin{aligned} \text{tr} E[(x_2 - C \cdot x_1)^T (x_2 - C \cdot x_1)] &= \\ &= \text{tr} [E(x_2 x_2^T) - C \cdot E(x_1 x_2^T) - E(x_2 x_1^T) \cdot C^T + C \cdot E(x_1 x_1^T) \cdot C^T] = \\ &= \text{tr} [P_{22} - C \cdot P_{12} - P_{21}^T \cdot C^T + C \cdot P_{11} \cdot C^T] \rightarrow \min. \end{aligned}$$

Подставляя исходные данные, формула для оптимальной линейной оценки вектора X_2 по известному вектору X_1 будет иметь вид:

$$\hat{X}_2 = E(X_2) + P_{12}^T \cdot P_{11}^{-1} \cdot (X_1 - E(X_1)). \quad (2.6)$$

Используем выборочные оценки:

$$\hat{X}_2 = \bar{X}_2 + \hat{P}_{12}^T \cdot \hat{P}_{11}^{-1} \cdot (X_1 - \bar{X}_1).$$

В терминах задачи прогнозирования выходных характеристик СТО, рассмотренной в предыдущем параграфе, выражение (2.7) будет иметь вид:

$$\tilde{Z}_{t+\tau} = \bar{Z}_{t-L,t} + \hat{P}_{UZ}^T \cdot \hat{P}_u^{-1} \cdot (U_t - \bar{U}_{t-L,t}). \quad (2.7)$$

Подставим найденное значение матрицы \hat{C} в выражение среднего значения суммы квадратов невязок. Тогда ковариационная матрица погрешностей оценки примет вид:

$$\begin{aligned} P_v &= P_{22} - 2C \cdot P_{12} + C \cdot P_{11} \cdot C^T = P_{22} - 2P_{12}^T \cdot P_{11}^{-1} \cdot P_{12} + P_{12}^T \cdot P_{11}^{-1} \cdot P_{11} \cdot P_{11}^{-1} \cdot P_{12} = \\ &= P_{22} - P_{12}^T \cdot P_{11}^{-1} \cdot P_{12}. \end{aligned}$$

Диагональные элементы этой матрицы представляют собой дисперсии оценок соответствующих компонент (в безразмерных величинах). Обычно рассчитанные по этой формуле доверительные интервалы оказываются чрезмерно пессимистическими. Дисперсии можно найти, вычисляя суммы квадратов погрешностей при прогнозировании по имеющемуся набору данных, но она будет иметь отношение только к этим данным. Вопрос о ее связи с соответствующими теоретическими характеристиками зависит от объема и представительности имеющейся выборки.

Функциональная структура модуля прогнозирования, реализованного на основе метода канонических корреляций (или СС-прогнозатора) с использованием скользящего окна наблюдения аналогична структуре модуля на основе многомерного регрессионного анализа и приведена на рис. 2.4.

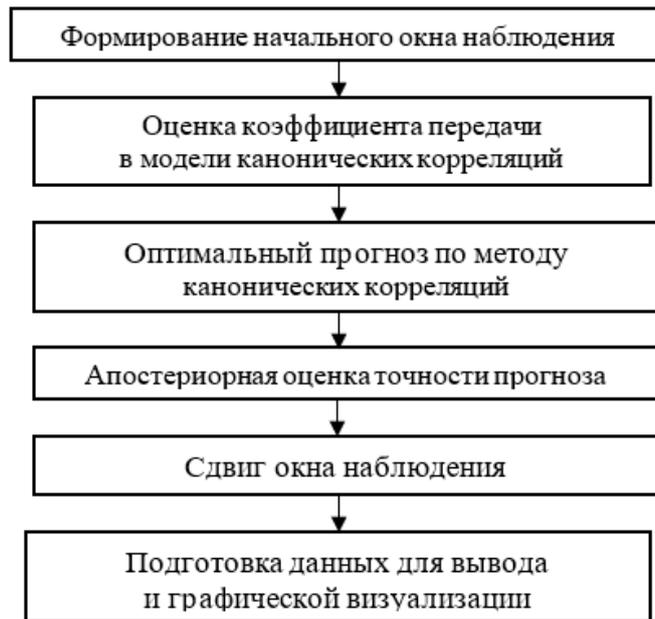


Рис. 2.4. Структура программы прогнозирования на основе метода канонических корреляций

При этом обучение осуществляется на основе данных со скользящего окна наблюдения.

Результаты прогнозирования, основанные на методе канонических корреляций, представлены на рис. 2.5.

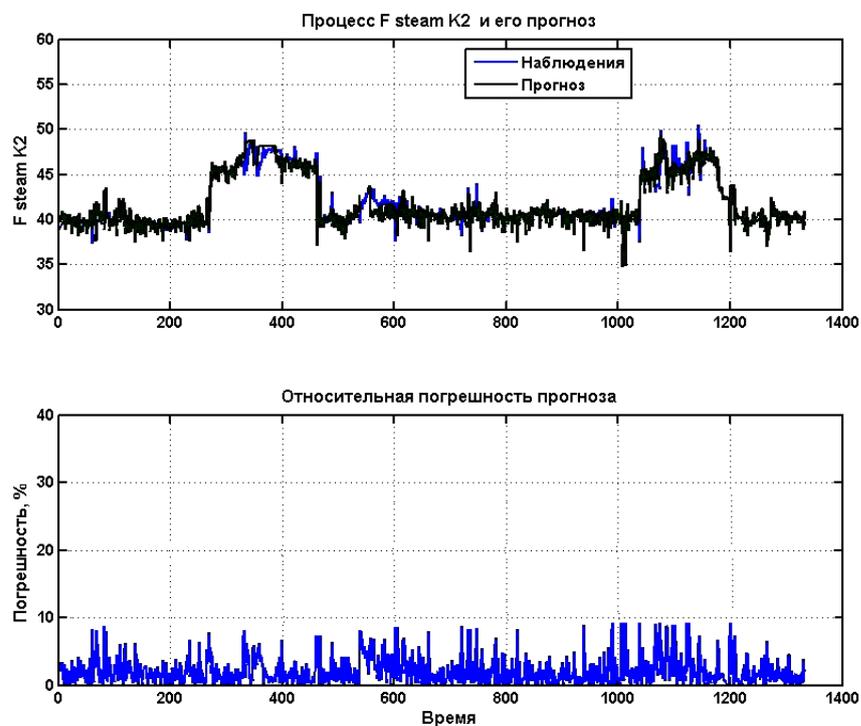


Рис. 2.5. Результаты прогнозирования на основе канонических корреляций

Как видно из рис. 2.5, представленный в параграфе алгоритм прогнозирования позволяет получить среднее относительное значение погрешности, не превышающее 7–8%, что связано с ограничениями на исходные данные (стационарность, нормальность, независимость и т. п.).

2.3. Гибридный алгоритм прогнозирования многомерных нестационарных процессов с использованием метода эволюционного моделирования

Как отмечалось ранее, предложенные выше статистические алгоритмы обеспечивают наилучшее решение при выполнении ряда ограничений (стационарности, однородности, нормальности, независимости и т. п.), которые, как было показано в главе 1, на практике не выполняются. Однако полный отказ от статистических алгоритмов прогнозирования состояния СТО также не рационален, универсальность квадратического критерия позволяет получить хорошие начальные приближения к усредненной динамике прогнозируемого процесса. Отсюда возникают разработанные в диссертации предложения по формированию гибридного алгоритма, сочетающего в себе алгоритмы многомерного статистического анализа с саморазвивающейся вычислительной схемой, основанной на методе эволюционного моделирования. В качестве такого корректирующего алгоритма в работе используется метод эволюционного моделирования, нашедший широкое практическое применение в классе задач ИАД. В качестве основы используется идея замены оптимизации динамической системы на процесс ее эволюции. По существу, в данном случае подразумевается стохастическая самоорганизация прикладной математической модели.

Предположим, что на основе традиционного статистического алгоритма $A\{S(A), x\}$, характеризуемого заданной структурой $S(A)$ и набором параметров x , осуществлена оценка искомого выходного параметра \hat{y} . При этом происходит оценка эффективности алгоритма $Eff(A)$ на основе его применения к исходным данным на скользящем окне. В роли показателя эффективности выступают общие квалитетрические правила, описанные выше, либо локальные показатели точности прогноза, например, полный квадрат ошибки предсказания.

Введем два оператора: оператор изменчивости $Var(A): A \Rightarrow \{A_1, \dots, A_{N_a}: A_i \neq A_j \neq A, \forall i, j\}$ и оператор селекции $Sel(A_1, \dots, A_{N_g}): \{A_1, \dots, A_{N_g}\} \Rightarrow \{A_{\langle 1 \rangle}, \dots, A_{\langle N_a \rangle}: Eff(A_{\langle 1 \rangle}) \geq \dots \geq Eff(A_{\langle N_a \rangle}) \geq Eff(A_j), \forall j > N_a\}$, где N_a - количество «прошедших» алгоритмов, которые используются для дальнейшего размножения; $N_g = N_a(1 + N_d)$ - количество стратегий для одного поколения, которые подлежат селекции,

N_d - количество стратегий-потомков, которые генерируется в соответствии с заданными правилами на каждой итерации.

Пусть $A_0 = A\{S_0(x), x_0\}$ - определенный вариант прогнозирующего алгоритма с заданными параметрами и структурой, принятый в качестве базового алгоритма «родителя». Тогда технология эволюционного моделирования сводится к многократному повторению последовательности операторов

$$A_0 \Rightarrow Var(A_0) = \{A_a\} = \{A_1, \dots, A_{N_g}\} \Rightarrow Var(A_d) = \{A_d\} = \{A_1, \dots, A_{N_d}\}$$

$$\begin{array}{ccc} \uparrow & & \downarrow \\ \Psi(A_1, \dots, A_{N_g}) = A_0 = \{A_{\langle 1 \rangle}, \dots, A_{\langle N_a \rangle}\} & \Leftarrow & \{A_g\} = \{A_a \cup A_d\} \end{array}$$

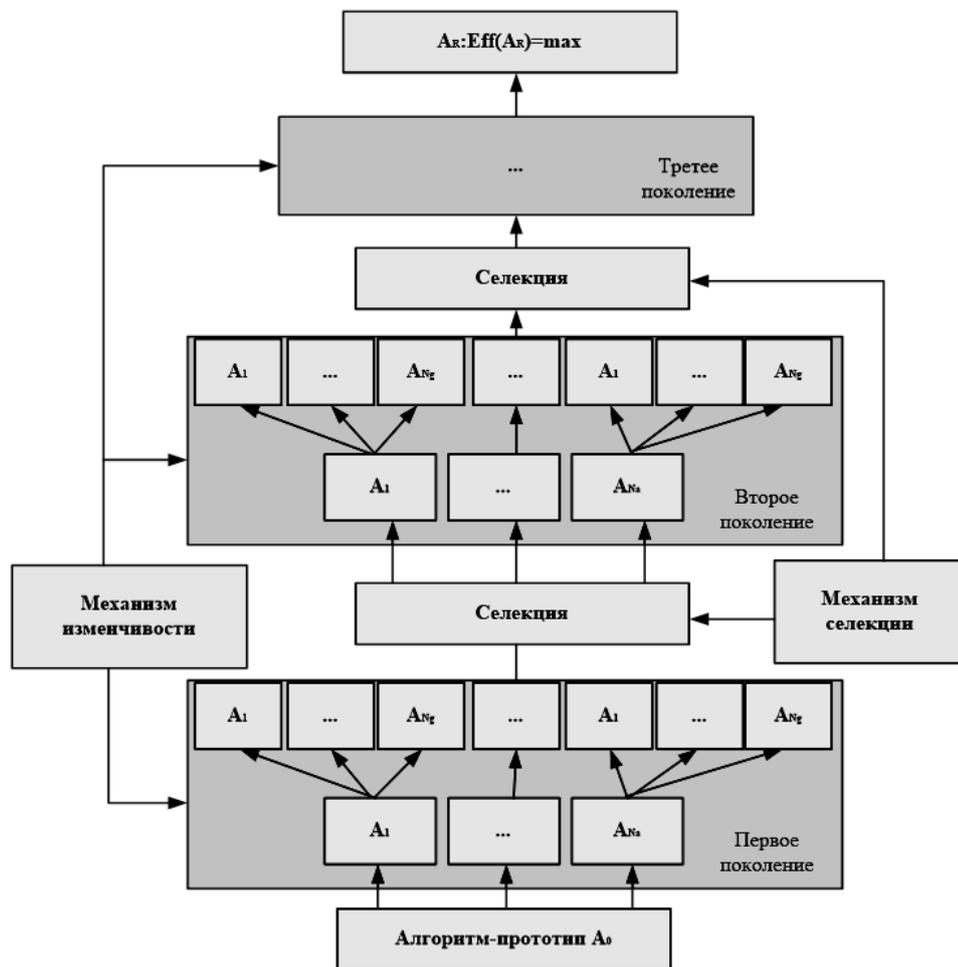


Рис. 2.6. Структурная схема эволюционного алгоритма

Представленная технология эволюционной оптимизации, в совокупности с описанным ранее алгоритмом, основанным на методе канонических корреляций, образуют единый гибридный алгоритм, который сохраняет все преимущества статистического анализа и дополняет их, позволяя избежать недостатки, связанные с отсутствием гауссовости и стационарности в реальных рядах наблюдений за параметрами НСТО.

Структура гибридного алгоритма прогнозирования алгоритма представлена на рис.

2.7.



Рис. 2.7. Структурная схема алгоритма прогнозирования на основе гибридного алгоритма

Пример результатов прогнозирования на основе гибридного алгоритма для трех выходных параметров рассмотренного в работе примера представлены на рис. 2.8.

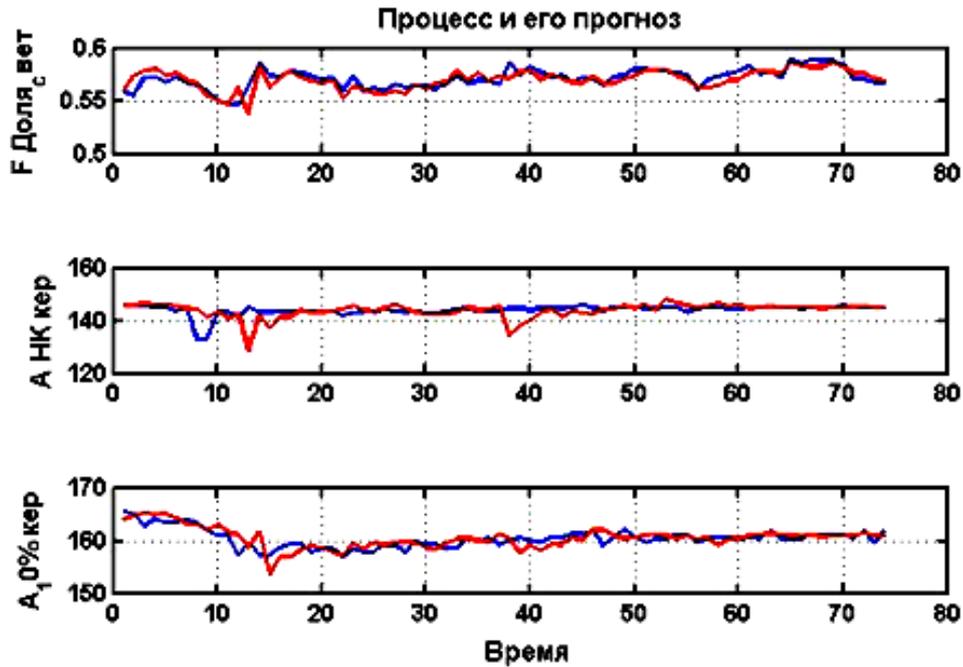


Рис. 2.8. Результаты прогнозирования на основе гибридных алгоритмов

Как видно из приведенных графиков, гибридные алгоритмы позволяют получить прогноз, близкий к траектории реального процесса: среднее относительное значение погрешности не превышает 4%, что превосходит предложенные ранее статистические методы почти в два раза.

2.4. Пример реализации прогнозирования нестационарных процессов на основе искусственной нейронной сети с обратным распространением ошибки

В основе нейросетевых технологий прогнозирования лежит итерационное уточнение весовых коэффициентов мультипликативных входов нелинейных узлов, объединенных единой сетевой структурой [19, 31].

Процесс коррекции весовых коэффициентов осуществляется в соответствии с сигналом обратной связи, образованным разностью между выходными сигналами сети и реальными измеренными значениями, объединенными с соответствующими входными сигналами в обучающую выборку. Процесс обучения, как правило, осуществляется итерационно и занимает достаточно много времени. Последний факт может негативно сказаться в случае использования искусственных нейронных сетей (ИНС) в контуре динамического корректирующего управления СТО в реальном масштабе времени. Отсюда возникает необходимость в создании методики применения ИНС, демпфирующей указанный недостаток.

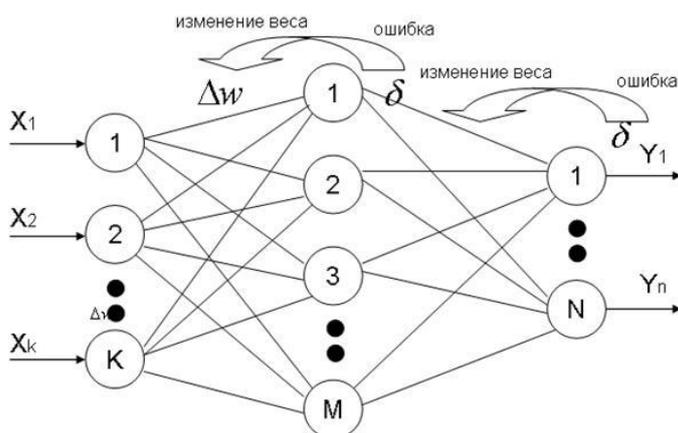


Рис. 2.9. Структурная схема ИНС с обратным распространением ошибки

В качестве примера решения задачи прогнозирования выходных характеристик СТО на основе ИНС рассмотрим наиболее распространенную модель нейросети с обратным распространением ошибки. Структура двухслойной сети с обратным распространением ошибки имеет вид, представленный на рис. 2.9. Рассмотрим основные соотношения для нейросети указанного типа.

Пусть $(x_1, x_2, \dots, x_p)^T$ – параметры входа, $w^1 = (w_{11}^1, w_{22}^1, \dots, w_{p1}^1)^T$, $w^2 = (w_{11}^2, w_{22}^2, \dots, w_{p1}^2)^T$ – коэффициенты бустинга первого и второго поколения моделей. ИНС имеет разное количество нейронов на каждом уровне: уровень А (входной слой) – р нейронов, уровень S (первый слой) – l нейронов и уровень R (второй слой) – k нейронов.

Пусть N – количество точек входа и выхода, которые были получены в ходе эксперимента или моделированием, $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ – входной вектор, $D = (d_1, d_2, \dots, d_k)$ – выходы реальные или рассчитанные [65, 68].

Подлежащая минимизации целевая функция будет иметь следующий вид:

$$E(\varpi) = \frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^l (y_{ij}^1 - d_{ij}^1) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^k (y_{ij}^2 - d_{ij}^2) \right]^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^l (y_{ij}^1 - d_{ij}^1) + \sum_{j=1}^k (y_{ij}^2 - d_{ij}^2) \right)^2.$$

Минимизация достигается методом градиентного спуска, т.е. настройка весовых коэффициентов формируется в виде

$$\Delta \varpi_{ij}^{(n)} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \varpi_{ij}}, \quad n = 1, 2,$$

где $\varpi_{ij}^{(n)}$ – весовая характеристика связи i-го нейрона n-1 уровня с j-м нейроном уровня n,

$0 < \eta < 1$ – коэффициент скорости обучения. Известно, что $\frac{\partial E}{\partial \varpi_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial S_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial \varpi_{ij}}$, где y_j – вы-

ход нейрона, $S_j = \sum_{i=1}^N \varpi_{ij} x_{ij}$ – взвешенная сумма его входных сигналов (аргумент активаци-

онной функции). В качестве типовых функций активации обычно используется сигмоид

$A = \frac{1}{1 + e^{-\sum \varpi_i x_i}}$ или гиперболический тангенс $A = th x = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$, $th' x = \frac{1}{ch^2(x)}$, где $ch(x)$ –

гиперболический косинус, $th x$ – гиперболический тангенс, $(th x)' = 1 - (th x)^2$. Третий

множитель $y_i^{(n-1)} = \frac{\partial S_j}{\partial \omega_{ij}}$ представляет собой выход нейрона предыдущего уровня. Первый

множитель разложим в виде $\frac{\partial E}{\partial y_i} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial S_k} \cdot \frac{\partial S_k}{\partial y_i} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k}$. Последняя сумма

ищется среди нейронов (n-1)-го уровня. Введем новую замену: $\delta_j^{(n)} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial S_j}$, получим

рекурсивную формулу $\delta_j^{(n)} = [\sum_k \delta_k^{(n+1)} \cdot \omega_{jk}^{(n+1)}] \cdot \frac{\partial y_j}{\partial S_j}$, что дает возможность, зная $\delta_j^{(n+1)}$, вы-

числить $\delta_j^{(n)}$. Для выходного уровня $\delta_e^{(n)} = (y_e^{(n)} - d_e) \cdot \frac{dy_e}{dS_e}$. Тогда настройка весовых коэф-

фициентов будет иметь вид $\Delta \omega_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} y_i^{(n-1)}$, $n = 1, 2$. [65, 68].

Для придания процессу коррекции весов некоторой инерционности, чтобы сгладить резкие скачки при перемещении по поверхности целевой функции, последнее выражение дополняется значениями измененных весов на предыдущей итерации

$$\Delta \omega_{ij}^{(n)}(t) = -\eta \cdot (\mu \cdot \Delta \omega_{ij}^{(n)} \cdot (t-1) + (1-\mu) \cdot \delta_j^{(n)} y_i^{(n-1)}), \quad n = 1, 2,$$

где μ - коэффициент инерционности, t – номер текущей итерации.

Для сигмоида $\delta_e^{(n)} = (y_e^{(n)} - d_e) \cdot (1 - S_e) \cdot S_e$, для гиперболического тангенса $\delta_e^{(n)} = (y_e^{(n)} - d_e) \cdot (1 - S_e^2)$ [65, 68].

Результаты прогнозирования на основе нейронной сети представлены на рис. 2.10.

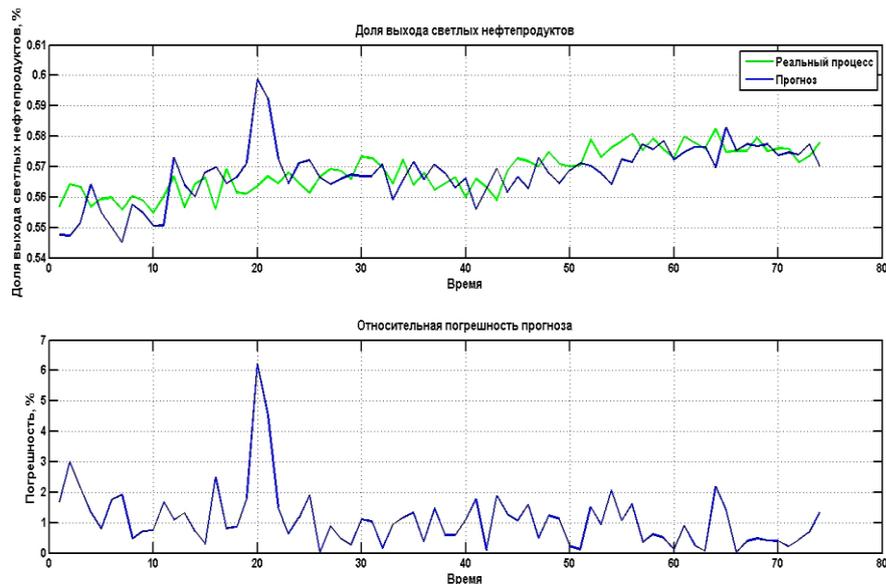


Рис. 2.10. Результаты прогнозирования на основе нейронной сети

Как видно из представленных на рисунке графиков, несмотря на точность результата (среднее относительное значение погрешности не превышает 6%), данный алгоритм уступает предложенному ранее гибриднему алгоритму, включающему в себя технологию эволюционного моделирования. Данный результат может быть связан с особенностью выбранного процесса первичной переработки нефти, исходные данные которого используются как сквозной пример реальных данных в диссертационном исследовании или самим нейросетевым алгоритмом, выбранным в качестве примера.

2.5. Выводы к главе 2

1. Центральным элементом проактивного управления СТО являются алгоритмы прогноза его состояния. Однако, как показали исследования, проведенные в главе 1, многие реальные СТО являются нестационарными и негауссовскими, их динамика описывается сложными многомерными нелинейными процессами. В результате, традиционные схемы прогнозирования приводят к недостоверным оценкам, не удовлетворяющим потребностям современных систем управления.

2. Традиционные алгоритмы прогноза, основанные на методах многомерного статистического анализа, для многих СТО оказываются неоптимальными в силу невыполнения множества ограничений, обуславливающих выполнение условия экстремума используемых показателей их эффективности. Однако полный отказ от этих методов также не рационален в силу универсальности и эффективности используемых в них вычислительных схем. Так, например, применение МНК в указанных условиях не обеспечивает минимума среднеквадратической ошибки оценивания, однако дает вполне конструктивные результаты, формируемые традиционной схемой многомерной линейной регрессии. Применение линейной модели наблюдения оправдано в силу специфики стабилизационного управления, характерного для большинства непрерывных ТП.

3. Совершенствование алгоритма прогноза на основе многомерной регрессии связано с переходом к адаптивным вычислительным схемам. В параграфе 2.1. предложен алгоритм с периодическим обновлением перечня регрессоров на основе непрерывного контроля эволюции матрицы корреляционных связей между параметрами СТО.

4. Предложенный адаптивный вариант регрессионного прогноза обладает рядом существенных недостатков:

- алгоритм не учитывает изменения весовых характеристик регрессоров (2.3), определяемых изменяющимися во времени значениями матрицы корреляционных связей между самими регрессорами;

- алгоритм не адаптирован к непрерывным изменениям параметров задачи, существенно влияющих на качество формируемого прогноза. В частности, изменение динамики свойств процесса требует корректирования размера скользящего окна наблюдения, используемого для последовательной оценки коэффициента передачи прогностического фильтра. Другим примером является необходимость в структурной адаптации, связанной с выбором числа и перечня используемых регрессоров.

5. Решение первых двух проблем, перечисленных в п.4 основано на предложенной в работе обобщенной схеме многомерной линейной регрессии, связанной с методом канонических корреляций. Предложенный алгоритм позволяет, с одной стороны, учитывать весь набор корреляционных связей между параметрами СТО, а с другой – получить универсальную вычислительную схему, в которой все параметры СТО разделяются на два блока – наблюдаемые и оцениваемые. В этом случае в число оцениваемых параметров можно включить любые параметры, корреляционно связанные с наблюдаемыми, и, тем самым, одновременно решать задачу прогноза и идентификации параметров СТО, подлежащих контролю.

6. Для преодоления второй проблемы из п.4 в работе разработан гибридный алгоритм, сочетающий методы многомерного статистического анализа с саморазвивающейся вычислительной схемой, основанной на методе эволюционного моделирования. Применение предложенной вычислительной схемы позволяет в существенной степени компенсировать потери в точности прогноза (5-10%), обусловленные нестационарностью исходных рядов наблюдений и, тем самым, обеспечить повышение терминальной эффективности алгоритмов управления ТП.

7. Перечисленные варианты построения прогностических алгоритмов, образуют версии реализации модуля прогнозирования нестационарных процессов не исключает возможность построения модулей, основанных на других технологиях. В частности, в работе рассмотрена возможность применения прогностического алгоритма на основе ИНН. В качестве базового алгоритма использована наиболее распространенная на практике двухслойная нейросеть с обратным распространением ошибки. В связи с неприемлемыми для рассматриваемого ТП требованиями к времени обучения сети, алгоритм обучения был разбит на две части. Основное обучение, длящееся несколько часов, осуществлялось на основе обучающей выборки из БД предприятия. Второй этап представляет собой корректирующее обучение и основан на данных скользящего окна наблюдения. Обучение в этом случае длится в интервале между каждыми последовательными наблюдениями, формируемыми системой мониторинга ТП. Полученные результаты уступают по точности прогноза не только ранее предложенному гибриднему алгоритму прогнозирования, но и базовой

вычислительной схеме на основе линейной регрессии. Однако технология ИНН находится в стадии интенсивного развития и способна существенно улучшить свои функциональные характеристики. Не исключено, что применение других моделей нейросетей (например, ИНН с подкреплением или эволюционирующих ИНН) может оказаться более эффективным инструментом прогноза.

3. ОЦЕНИВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПРОЦЕССОВ КАК ЭЛЕМЕНТА ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ ТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ

3.1. Методика оценки эффективности алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов на основе терминальных показателей качества проактивного управления СТО

Оценивание эффективности алгоритмов прогнозирования по их собственным показателям качества, таким как *СКО* (1.7), *ЛКО* (1.8) и другим подобным характеристикам позволяет сравнивать их по степени достоверности предсказания, но не обеспечивает ответа на вопрос о целесообразности улучшения значений этих показателей. Как любой математический или информационный инструментарий эффективность предложенных алгоритмов прогнозирования может быть оценена только через показатели качества метасистемы, для которой она создана и совершенствуется [59, 86, 101, 102]. В роли такой метасистемы, в контексте настоящей работы, выступает система проактивного управления СТО. При этом в качестве показателей эффективности функционирования такой системы выступают внешние или экзогенные числовые характеристики, задаваемые иерархически вышестоящей системой управления.

Так, например, для АСУ ТП вышестоящей системой управления являются либо системы диспетчеризации MES-уровня, либо система управления предприятием уровня ERP. Примерами таких частных показателей для ТП переработки нефти могут служить:

- процент выхода светлых нефтепродуктов (отношение суммарного выходной поток бензина, керосина и дизельного топлива ко всему суммарному потоку товарной продукции);
- объем выхода заданного вида продукции (например, объем выходного потока дизельного топлива) при заданном расходе ресурсов;
- показатели ресурсосбережения ТП.

Центральным элементом решаемых в настоящей работе задач является вопрос о повышении эффективности всей системы управления СТО за счет применения предлагаемых гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов. Отсюда возникает задача системного анализа эффективности сравниваемых алгоритмов прогнозирования путем их интеграции в технологии и программно-алгоритмические модули управления СТО, основанные на различных известных и перспективных методах формирования управляющих решений. В этом случае процесс управления становится проактивным, а эффективность

разработанных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов будет оцениваться через приращение эффективности всей задачи проактивного управления нестационарными СТО.

Формализация задачи оценивания эффективности алгоритмов прогнозирования через показатели терминальной эффективности системы проактивного управления СТО приведена в параграфе 1.5 настоящей работы.

Критерий пригодности алгоритма прогнозирования (1.9) состоит в проверке условия принадлежности прогнозируемых значений параметров вектора состояния СТО множеству ограничений $\{ |x_i^* \pm \Delta_i | \wedge \Omega_{\text{доп}}^i \}$, $\forall i = 1, \dots, M$. Здесь $x_i^* \pm \Delta_i$, $\forall i = 1, \dots, M$ - совокупность ограничений, отвечающих требованию стабилизации значений параметров состояния СТО в окрестности опорного значения x_i^* , $\forall i = 1, \dots, M$, определяемого техническим регламентом управляемого процесса, а $\Omega_{\text{доп}}$ - множество технических ограничений, накладываемых на параметры СТО со стороны системы его безопасной эксплуатации.

Для сравнения эффективности проактивного управления с разработанными в диссертации алгоритмами гибридного прогнозирования используется преимущественно критерий превосходства (1.12–1.13). В исключительных случаях, например, при использовании управления, основанного на алгоритме полного перебора вариантов [65], оказывается возможным использовать критерий оптимальности управления

$$U_k(X_k, P_{k+\tau/k}(X_k)): X_k \rightarrow X_{k+\tau} : \text{Eff}(Z_{k+\tau}) = \text{extr}\{\text{Eff}(Z_{k+\tau,j} | U_{k,j}, j = 1, \dots, N_p\}, k = L+1, \dots, N,$$

где N_p - число шагов перебора.

Реализация перечисленных соотношений приводит к следующей последовательности выполнения операций, образующих в совокупности методику оценивание эффективности алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов как элемента проактивного управления сложными техническими системами.

1. Используя ретроспективную базу данных (полигон данных), осуществляется пошаговый прогноз значений многомерного нестационарного процесса последовательно для всех сравниваемых алгоритмов прогнозирования. В процессе прогнозирования формируются собственные оценки показателей эффективности указанных алгоритмов по таким характеристикам как СКО (1.7), полный квадрат ошибки прогноза и т. п.

2. Осуществляется композиционная интеграция алгоритмов прогнозирования с возможными вариантами построения систем управления, позволяющая сформировать модели проактивного управления динамическими СТО. Варианты такой интеграции представлены в последующих параграфах настоящей главы диссертационной работы.

3. Используя массивы ретроспективных наблюдений за реальными СТО, осуществляется имитация проактивного управления с различными версиями интегрированных в них алгоритмов прогнозирования. В результате этого накапливаются массивы данных выходных параметров, отражающих результаты функционирования существующего ситуационного управления, и вариантов имитационного проактивного управления, основанных на рассмотренных в работе вариантах статистического и гибридного прогнозирования.

4. На основе усредненного критерия превосходства (1.13) в сочетании с критерием пригодности (1.9) формируется сравнительная оценка эффективности алгоритмов прогнозирования, опосредованная через показатели функциональной эффективности управления СТО.

5. Используя количественные оценки показателей функциональной эффективности управления СТО и принятые для выбранной предметной области экономические характеристики, осуществляется сравнительная оценка экономической эффективности предложенных вариантов прогнозирования многомерных нестационарных процессов.

Последовательная схема шагов, реализующих приведенную методику оценки эффективности алгоритмов прогнозирования, приведена на рис. 3.1.



Рис. 3.1. Последовательная схема реализации методики оценки эффективности алгоритмов прогнозирования

3.2. Гибридное прогнозирование состояния нестационарных СТО в задаче проактивного управления на основе метода полного перебора вариантов

В качестве первого примера построим систему проактивного управления на основе алгоритма перебора вариантов возможных значений управляющих параметров.

Формирование ε -окрестности $\Delta = \Delta(U_0(t))$ может производиться на основе нескольких способов:

1. $\Delta = [U_0 - R/2; U_0 + R/2]$, где $R = \text{abs}(U_{\max} - U_{\min})$; U_{\max}, U_{\min} – границы допустимого диапазона изменения управляющего параметра;
2. $\Delta = [U_0 - s(U); U_0 + s(U)]$, где $s(U)$ – СКО рассеяние изменения параметра;
3. $\Delta = [U_0 - t_0 * s / \sqrt{N}; U_0 + t_0 * s / \sqrt{N}]$, где t_0 – критическое значение t-статистики для распределения Стьюдента для выбранного уровня доверия α , N – число отсчетов в окне наблюдений;
4. $\Delta = [U_0 - \%R * U_0; U_0 + \%R * U_0]$; где $\%R$ – значение доли среднего, используемого в качестве полуинтервала поиска наилучшего решения (например, $\%R = 0.05$ для 5%-го отклонения).

Далее, устанавливается число шагов перебора в диапазоне изменения параметра N_{step} (например, 10). Общее число вариантов возможных управлений, формируемых как число размещений с повторениями, оказывается равным $(N_{\text{step}})^{M_{\text{man}}}$ где M_{man} – число параметров управления, используемых для манипуляций.

Важно заметить, что число возможных управлений быстро растет с ростом N_{step} и M_{man} . Примеры значений числа возможных управлений для некоторых N_{step} и M_{man} представлены в таблице 3.1.

Таблица 3.1. Число переборов вариантов управления

M_{man}	N_{step}				
	5	10	15	20	25
2	25	100	225	400	625
3	125	1000	3375	8000	15625
4	625	10000	50625	160000	390625
5	3125	10^5	759375	3200000	9765625

Учитывая, что каждый шаг связан с достаточно большим числом операций, включающих обращение матриц, рост указанных параметров следует осуществлять с учетом возможностей компьютера по производительности. В соответствии с принятым алгоритмом, для каждого варианта управления формируется прогноз на основе регрессионной,

нейросетевой или иной технологии. Сравнение результатов прогноза выхода между собой с учетом множества технологических ограничений, накладываемых на параметры управления, состояния и выходной продукции, позволяет непосредственно выявить наилучший вариант управления.

Структура проактивного управления с полным перебором допустимых значений параметров управления приведена на рис. 3.2.



Рис. 3.2. Структура проактивного управления с полным перебором допустимых значений параметров управления

Выбор перечня регрессоров осуществляется автоматически в процессе анализа корреляций между параметрами на скользящем окне наблюдения. При этом выбирается заданное число параметров, имеющих наибольшую корреляцию с прогнозируемым параметром. Непосредственно прогноз осуществляется путем перемножения центрированного значения данных, полученных в процессе текущего мониторинга, на оптимальный коэффициент передачи МНК-фильтра (2.3). Полученные на выходе значения представляют собой искомый прогноз параметров СКО.

На рис. 3.3 представлено сравнение опорного управления (управления дежурной сменой) и управления на основе интеграции гибридного алгоритма прогнозирования в технологию полного перебора параметров управления.

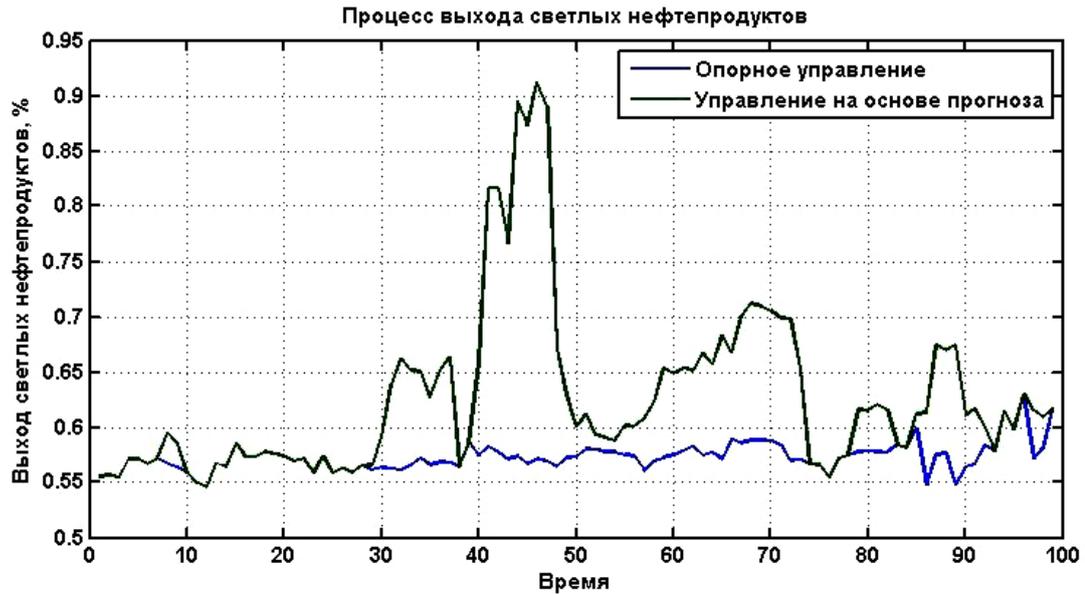


Рис. 3.3. Результаты управления на основе интеграции гибридных алгоритмов прогнозирования в технологию полного перебора параметров прогнозирования.

3.3. Гибридное прогнозирование состояния нестационарных СТО в задаче проактивного управления на основе алгоритма случайного поиска

Рассматривается вышеописанная задача формирования проактивного управления нестационарных процессов средствами случайного поиска (Random search, RS) в некоторой ε -окрестности результатов текущего мониторинга параметров управления. Сравнение результатов поиска на каждом шаге управления осуществляется по критерию превосходства с ограничениями, определяющими допустимые значения параметров состояния СТО. Эффективность формируемого проактивного управления оценивается по критерию превосходства с традиционной и существующей в настоящее время технологией управления, реализуемой дежурной сменой операторов и стабилизационными контурами обратной связи.

Режим стабилизации задается опорным значением состояния X_0 СТС, включающим в себя опорные значения управляющих параметров U_0 . Для выбранного примера эти величины определены техническим регламентом ТП. При этом рассматриваются не все параметры управления, а лишь некоторый их подкласс, так называемые *параметры манипуляции*, используемые для управления состоянием ТП. Выбор параметров манипуляции осуществляется оператором через интерфейс.

Формирование ε -окрестности $\Delta = \Delta U_0$ осуществляется на основе способов, описанных в параграфе 3.1. Далее, устанавливается число шагов поиска в диапазоне изменения параметра N_{step} (например, 10, 50, 100). Общее число вариантов возможных управлений в этом случае определяется как число размещений с повторениями и равно $(N_{step}) \cdot M_{man}$, где

M_{man} – число управлений, которые используются для манипуляций. Учитывая, что каждый шаг связан с достаточно большим числом операций, включающих обращение матриц, увеличение числа M_{man} следует осуществлять с учетом возможностей компьютера по производительности.

В соответствии с принятым алгоритмом, для каждого варианта управления формируется прогнозирование выходных параметров СТО на основе гибридных алгоритмов, описанного в главе 2.

Сравнение полученного результата с традиционной схемой ситуационного управления, реализуемой в процессе управления СТО, позволяет оценить терминальную эффективность гибридного алгоритма прогнозирования через показатели качества вышестоящей системы, для которой он создавался.

Сравнение результатов прогноза выходных параметров с учетом множества технологических ограничений, накладываемых на параметры управления, состояния и выходной продукции, позволяет непосредственно выявить наилучший вариант управления.

Функциональная структура модуля RS-управления приведена на рис. 3.4.

Учет динамики эволюции СТО осуществляется путем использования скользящего окна наблюдения. Размер окна выбирается исходя из динамики вариации средних значений контролируемых параметров. Данные из скользящего окна наблюдения используются для оценивания параметров оператора прогнозирования (1.6).

Непосредственно прогноз осуществляется на основе гибридного алгоритма канонических корреляций (см. п. 2.3 настоящей работы). Результат, полученный на выходе прогнозатора представляют собой искомый векторный прогноз выходной продукции.

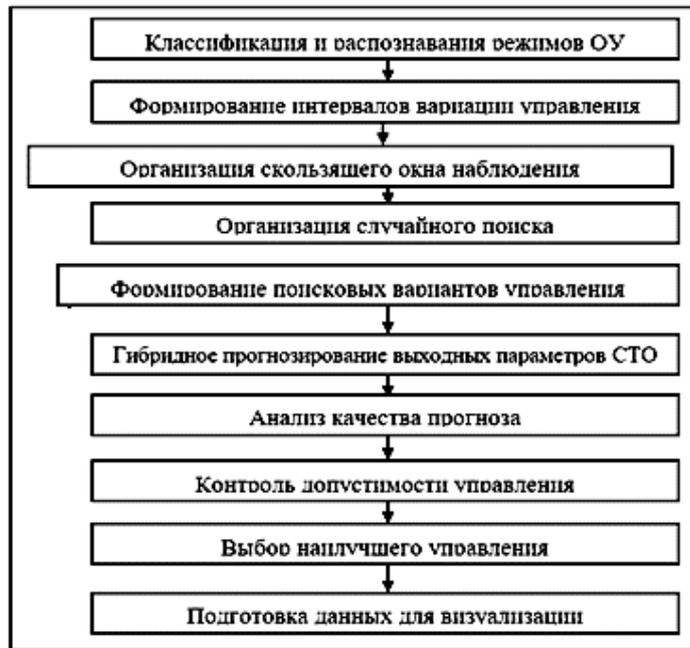


Рис. 3.4. Структура проактивного управления со случайным поиском значений параметров управления

На рис. 3.5 представлено сравнение ситуационного управления, осуществленного дежурной сменой операторов, и проактивного управления на основе гибридного алгоритма прогнозирования и технологии управления на основе случайного поиска. Можно видеть, что процесс проактивного управления на основе случайного поиска также позволяет повышать эффективность производства товарного топлива по сравнению с традиционным ситуационным управлением. Однако статистический анализ по 100 участкам наблюдения показал, что он на 2–3% в среднем уступает проактивному управлению на основе метода полного перебора вариантов.

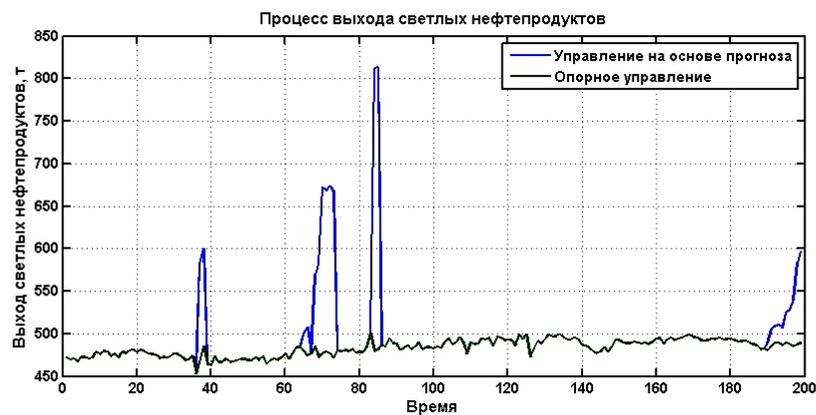


Рис. 3.5. Результаты управления на основе интеграции гибридных алгоритмов прогнозирования в технологию управления на основе случайного поиска.

3.4. Интеграция гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов в систему проактивного управления СТО на основе метода обратного оценивания

В качестве третьего примера реализации гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов в задаче проактивного управления СТО рассмотрим вариант его построения на основе процедуры обратного оценивания (или back estimation, BE) параметров состояния СТО. Формирования улучшенного управления СТО осуществляется путем последовательного (пошагового) изменения выбранного заранее выходного параметра (например, выход светлых нефтепродуктов, выход бензина и т.п.) и обратного пересчета выходных параметров (с улучшенным выходом) в параметры манипуляции (параметры используемого управления, используемые в текущей ситуации).

Улучшение результативности предложенного алгоритма проактивного управления осуществляется либо фиксированными шагами (например, 2–3% от текущего выхода светлых нефтепродуктов), либо до момента выхода значений параметров управления за допустимые пороги. Решение данной задачи предполагает дальнейшую доработку, включающую в себя прямой просчет выходных параметров (на каждой итерации) и контроль соответствия анализов выходной продукции.

Рассмотрим формализованную постановку проактивного управления СТО на основе построения алгоритма обратного оценивания возможного управления.

Имеется начальное значения управления U_0 , полученное из данных регламента рассматриваемого объекта. Далее, используя некоторый заранее выбранный шаг улучшения показателя выходного СТО δY формируется $Y = Y_0 + \delta Y$, такое, эффективность управления оказывается выше, т.е. $Eff(Y) > Eff(Y_0)$. Размер шага выбирается с учетом физических и технических особенностей конкретной СТО, в рассмотренном примере, как уже указывалось, он выбирался в размере 2–3% от прогноза, оцененного по текущему состоянию ТП. Используя данные, на ограниченном скользящем окне, как это было описано ранее в главе 2, уточняются параметры гибридного алгоритма прогнозирования, основанного на обобщенной линейной регрессии и связывающего параметры управления СТО с его выходными параметрами и параметрами состояния $\tilde{Y}_{k+1} = F(U_k)$, $k = L + 1, \dots, N$. Для невырожденного оператора F имеется возможность построить обратное отображение $\hat{U}_k^* = F^{-1}(\tilde{Y}_{k+1} + \delta Y_{k+1})$, позволяющее получить значение управляющих параметров \hat{U}_k^* , обладающее повышенной эффективностью, по сравнению со сравниваемым опорным управлением. При этом необходимо дополнительно проверить условие допустимости найденных значений

управления \hat{U}_k^* и других параметров состояния СТО \hat{x}_k^* , т.е. принадлежности соответствующих числовых значений параметров СТО множеству допустимых значений (1.11).

Функциональная структура модуля управления на основе перебора вариантов приведена на рис. 3.6.



Рис. 3.6. Структура алгоритма проактивного управления с обратным оцениванием параметров управления и состояния

Учет вариации параметров состояния СТО осуществляется путем использования скользящего окна наблюдения. Размер окна выбирается исходя из динамики вариации средних значений контролируемых параметров.

На рис. 3.7 представлено сравнение опорного управления (управления дежурной сменой) и управления на основе интеграции гибридного алгоритма прогнозирования в технологию управления на основе обратного оценивания.

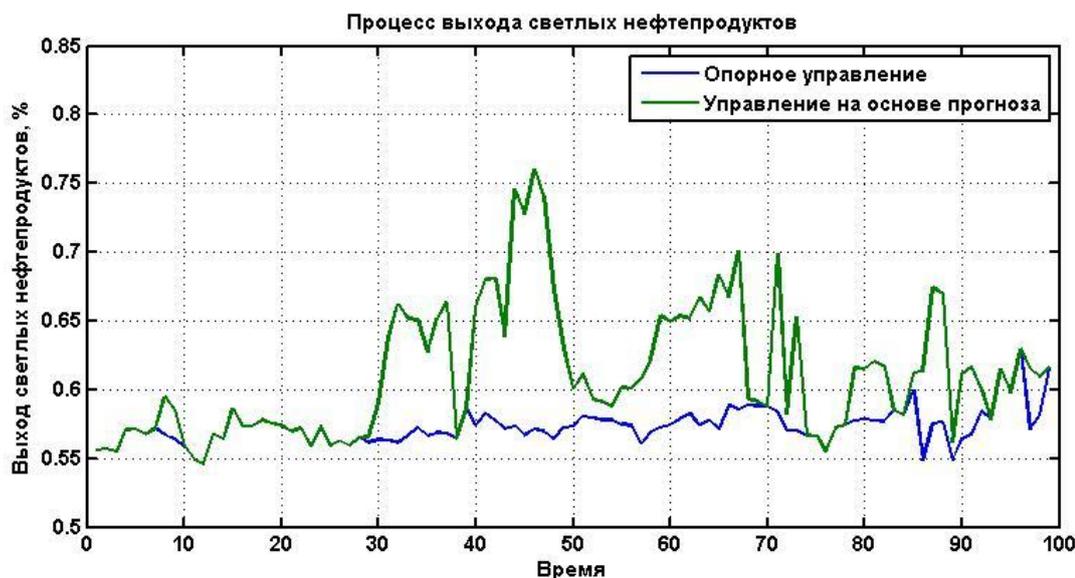


Рис. 3.7. Результаты управления на основе интеграции гибридных алгоритмов прогнозирования в технологию управления на основе обратного оценивания.

3.5. Выводы к главе 3

1. Анализ эффективности алгоритмов прогнозирования по их собственным показателям качества, таким как СКО (1.7) и ПКО (1.8) позволяет оценить их точностные характеристики, но не отвечает на вопрос о целесообразности их применения в задачах проактивного управления СТО. Центральным вопросом приведенных исследований является оценка повышения эффективности всей системы управления СТО за счет применения предлагаемых гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов. Отсюда вытекает задача сравнительного анализа эффективности проактивного управления СТО для различных версий интегрированных в них алгоритмов прогнозирования и возможных вариантах построения самих алгоритмов управления.

2. В качестве первого варианта решения поставленной задачи рассмотрена реализация внедрения гибридного прогнозирования в модель управления СТО на основе полного перебора варианта допустимых значений управляющих параметров. В основу такой модели управления положен прогноз количественных и качественных характеристик выходной продукции, формируемый для множества вариантов возможных управляющих решений на каждом шаге управления. Непосредственное сравнение результатов прогнозирования позволяет выбрать оптимальный вариант из множества допустимых управлений. Данный подход дает возможность получить наилучшее решение поставленной задачи, однако требует очень больших вычислительных ресурсов в связи с экспоненциальным ростом объема

вычислений по мере роста числа управляющих параметров и при повышении требований к точности определения их значений.

Очевидно, что эффективность проактивного управления будет в существенной степени определяться эффективностью сравниваемых алгоритмов прогнозирования, варианты которых рассмотрены в предыдущей главе настоящей работы. Сравнительный анализ проактивного управления с традиционной схемой ситуационного управления, реализуемого дежурными схемами, показал повышения эффективности производства на 10-15%, что составляет для крупнотоннажного производства ежегодный многомиллионный экономический выигрыш.

3. Альтернативой к технологии полного перебора может служить алгоритм проактивного управления на основе случайного поиска. В этом случае удастся уменьшить объем вычислений, связанный с полным перебором вариантов значений параметров управления, однако сходимость оценок к наилучшему варианту может оказаться более медленной, а в некоторых случаях оптимальное решение вообще не гарантируется.

4. В качестве наиболее перспективного варианта построения проактивного управления, основанного на предложенных алгоритмах прогнозирования, предложена вычислительная схема на основе предложенного в работе метода обратного оценивания, который основан на методе множественной. Возможность реализации такого решения базируется на симметричности алгоритма, описанного в параграфе 2.2.

4. ПРОГРАММНО-АЛГОРИТМИЧЕСКИЙ КОМПЛЕКС АНАЛИЗА ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАК ЭЛЕМЕНТ ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМ ТЕХНИЧЕСКИМ ОБЪЕКТОМ

4.1. Особенности разработки программно-алгоритмического комплекса анализа эффективности алгоритмов прогнозирования многомерных нестационарных процессов

Современные системы управления, как правило, ориентированы на реализацию в заранее заданных классах приложений. При этом сложность проактивной системы управления, определяемая множественностью взаимосвязанных параметров и не полностью определенными динамическими процессами, описывающими эволюцию состояния (обычно нелинейную и нестационарную) [67].

При наличии эффективных систем прогнозирования технологических и иных процессов возникает принципиальная возможность построения качественно новой, проактивной системы управления, опирающейся, с одной стороны, на огромный объем ретроспективных данных, отражающих накопленный опыт управления, а, с другой стороны, на современный арсенал математических методов, интегрированных в концептах Big Data и ИАД [54, 63, 113, 134, 140, 152].

Общим для проактивных систем управления является ориентация на накопленные знания, используемые, прежде всего, для построения и последовательной коррекции математических моделей, отражающих и постоянно изменяющиеся процессы изменения состояния СТО. При этом информационным сырьем для формирования моделей служат совокупность ретроспективной информации, хранящейся в БД, и оперативных данных, получаемых в процессе текущего мониторинга состояния СТО [63].

Заметим, что развитие интеллектуальных средств анализа и управления на платформе ИАД происходило в двух направлениях [54, 68]. Первое направление сводится к созданию коммерческих программных продуктов, базирующихся на определенном классе математического инструментария [63].

Второе направление развития ИАД-приложений связано с созданием предметно-ориентированных комплексов, предназначенных для использования в конкретных прикладных сферах деятельности. В частности, существуют решения в области моделирования АСУ ТП (HighSys, ChemCAD), финансов, бизнеса и других приложений. Значимым развитием данного направления явилась парадигма проактивного управления, ориентированного

на создание и применение технологий, базирующихся на системах глубокого обучения и развивающихся базах знаний [63].

Рассмотренный в настоящей работе подход к созданию прогностических алгоритмов в интересах проактивной системы управления базируется на разработке модульного программного комплекса, позволяющего сформировать гибкую систему корректирующего управления. При этом предполагается, что предложенное решение позволит частично разрешить перечисленные выше ограничения и особенности, обусловленные унифицированными ИАД решениями [63].

Инструментальная часть комплекса сформирована в виде некоторого интеллектуального "конструктора", образованного совокупностью групп функциональных *программно-алгоритмических модулей* (ПАМ). При этом каждая группа может содержать модули с общей функциональной направленностью, но построенные на различных математических технологиях [63, 64]. Функциональная структура модульного ПАК проактивной СУ приведена на рис. 4.1. Из приведенного рисунка видно, что структура ПАК включает в себя модули трех уровней.

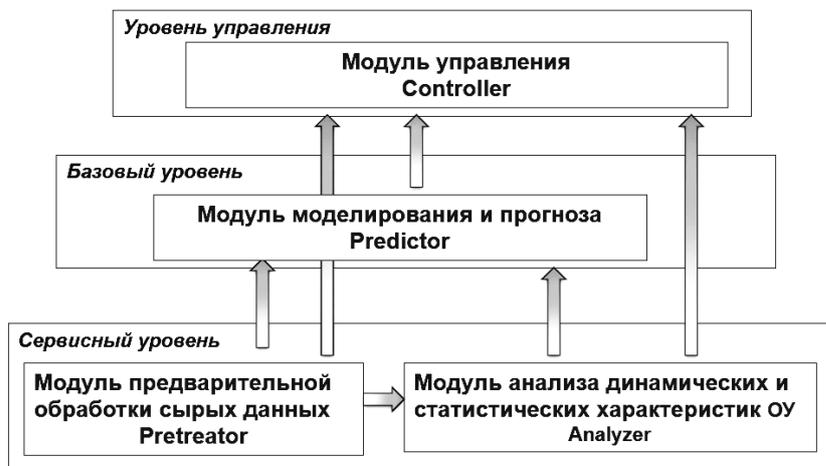


Рис. 4.1. Функциональная структура программного комплекса прогнозирования и проактивного управления

Сервисный уровень включает в себя модули предобработки и анализа данных, результаты которого используются для вышестоящего, базового уровня моделирования и прогнозирования. Базовый уровень является основа для решения задач третьего уровня проактивного управления [63].

Модули программного комплекса реализованы по единой унифицированной схеме, представленной на рис. 4.2.



Рис. 4.2. Унифицированная двухуровневая схема программного модуля

Первый уровень содержит общий математический инструментарий, который не зависит от предметной области. Привязка к приложению достигается за счет второго уровня, сформированного в виде НМИ интерфейса. Таким образом, интерфейс модуля выполняет роль согласующего буфера между унифицированными математическими алгоритмами анализа данных и особенностями предметной области. Кроме того, уровень интерфейса обеспечивает связь приложения с операторами, выбор опций настройки и визуализацию формируемых решений [63, 68].

4.2. Разработка вариантов программного модуля моделирования и прогнозирования

Рассмотрим основные варианты построения программного модуля моделирования и прогнозирования, основанные на алгоритмах, разработанных в разделе 2 настоящей работы.

Модуль прогнозирования на основе многомерной линейной регрессии с автоматическим выбором регрессоров. Основная программа модуля выполнена в виде М-файла в среде Матлаб, обращение к которому, осуществляется через программный интерфейс, представленный на рис. 4.3.

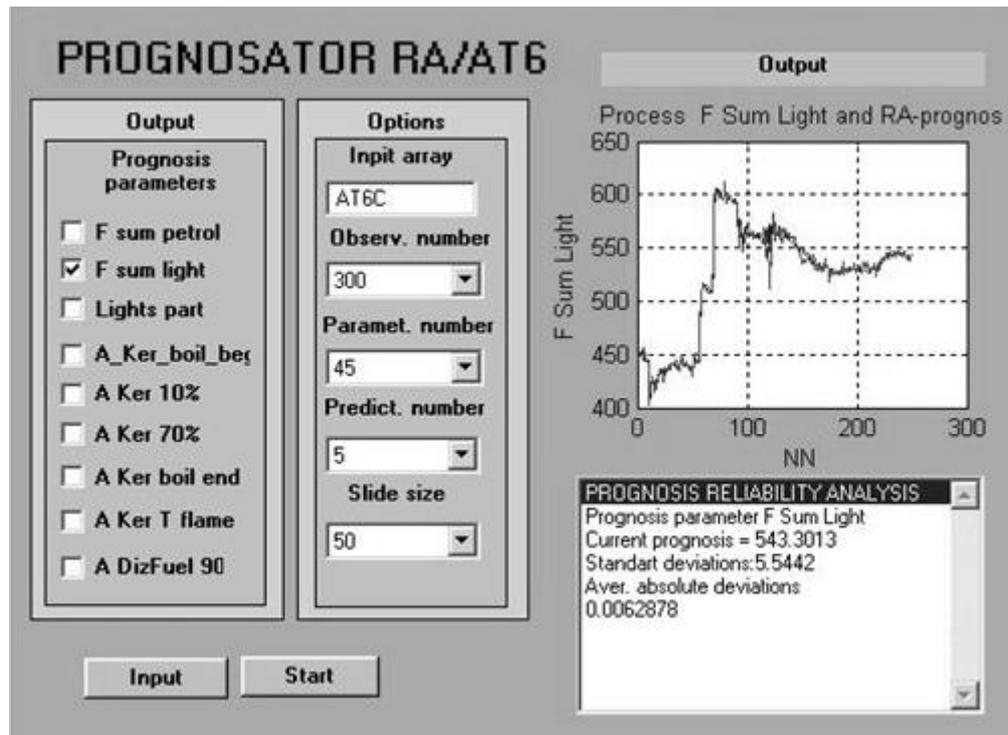


Рис. 4.3. Внешний вид интерфейса прогнозатора на основе многомерной линейной регрессии

На панели «Прогнозируемые параметры» выбираются выходные параметры объекта управления, подлежащие прогнозированию. Число прогнозируемых параметров не должно превышать количеству регрессоров линейной модели. На панели «Опции» осуществляется выбор имени массива исходных данных, назначается размер скользящего окна и числа прогнозируемых параметров. Задание на прогнозирование вводится в программу кнопкой «Ввод» («Input»). Параметры входных данных отображаются в текстовом окне интерфейса. В случае, если введенные данные соответствуют выбору пользователя, осуществляется запуск программы прогнозирования с помощью кнопки «Пуск» («Start»). Результаты прогнозирования выводятся в текстовом и графическом окнах интерфейса.

Модуль прогнозирования на основе обобщенной линейной регрессии. Основная программа прогнозирования на основе обобщенной линейной регрессии выполнена в виде М-файла в среде программирования Матлаб. Обращение к программе, как и вся работа с модулем, осуществляется через программный интерфейс, внешний вид которого представлен на рис. 4.4

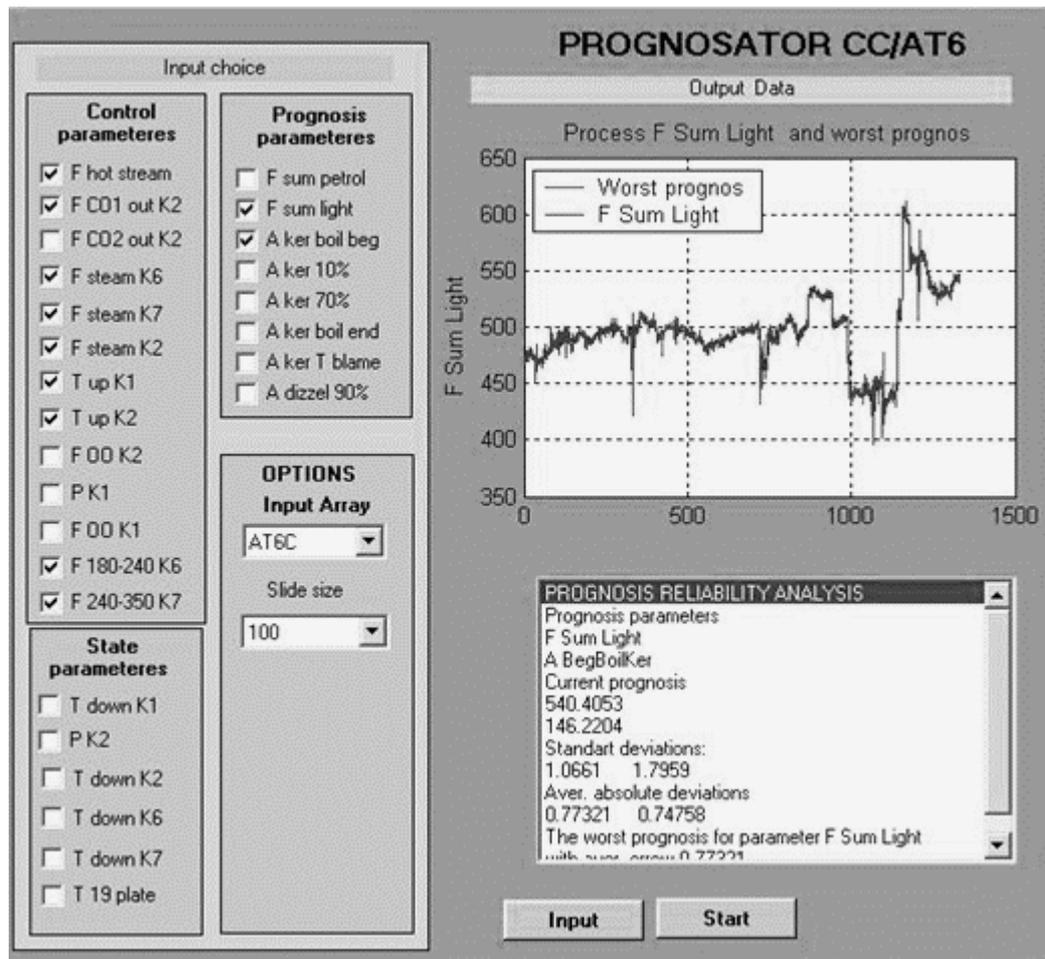


Рис. 4.4. Внешний вид интерфейса прогнозатора на основе обобщенной линейной регрессии

Выбор перечня регрессоров из общего списка параметров, подлежащих мониторингу, осуществляется на основе соображений, изложенных в параграфе 2.1, и реализуется в процессе настройки программы средствами интерфейса. На выходе модуля формируются искомый векторный прогноз состояния объекта управления.

Настройка процесса ввода данных и выбор размера скользящего окна наблюдения производится средствами панели «Опции» («Options»). Здесь же осуществляется выбор имени массива входных данных и выбирается число параметров управления, состояния и выхода. Задание на прогнозирование вводится в программу кнопкой «Ввод» («Input»). Параметры входных данных контролируются сообщением в текстовом окне интерфейса.

В случае, если введенные данные соответствуют выбору пользователя, кнопкой «Пуск» осуществляется запуск программы прогнозатора. Результаты расчетов выводятся в текстовом и графическом окнах интерфейса. При этом верхнее окно обеспечивает графический, а правое – текстовый вывод результатов прогноза.

Модуль прогнозирования на основе гибридного алгоритма. Интерфейс модуля прогнозирования на основе гибридного алгоритма представлен на рис. 4.5. Интерфейс связан с основной программой прогнозирования, выполненной в среде Матлаб.

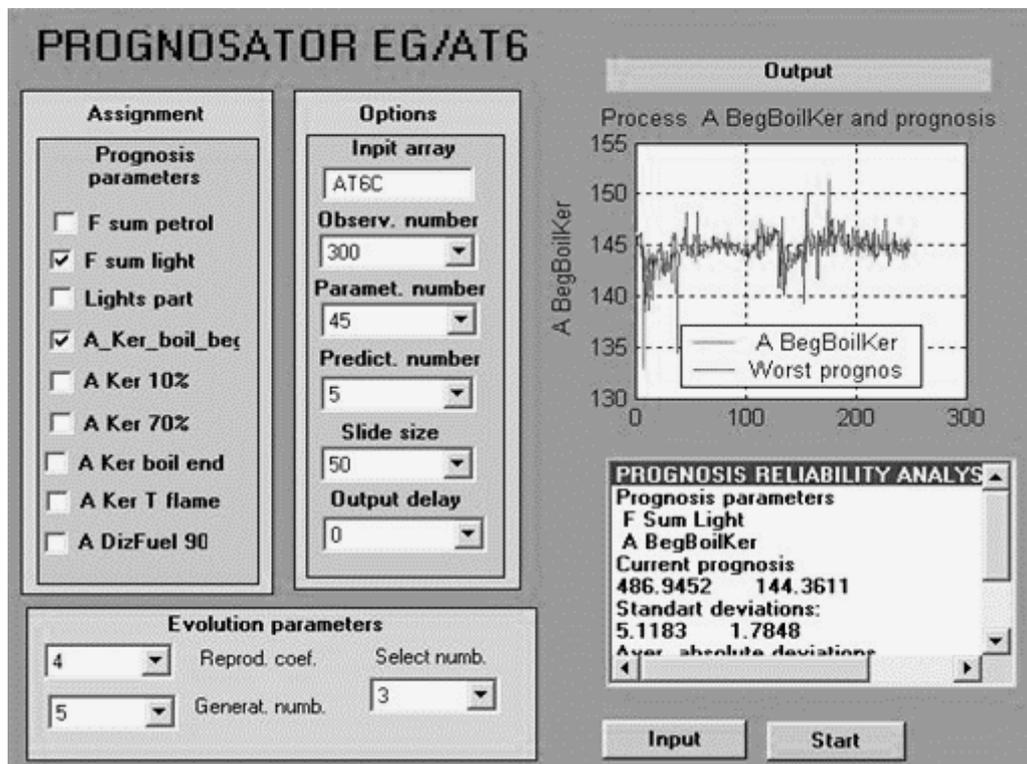


Рис. 4.5. Внешний вид интерфейса модуля с гибридными алгоритмами прогнозирования

Свойства эволюционного процесса задаются тремя параметрами: коэффициентом репродукции, определяющим число моделей-потомков для каждой из моделей-предков, количество поколений процесса эволюции, параметр селекции, указывающий число наилучших моделей, успешно прошедших процедуру отбора [63].

Остальное описание интерфейса совпадает с вышеприведенными описаниями для модулей прогнозирования на основе регрессионного анализа данных.

Модуль прогнозирования на основе ИНН. Внешний вид интерфейса модуля прогнозирования, построенного на основе искусственной нейронной сети с обратным распространением ошибки, приведен на рис. 4.6. Интерфейс позволяет управлять программой прогнозирования, выполненной в среде Матлаб. Задание и выбор загружаемого массива данных осуществляется средствами панели «Опции». Процедура ввода осуществляет загрузку и формирование исходных, в которой выделяются массивы обработки на начальном окне наблюдения, осуществляется их экспоненциальная нормировка, устанавливается задание на процессы обучения, тестирования и собственно прогноза. В зависимости от степени априорной обученности нейросети, выбираются режимы инициации сети, предварительного обучения и тестирования на окне обучения.

Разностный сигнал, образованный выходом сети и измеренными значениями, служит для последовательной коррекции весов входов нейронов (синапсов) второго, а затем первого слоев. Таким образом, имитируется процесс обратного распространения ошибки (back propagation). Параметрами процедуры обучения ИНН является скорость обучения Alfa и число эпох обучения Epoch.

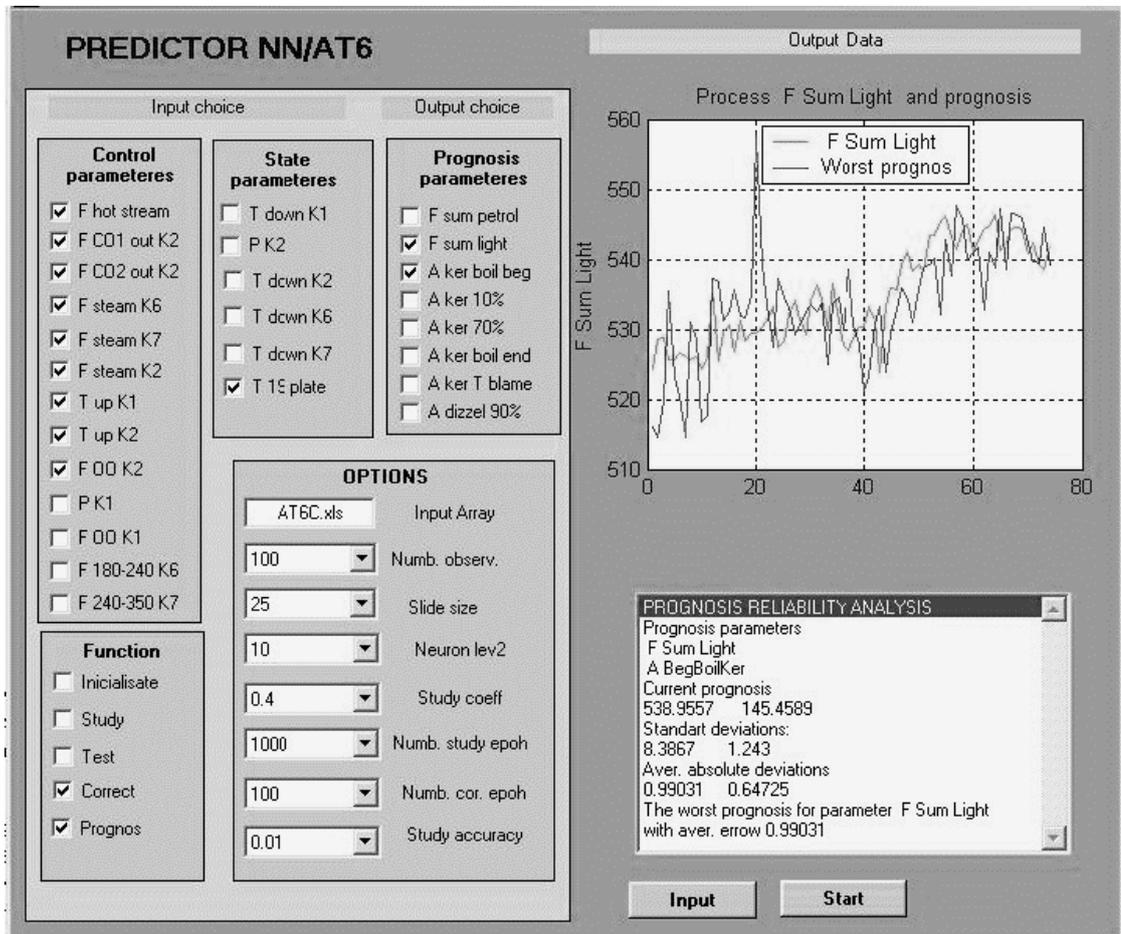


Рис. 4.6. Внешний вид интерфейса модуля прогнозирования на основе ИНН

Анализ качества обучения ИНН осуществляется путем тестирования на обучающей выборке. Основной цикл прогнозирования осуществляется в цикле по времени на скользящем интервале наблюдения. При этом на каждом шаге прогнозирования осуществляется корректирующее обучение, обеспечивающее модификацию весовых коэффициентов и смещений нейронов обоих уровней. Непосредственно прогноз осуществляется путем подачи на вход первого слоя нейросети сигналов, соответствующих значениям регрессоров прогностической модели объекта управления.

4.3. Особенности реализации версий программно-алгоритмического модуля управления

Рассмотрим особенности программной реализации модулей проактивного управления, алгоритмы которых приведены в разделе 3.

Модуль проактивного управления прогнозированием на основе полного перебора вариантов. Основная программа проактивного управления на основе метода полного перебора вариантов выполнена в среде Матлаб. Внешний вид интерфейса модуля управления представлен на рис. 4.7.

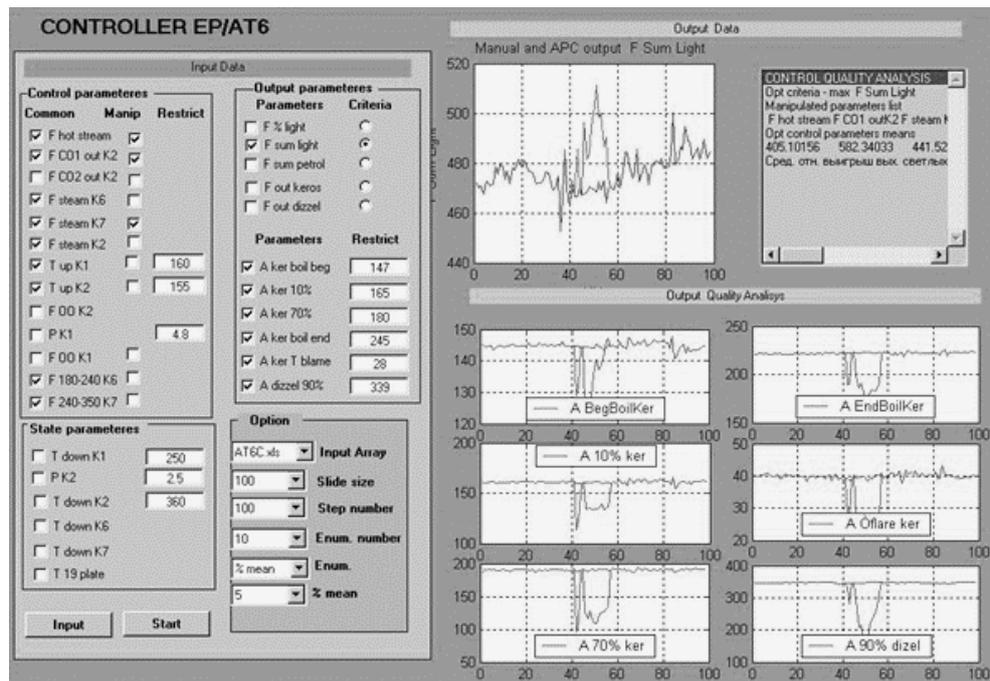


Рис. 4.7. Внешний вид интерфейса модуля полного перебора допустимых значений параметров управления

Средствами панелей «Управляющие параметры» выбираются те параметры состояния, которые предполагается использовать для этой цели в процессе управления СТО. Настройка процесса ввода данных, скользящего окна наблюдения и технологии перебора вариантов производится средствами панели «Опции». С помощью установки опций осуществляется выбор имени массива данных, числа наблюдений, используемых при решении задачи прогноза и управления, общего числа параметров управления, состояния и выхода, размера скользящего окна наблюдения, среднюю задержку реакции свойств выходных потоков на изменения управляющих воздействий и др. Выбор выходных процессов и критерия оптимизации осуществляется средствами панели «Выходные параметры». На этой же панели в окнах панели «Ограничения» («Restrict») фиксируются значения нормативных требований к качеству выпускаемой продукции.

Задание на управление, выбранные параметры и имя файла с массивами исходных данных вводятся в программу кнопкой «Ввод». При этом соответствующее задание и значения исходных

Модуль проактивного управления прогнозированием на основе метода случайного поиска. Формирование задание и выбор загружаемого массива данных осуществляется средствами программного интерфейса пользователя. Внешний вид интерфейса представлен на рис. 4.8. Далее управление передается основной процедуре управления, основанной на методе случайного поиска.

Средствами панелей «Управляющие параметры» выбираются соответствующие наименования параметров, используемые для управления и прогноза. Число прогнозируемых параметров, отражающих количественные и качественные характеристики выходной продукции, должно быть меньше или равно числу регрессоров модели. Внешний вид интерфейса представлен на рис. 4.8.

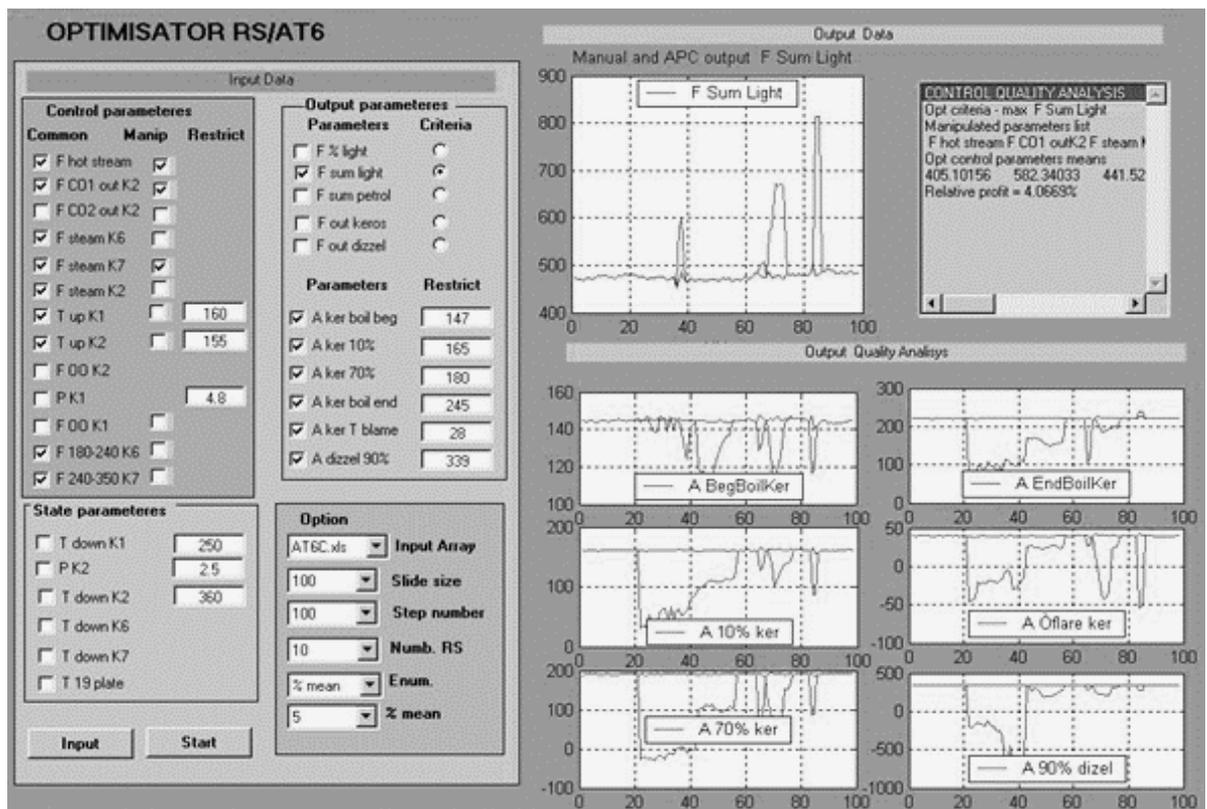


Рис. 4.8. Внешний вид интерфейса модуля на основе метода случайного поиска

Модуль проактивного управления прогнозированием на основе метода обратного оценивания. Программа управления выполнена в виде М-файла в среде Матлаб в соответствии с алгоритмом, представленным в разделе 3 настоящей работы. Обращение к

этой программе, как и вся работа с модулем управления, осуществляется через программный интерфейс, внешний вид которого представлен на рис. 4.9.

Средствами панелей Controls parameters выбираются СТО, используемые для управления. При этом число определяемых параметров (в данном случае – число выходных параметров), отражающих значения текущих управления, должно быть не больше числа регрессоров модели.

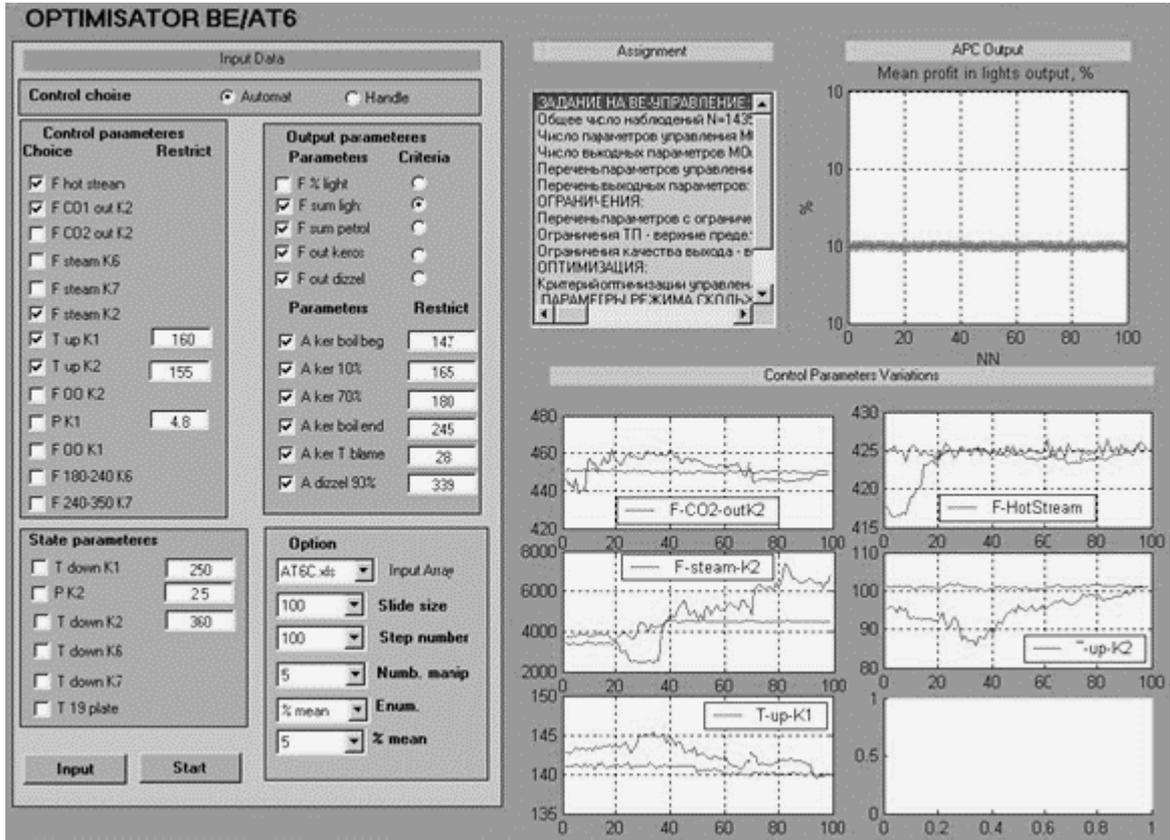


Рис. 4.9. Внешний вид интерфейса модуля управления на основе метода обратного оценивания

Непосредственно оценивание значений управляющих параметров осуществляется, как вариант, на основе алгоритма обратного оценивания, описанного в главе 3. Полученные значения оценок представляют собой варианты MPC-управлений. Цикл улучшений останавливается, как только хотя бы один из параметров управления выйдет за пределы ограничений, определенным регламентом установки. Значения управлений и соответствующих им выходные параметры, накопленные в процессе скользящего наблюдения, служат для анализа качества управления. В роли основного показателя качества обычно используются один из показателей выходных потоков (выход светлых, выход бензина и т. п.).

Нижние ряды графиков на рис. 4.9 графически отражают динамику изменения управляющих параметров для случаев традиционного и улучшенного управлений.

4.4. Реализация модуля предварительной обработки результатов мониторинга

Целью создания унифицированного ПАМ предварительной обработки данных является повышение качества числовых исходных данных, используемых для построения математических моделей управления СТО, а также выявление их особенностей и пригодности для применения [63, 71]. Рассмотрим основные функциональности модуля предварительной обработки данных.

Выявление пропусков данных и их восстановление. Наличие пропусков в БД результатов мониторинга состояния объекта управления, приводит к пропускам в соответствующих электронных таблицах, выступающего в роли промежуточной системы хранения, визуализации и подготовки данных. Восстановление данных осуществляется одним из способов, выбираемых с помощью интерфейса режима предобработки. Используются технологии винзорирования, линейной аппроксимации и корреляционного восстановления данных. Математические соотношения для перечисленных способов восстановления данных хорошо известны и приведены во всех учебниках и монографиях по анализу статистической информации [71].

Выявление и обработка аномальных наблюдений, статистический учет возникновения аномалий, восстановление аномальных значений параметров. Для стационарных процессов, характерных для регламентированных режимов управления, выявление *аномальных наблюдений* осуществляется методами проверки статистических гипотез в соответствии с известными алгоритмами обнаружения больших уклонений. Для переходных режимов аналогичная задача решается для прогнозируемых значений наблюдений. В частности, если стохастическая компонента процесса имеет распределение, близкое к нормальному, для обнаружения сбоев обычно применяется критерий, основанный на t-статистике Стьюдента. При этом решение принимается на основе сопоставления t-статистики вида

$$t = \frac{x_i - \bar{E}\{x\}}{s(x)}$$
 с критическим значением $t_{кр}(\alpha, N_f)$, определяемым из таблиц распределения

Стьюдента [10]. Здесь $\bar{E}\{x\}$ - оценка математического ожидания, $s\{x\}$ - оценка среднеквадратического отклонения, α - уровень доверия, обычно выбираемый из набора $\{0.95, 0.99, 0.997, 0.999\}$, N_f - число степеней свободы.

Возможно применение и других критериев соответствия наблюдений выборочной совокупности, имеющих в БЗ, и описанных, например, в [63, 71, 78].

Обнаружение скрытых несоответствий (gaps) наблюдений, противоречащих структуре корреляционных взаимосвязей между параметрами ОУ, восстановление несоответствующих значений параметров.

Для решения задачи обнаружения несоответствий следует использовать процедуру агрегации данных, основанную на структуре указанных корреляционных связей. Соответствующий математический аппарат представлен методом главных компонент (или компонентным анализом) [27, 28]. При этом массивы многомерных данных преобразуются к виду, допускающему 2-3-мерное представление (т.е. к виду, допускающему экранную визуализацию). Преобразование носит линейный характер, соответствующие весовые коэффициенты представляют собой элементы собственных векторов ковариационных матриц исходных данных, отвечающих наибольшему собственным числам. В результате такого «взвешивания» наблюдения с «деформированными» корреляционными связями оказываются за пределами областей группирования основной массы наблюдений, отвечающих исправному состоянию приборов и механизмов. Таким образом, их дальнейшее обнаружение можно осуществлять в пространстве главных компонент традиционными методами обнаружения аномалий [63, 71].

Сглаживание (последовательная фильтрация) рядов наблюдений. В ПАМ предварительной обработки данных предусмотрена возможность сглаживания рядов наблюдений контролируемых параметров с помощью экспоненциального фильтра или фильтра Калмана второго порядка [71].

Выявление мультиколлинеарности в исходных данных. Проблема мультиколлинеарности состоит в возникновении строгой линейной зависимости между столбцами в исходной матрице наблюдений контролируемых параметров $X = (X_1, X_2, \dots, X_m)$. При этом ранг матрицы наблюдений X оказывается меньше $m + 1$, в результате чего матрица $X^T X$, используемая в МНК, становится вырожденной (т.е. ее определитель $\det(X^T X)$). На практике строгая мультиколлинеарность в задачах, связанных с наблюдениями с аддитивными погрешностями, встречается не часто. В большинстве подобных ситуаций приходится сталкиваться с ситуацией, при которой матрица $X^T X$ оказывается не вырожденной, но плохо обусловленной в силу наличия сильных корреляционных связей между наблюдаемыми параметрами ОУ. При этом $\det(X^T X)$ имеет значение, близкое к нулю (одного порядка с накапливающимися ошибками измерений) [63, 71].

Программа модуля предобработки данных позволяет выявлять строгую и реальную мультиколлинеарность, и, в случае обнаружения последней указать на пары регрессоров, обладающих корреляционными связями выше априори заданного порога. Установка

режима контроля мультиколлинеарности и пороговой значение парных корреляций осуществляется с помощью интерфейса модуля предобработки (рис. 4.10) [71].

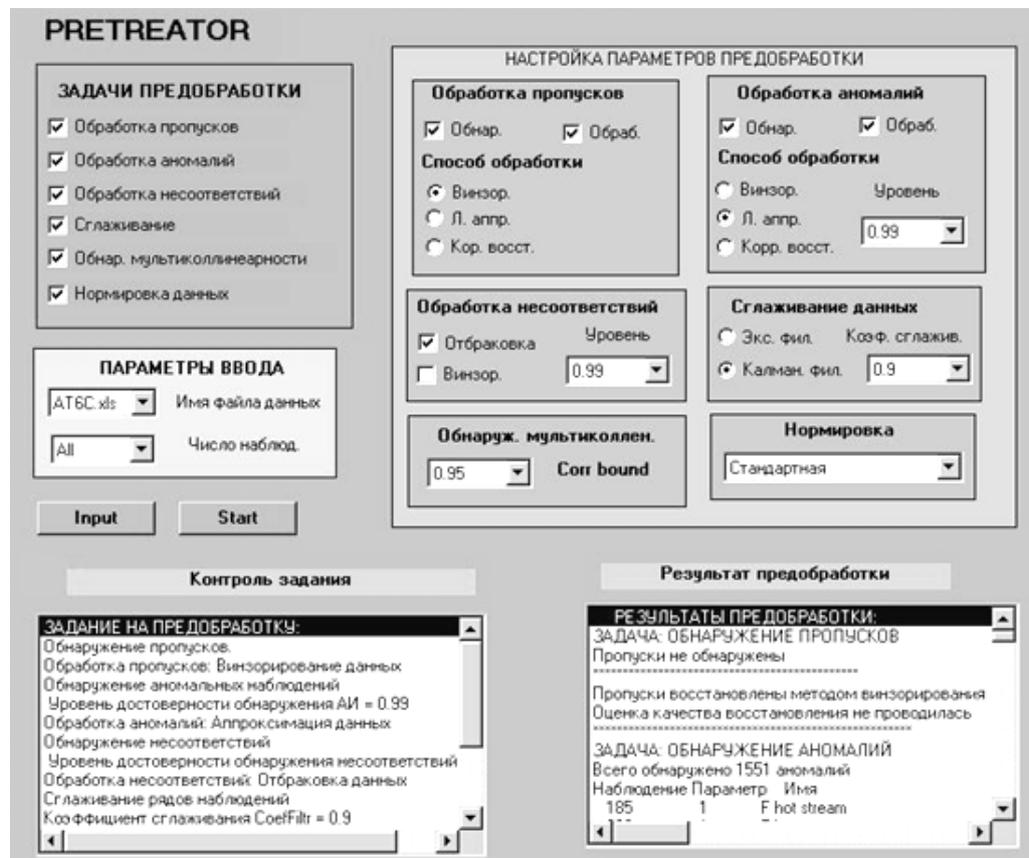


Рис. 4.10. Внешний вид рабочего интерфейса PretreatAT6

В качестве числового примером предобработки, реализуемой предложенным программным модулем, рассмотрим задачу сглаживания наблюдений на основе фильтра Калмана. На верхнем графике на рис 4.11 приведен исходный процесс и его сглаженная версия, а на нижнем – разность между ними.

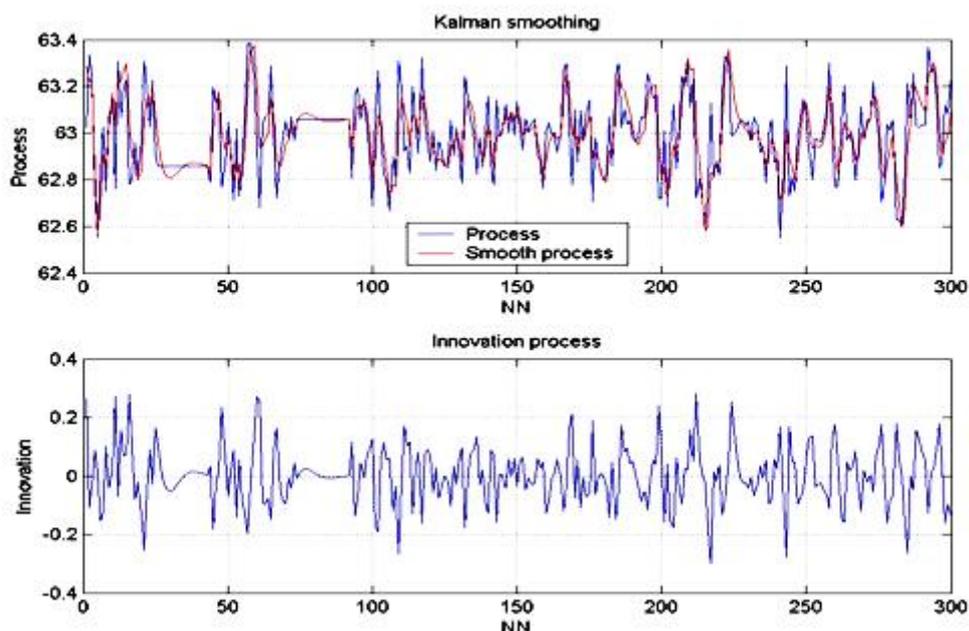


Рис. 4.11. Исходный процесс, его сглаженная реализация и невязки между ними

4.5. Реализация модуля анализа многомерных данных

Программный модуль анализа данных предназначен для выявления динамических и статистических свойств наблюдений, образованных в процессе мониторинга состояния объекта управления. Разработанный модуль включает в себя решение следующих задач [63]:

1. Deskриптивный статистический анализ наблюдаемых параметров;
2. Анализ динамических характеристик наблюдаемых параметров;
3. Выявление значимых взаимосвязей наблюдаемых параметров;
4. Идентификация формы (характера) взаимосвязей между любыми парами наблюдаемых параметров;
5. Выявление и визуализация отклонений текущих значений групп наблюдаемых параметров от прогнозируемых значений, рассчитанных по наблюдениям на предшествующих шагах;
6. Корреляционный анализ групп наблюдаемых параметров.

Структура модуля анализа данных приведена на рис. 4.12. Результаты мониторинга состояния объекта управления и результаты анализов параметров сырья поступают в БД в виде временной последовательности многомерных данных. Содержащиеся в заводской БД данные могут не в полной мере отвечать требованиям системы обработки данных. В связи

с этим используются возможности модуля предварительной обработки данных, описанные в предыдущем разделе.

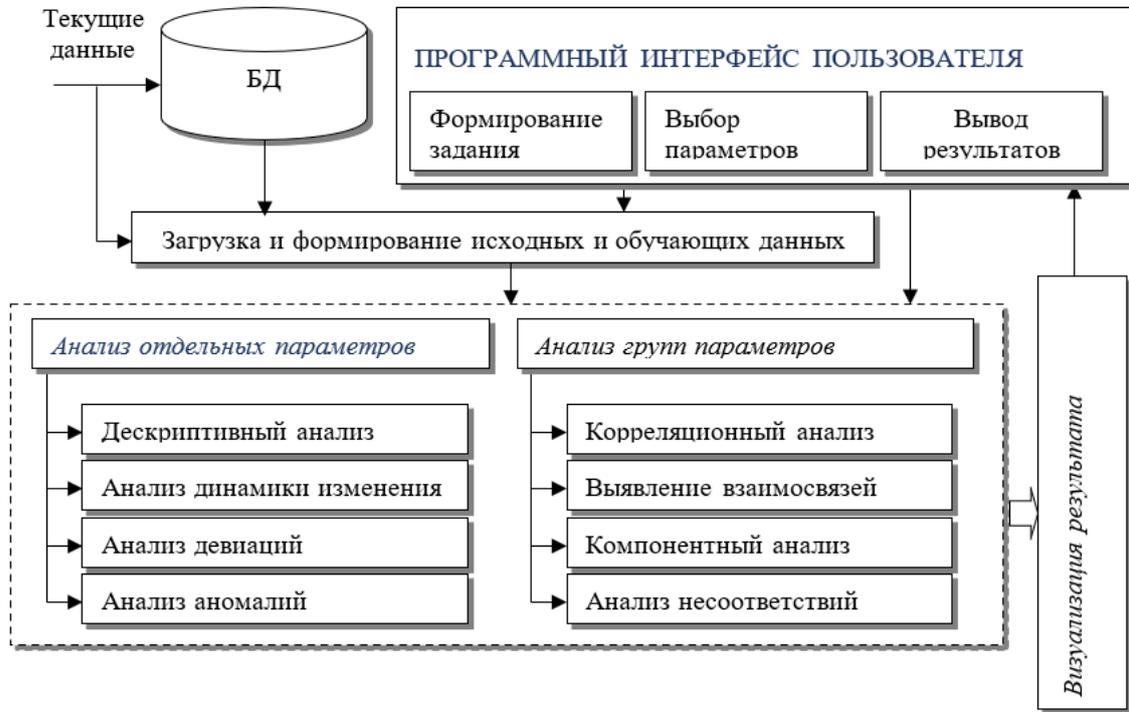


Рис. 4.12. Структура модуля анализатора данных

Внешний вид интерфейса представлен на рис. 4.13.

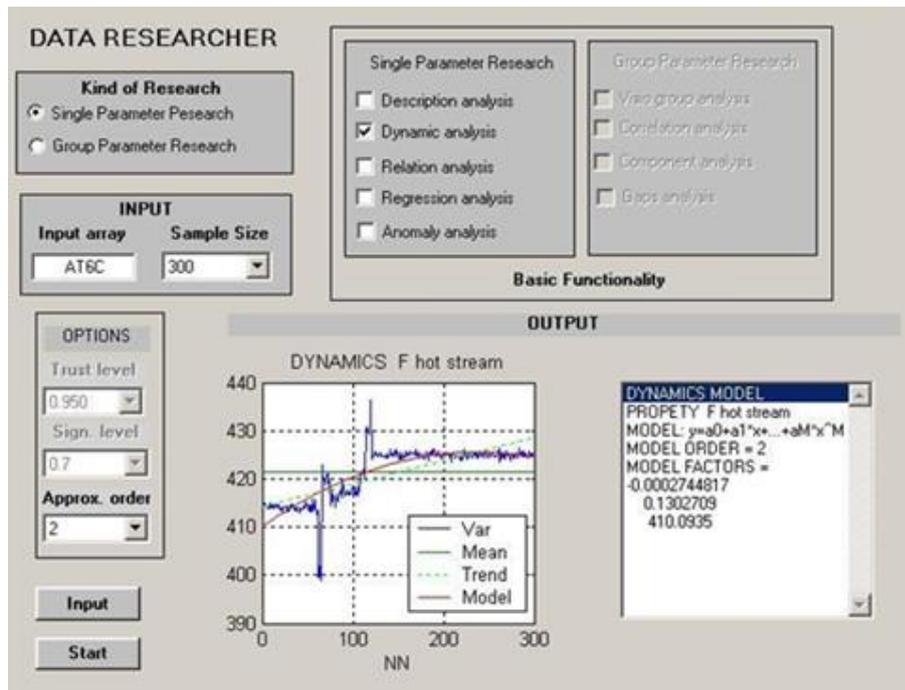


Рис.4.13. Внешний вид интерфейса модуля анализа данных

Модуль анализа данных выполнен в виде набора независимых программных процедур, допускающую удобную функциональную декомпозицию. Задание режима работы и выбор массива исходных данных осуществляется средствами программного интерфейса пользователя. Загрузочная процедура модуля анализа данных выполнена в среде Матлаб и позволяет осуществлять ввод рабочих массивов и их передачу программным процедурам обработки одномерных или групповых рядов наблюдений. Результаты выводятся в тестовом окне и визуализируются в графическом окне интерфейса.

4.6. Выводы к главе 4

1. Реализация предложенной в работе схемы проактивного управления требует разработке комплекса системных решений, формирующих информационную инфраструктуру для системы поддержки управляющих решений. Выявлены основные компоненты процесса выработки управляющего решения для проактивной СУ СТО. Информационная основой формирования управляющих решений служат результаты мониторинга текущего состояния ОУ, среды и метасреды его функционирования. Полученные данные образуют БД ретроспективной информации, отражающей производственный опыт по управлению в процессе рабочей эксплуатации. Управляющие решения формируются на основе прогностического анализа развития производственной ситуации путем обработки указанных массивов данных средствами специализированного программно-алгоритмического инструментария.

2. Реализация программно-алгоритмического комплекса осуществляется в форме связанного набора специализированных модулей, ориентированных на решение локальных задач анализа и обработки данных, значимых для решения задач управления.

3. Разработка ПАК осуществлялась в два этапа. На первом этапе формируется универсальный программно-алгоритмический модуль, инвариантный к типу объекта управления. Совокупности таких модулей образует ядро базы знаний, включающей в себя алгоритмический и программный инструментарий для решения задач проактивного управления СТО. На втором этапе, на основе уже разработанных универсальных модулей, формируются специализированные программные решения, непосредственно ориентированные на конкретный тип объекта управления, учитывающий его специфику и особенности среды погружения, критерии эффективности, множество имеющихся ограничений и другие особенности СТО.

4. В качестве примера универсального программно-алгоритмического модуля рассмотрен сервисный модуль предварительной обработки данных. Разработка такого модуля

связана с необходимостью учета особенностей совокупности данных, полученных в процессе мониторинга объекта управления.

5. Другим примером сервисного модуля является ПАМ анализа многомерных данных. Данный модуль позволяет получить знания о динамической и статистической структуре исходных данных, необходимый при выборе и реализации алгоритмов прогнозирования и корректирующего управления. Оба приведенных примера реализованы в виде модулей, входящие в комплекс оценки эффективности алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов. В качестве практического примера рассмотрена задачи прогнозирования и проактивного управления технологическим процессом первичной переработки нефти.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Совокупность разработанных в диссертации моделей и алгоритмов оценивания и прогнозирования на основе гибридных алгоритмов обеспечивают решение актуальной научно-технической задачи повышения эффективности системы проактивного управления НСТО, имеющей важное значение для развития системного анализа и современных киберфизических систем.

В диссертации получены следующие научные результаты:

1. В результате проведенного анализа данных, связанных с взаимодействием с нестабильными (газо-, гидро- и термодинамическими) средами погружения, обоснована необходимость в разработке алгоритмов прогнозирования, базирующихся на гибридных вычислительных схемах, с целью построения проактивных систем управления.

2. Предложен набор математических моделей изменения состояния НСТО, учитывающие хаотическую динамику системной составляющей, и нестационарный характер случайной составляющей рядов наблюдений за изменениями параметров состояния ОУ, протекающих в нестабильных средах;

3. Разработаны новые гибридные алгоритмы оценивания и прогнозирования, сочетающие достоинства методов статистического анализа данных и вычислительных алгоритмов ИАД, и позволяющие получать устойчивые результаты с требуемой точностью прогнозируемых оценок состояния НСТО;

4. Предложены методы интеграции разработанных в диссертации гибридных алгоритмов прогнозирования в вычислительные схемы алгоритмов проактивного управления;

5. Разработана методика и модульный комплекс анализа эффективности алгоритмов прогнозирования в системах проактивного управления НСТО, включающий в себя модули анализа и предобработки данных, прогнозирования и управления.

6. Приведены практические примеры использования, созданного ПАК при решении реальных задач по оперативному корректирующему проактивному управлению ТП с нестабильной средой погружения. Подтверждена результативность предложенных алгоритмов проактивного управления на основе используемых в промышленности критериев эффективности.

Предложенные системные решения по прогнозированию состояния НСТО для проактивного управления, стимулирует возникновение целого ряда новых идей для дальнейшего развития данного направления. В частности, очевидным шагом является переход к системе когнитивных ассистентов и системе развивающихся программных роботов, т. е. переход от проактивной СУ НСТО к полностью автоматическому когнитивному

управлению. Далее, совокупность программных роботов должна функционировать в едином информационном пространстве предприятия, причем в качестве информационной платформы такого пространства может быть предложено использование частного облака, организованного над централизованным серверным кластером промышленного предприятия или на основе аутсорсинга.

В качестве **рекомендаций** для дальнейшего развития данной темы рассматривается возможность организации взаимодействия между программными роботами. В частности, применение одноранговой пиринговой сети приводит к идее создания роевого интеллекта, ориентированного на задачу MES-управления производственным циклом предприятия. Альтернативный и более традиционный вариант построения управляющей сети производственным процессом предприятия связан с ее иерархической двух- или трехуровневой организацией, в которой на верхнем уровне находятся программные роботы-супервизоры, обеспечивающие координацию взаимодействия роботов-исполнителей и их взаимосвязь с вышестоящим ERP уровнем управления. Таким образом, предложенный подход создает алгоритмическую основу для перехода к полностью автоматическому когнитивному управлению НСТО, в которой роль человека сводится к наблюдению и контролю за состоянием производственных процессов.

Соответствие паспорту специальности

Диссертационная работа выполнена в рамках 05.13.01 «Системный анализ, управление и обработка информации (технические системы)». Положения, выносимые на защиту, отвечают следующим областям исследований, приведенным в паспорте специальности 05.13.01:

- п. 4. «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации»,
- п. 5. «Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации»,
- п. 10. «Методы и алгоритмы интеллектуальной поддержки при принятии управленческих решений в технических системах».

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

- AI – *artificial intelligence*;
- APC - *Advanced Process Control*;
- DM - *Data Mining*;
- DSS - *Decision Support Systems*;
- MES - *Manufacturing Enterprise Solution*;
- MPC - *Model Predictive Control*;
- RAD - *Rapid Application Development*;
- АД - *администратор данных*;
- АП - *аналитическая подсистема*;
- АРМ - *автоматизированное рабочее место*;
- АСУ – *автоматизированная система управления*;
- БД - *база данных*;
- БЗ - *база знаний*;
- ВД - *витрина данных*;
- ИНН - *искусственной нейронной сети*;
- ИАД – *интеллектуальный анализ данных*;
- ИС - *информационная система*;
- ИТ - *информационные технологии*;
- КА - *когнитивный ассистент*;
- КИА - *контрольно-измерительные аппаратура*;
- КИС - *контрольно-измерительные средства*;
- ЛПР - *лицо, принимающее решения*;
- НСТО - *нестационарный сложный технический объект*;
- ПАК - *программно-алгоритмический комплекс*;
- ПАМ - *программно-алгоритмический модуль*;
- ПЭ - *предметный эксперт*;
- СИ - *системный интегратор*;
- СППР - *системы поддержки принятия решений*;
- СУ – *система управления*;
- СТО – *сложный технический объект*;
- ТУ - *техническая установка*;
- ХД - *хранилища данных*;
- ЭА - *эксперт-аналитик*.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Абдуллаев А. А., Алиев Р. А., Уланов Г. М. Принципы построения автоматизированных систем управления промышленными предприятиями с непрерывным характером производства. М.: Энергия, 1985. – 440с.
2. Абрамов О. В., Розенбаум А. Н. Прогнозирование состояния технических систем. М.: Наука, 1990. - 126с.
3. Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Прикладная статистика и основы эконометрии: учеб. для вузов. – М.: ЮНИТИ, 1998. – 1022с.
4. Андерсон Т. Введение в многомерный статистический анализ. М.: Физматгиз, 1963. — 500с.
5. Балонишников А. М. Детерминированный хаос и развитая гидродинамическая турбулентность [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/determinirovannyy-haos-i-razvitaya-gidrodinamicheskaya-turbulentnost> (дата обращения: 11.09.20)
6. Барский А. Б. Искусственный интеллект и логические нейронные сети, СПб.: Интермедия, 2019. - 360с.
7. Басараб М. А., Коннова Н. С. Интеллектуальные технологии на основе искусственных нейронных сетей. М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2017. - 56с.
8. Бесекерский В. А., Попов Е. П. Теория систем автоматического регулирования – 3-е изд., испр. – М.: Наука, 2007. – 768с.
9. Болч Б., Хуань К. Дж. Многомерные статистические методы для экономики, М.: Статистика, 1979. – 317с.
10. Болшев Л. Н., Смирнов Н. В. Таблицы математической статистики. М.: Наука, 1965. - 464с.
11. Боулдинг К. Общая теория систем - скелет науки. М.: Прогресс. – 1969.
12. Брайсон А., Хо Ю-Ши. Прикладная теория оптимального управления. М.: Мир, 1972. - 544с.
13. Демиденко Е. З. Линейная и нелинейная регрессии. М.: Финансы и статистика, 1981. - 302с.
14. Браммер К., Зиффлинг Г. Фильтр Калмана – Бьюси. М.: Наука, 1982. - 199с.
15. Вальд А. Статистические решающие функции. М.: Наука, 1967. - 522с.
16. Ван Гиг Дж. Прикладная общая теория систем. М.: Мир, 1981. - 1420с.
17. Вентцель Е.С. Теория вероятностей. М.: Наука, 1969. - 576с.
18. Введение в теорию порядковых статистик / Перевод с англ.; [под ред. А. Е. Сархана и Б. Г. Гринберга]. М.: Статистика, 1970. - 414с.

19. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Книга 1: учеб. пособие для вузов. – М.: ИПРЖР, 2000. - 416с.
20. Гершберг А. Ф., Мусаев А. А., Нозик А. А., Шерстюк Ю. М. Концептуальные основы информационной интеграции АСУ ТП нефтеперерабатывающего предприятия. СПб: Альянс-строй, 2003. – 128с.
21. Головкин В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение: учеб. пособие. - М.: ИПРЖР, 2001. – 256с.
22. ГОСТ Р 8.736-2011 Государственная система обеспечения единства измерений (ГСИ). Измерения прямые многократные. Методы обработки результатов измерений. Основные положения. М.: Стандартинформ, 2019. - 21с.
23. ГОСТ Р ИСО 13381-1-2011. Контроль состояния и диагностика машин. Прогнозирование технического состояния. Часть 1. Общее руководство. М.: Стандартинформ, 2012. – 17с.
24. Гросдидиер П. Залог успеха проектов прогрессивных средств управления процессами // Нефтегазовые технологии. – 2005. - № 2. - С. 56-58.
25. Демиденко Е. З. Линейная и нелинейная регрессии. М.: Финансы и статистика, 1981. - 302с.
26. Директор С., Рорер Р. Введение в теорию систем. М.: Мир. 1974. - 464с.
27. Дубров А. М. Обработка статистических данных методом главных компонент. М.: Финансы и статистика, 1978. - 136 с.
28. Дубров А. М. Компонентный анализ и эффективность в экономике: учебное пособие. М.: Финансы и статистика, 2002. – 352с.
29. Дюк В., Самойленко А. Data Mining: учебный курс. СПб.: Питер, 2001. – 366с.
30. Егоренков Д. Л., Фрадков А. Л., Харламов В. Ю. Основы математического моделирования с примерами на языке MATLAB. СПб.: СПб БГТУ, 1996. - 192с.
31. Ежов А. А., Шумский С. А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе. М.: МИФИ, 1998. - 224 с.
32. Ивченко Г. И., Медведев Ю. И. Введение в математическую статистику. М.: Издательство ЛКИ, 2010. – 600 с.
33. Идеология APC (Advanced Process Control). [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://rd-science.com/ru/science/ideologiya-apc/> (дата обращения: 15.10.19)
34. Казаков И. Е. Статистическая теория систем управления в пространстве состояний. М.: Наука, 1975. – 432с.
35. Каладзе В.А. Множественность форм экспоненциального фильтра // Вестник ВГУ. – 2009. - №2. - С. 59-63.

36. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей. М.: Вильямс, 2001. – 288с.
37. Калинин В. Н., Резников Б. А. Теория систем и управления (структурно-математический подход). Л.: ВИКИ им. А.Ф.Можайского, 1978. - 417с.
38. Калинин В. Н., Резников Б. А., Варакин Е. И. Теория систем и оптимального управления. Л.: ВИКИ им. А.Ф. Можайского, 1979. - 319с.
39. Калман Р., Фалб П., Арбиб М. Очерки по математической теории систем / Перевод с англ.; [под ред. Я.З. Цыпкина]. М.: Мир, 1971. - 400с.
40. Кафаров В. В., Дорохов И. Н., Липатов Л. Н. Системный анализ процессов построения химической технологии. Статистические методы идентификации процессов химической технологии. М.: Наука, 1982. – 344 с.
41. Кендалл М., Стьюарт А. Теория распределений / Перевод с англ.; [под ред. А.Н. Колмогорова]. М.: Наука, 1966. - 588с.
42. Кендалл М., Стьюарт А. Статистические выводы и связи / Перевод с англ.; [под ред. А.Н. Колмогорова]. М.: Наука, 1973. - 900с.
43. Кендалл. М., Стюарт. А. Многомерный статистический анализ и временные ряды. М.: Наука, 1976. - 736с.
44. Классификация и кластер / Перевод с англ.; [под ред. Ю.И.Журавлева]. М.: Мир, 1980. - 389с.
45. Климонтович Ю. Л. Турбулентное движение и структура хаоса. Новый подход к статистической теории открытых систем. М.: Ленанд, 2021. - 316с.
46. Кобзарь А.И. Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников. М.: Физматлит, 2006. - 816с.
47. Константинов А., Тарасевич Г. Великая когнитивная революция. // Русский репортер. - 2010. - №41(169). URL: <http://rusrep.ru/article/2010/10/18/cognit/> (дата обращения: 09.05.20)
48. Константинов А. Когнитивные технологии: будущее, которого мы не ожидали [Электронный ресурс]. – Режим доступа: i-future.livejournal.com/449110.html (дата обращения: 18.02.19)
49. Кэней У. М. Получаете ли Вы максимальные прибыли от своих прогрессивных систем управления процессами. // Нефтегазовые технологии. – 2005. - №10. - С. 67-70.
50. Лебединский А. А., Дозорцев В. М., Кнеллер Д. В. Усовершенствованные АСУТП на основе Profit Controller разработки корпорации Honeywell. // Автоматизация в промышленности. – 2004. - №6. - С. 39- 41.
51. Леман Э. Проверка статистических гипотез. М.: Наука, 1979. – 408с.

52. Ли Р. Оптимальные оценки, определение характеристик и управление / Перевод с англ.; [под ред. Я.З. Цыпкина]. М.: Наука, 1966. - 176с.
53. Малинецкий Г. Г., Маненков С. К., Митин Н. А., Шишов В. В. Когнитивный вызов и информационные технологии [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://spkurdyumov.ru/economy/kognitivnyj-vyzov-i-informacionnye-tehnologii/> (дата обращения: 10.10.18)
54. Макшанов А. В., Мусаев А. А. Интеллектуальный анализ данных. – СПб.: СПбГТИ(ТУ), 2019. - 188 с.
55. Математическое моделирование / Перевод с англ.; [под ред. Д. Эндрюса и Р. Маклоуна]. М.: Мир, 1979. - 277с.
56. Месарович Д., Такахара Я. Общая теория систем: математические основы. М.: Мир, 1978. - 312с.
57. Микони С. В., Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Квалиметрия моделей и полимодельных комплексов. М.: РАН, 2018. - 314с.
58. Моисеев Н. Н. Математические задачи системного анализа. М.: Наука, 1981. - 488с.
59. Морозов Л.М., Петухов Г.Б., Сидоров В.Н. Методологические основы теории эффективности: учебное пособие. Л.: ВИКИ им. А. Ф. Можайского, 1982. - 236с.
60. Моффат Г. Некоторые направления развития теории турбулентности. М.: Мир, 1984. - 501 с.
61. Мун. Ф. Хаотические колебания . М.: Мир, 1990. - 312с.
62. Мусаев А. А., Гайков А. В. Предварительный анализ исходных данных мониторинга нефтепереработки // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета). - 2014. - № 24(50). - С. 78-80.
63. Мусаев А. А., Гайков А.В. Модульная база знаний, как аналитическая компонента адаптивной системе управления производственными процессами // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета). - 2017. - № 39(65). - С. 78-80.
64. Мусаев А. А., Николаев Н.А. Когнитивная система автоматизированного управления на примере процесса первичной переработки нефти // Известия вузов. Приборостроение. – 2017. - № 9(60). - С. 78-80.
65. Мусаев А. А., Фенин М.М. Проактивное стабилизационное управление для нестационарных сред на основе гибридных алгоритмов анализа данных// Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета). – 2020. - № 52(79). - С. 100-106.

66. Мусаев А. А. Автоматизация обработки «сырых» данных // Materials of the X International scientific and practical conference «Modern European science - 2014». - 2014. - Т. 16. - С. 18-23.
67. Мусаев А. А. Концептуальная платформа промышленно-ориентированного Data Mining // Актуальные вопросы науки и техники: Сборник научных трудов по итогам международной научно-практической конференции. - Самара, 2015. - Т. 2. - С. 18-23.
68. Мусаев А. А. Принципы построения когнитивных информационных систем в задачах управления технологическими процессами // Символ науки. - 2015. - Т. 6. - С. 18-23.
69. Мусаев А. А., Николаев Н. А. Концепция создания анализатора свойств информационных потоков. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://old.kmu.itmo.ru/collections_rubric/369/intellektualnye_sistemy_upravleniya_i_obrabotki_informacii.htm (дата обращения: 04.12.19)
70. Мусаев А. А. Моделирование котировок торговых активов // Труды СПИИРАН. – 2011. – № 2(17). – С. 5.
71. Мусаев А. А. Разработка программно-алгоритмического управляющего комплекса процессом нефтепереработки: магистерская диссертация. Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 2014.
72. Мусаев А.А., Иниваткин А.А. Особенности моделирования динамики изменения параметров химико-технологического процесса // Сборник научных трудов по материалам XXIV международной научно-практической конференции “Научный диалог”. – 2019. – С. 8-19.
73. Назаров А. В., Лоскутов А. И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. СПб.: Наука и Техника, 2003. - 384 с.
74. Николис Г., Пригожин И. Познание сложного: Введение. М.: Мир, 1990. - 334с.
75. Охтилев М.Ю., Соколов Б.В., Юсупов Р.М. Интеллектуальные технологии мониторинга и управления структурной динамикой сложных технических объектов, М.: Наука, 2006. - 410с.
76. Пригожин И., Стенгерс И. Порядок из хаоса. Новый диалог человека с природой. М.: Прогресс, 1986. — 432 с.
77. Пригожин И. От существующего к возникающему. М.: Наука, 1985. - 205с.
78. Прикладная статистика. Основы моделирования и первичная обработка данных // Айвазян С. А., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д.; [под ред. С. А. Айвазяна]. М.: Финансы и статистика, 1993. - 471с.
79. Прикладная статистика. Исследование зависимостей // Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л. Д.; [под ред. С. А. Айвазяна]. М.: Финансы и статистика, 1985. - 487с.

80. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности // Айвазян С.А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. [под ред. С. А. Айвазяна]. М.: Финансы и статистика, 1989. - 607с.
81. Рао С. Р. Линейные статистические методы и их применение / Перевод с англ.; [под ред. Ю.В. Линника]. М.: Наука, 1972. - 591с.
82. Ростовцев В. С. Искусственные нейронные сети. СПб.: Лань, 2019. - 216с.
83. Себер Дж. Линейный регрессионный анализ. М.: Мир, 1980. - 456 с.
84. Сейдж Э. П., Уайт Ч. С. Оптимальное управление системами / Перевод с англ.; [под ред. Б.Р.Левина]. М.: Радио и связь, 1982. - 392с.
85. Семь когнитивных технологий, которые изменяют мир [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://expert.ru/russian_reporter/2010/41/tehnologii/ (дата обращения: 11.01.18)
86. Советов Б.Я., Яковлев С.А. Моделирование систем. М.: Высшая школа, 1985. - 272с.
87. Соколов Б. В., Юсупов Р. М., Концептуальные основы оценивания и анализа качества моделей и полимодельных комплексов // Тр. СПИИРАН. - 2004. - № 6. – С. 10-35.
88. Среднеквадратичная ошибка [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://ru.qaz.wiki/wiki/Mean_squared_error (дата обращения: 09.06.19)
89. Статистические методы обработки результатов наблюдений / Р. М. Юсупов, Г. Б. Петухов, В. Н. Сидоров и др.; [под ред. Р.М. Юсупова]. М.: МО СССР, 1984. - 564с.
90. Терехов В. А. Нейросетевые системы управления. СПб.: СПГУ, 1999. - 265с.
91. Трубецков Д. И. Турбулентность и детерминированный хаос // Соровский образовательный журнал. – 1998. - №1. - С.77-83
92. Тураносов А. В., Мусаев А. А. Математическая модель динамической оптимизации процесса управления технологическим циклом нефтепереработки // Нефтепереработка и нефтехимия. Научно-технические достижения и передовой опыт - 2014. - № 6. - С. 10-15
93. Тьюки Д. Анализ результатов наблюдений. Разведочный анализ. М.: Мир, 1981. – 696с.
94. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. М.: Мир, 1992. - 240с.
95. Феллер В. Введение в теорию вероятностей и ее приложения. Том 2. М.: Мир, 1967. – 752с.
96. Фильтрация и стохастическое управление в динамических системах. М.: Мир, 1980. – 407с.
97. Хакен Г. Информация и самоорганизация: Макроскопический подход к сложным системам. М.: Мир, 1991. – 320с.

98. Химмельблау Д. Анализ процессов статистическими методами. М.: Мир, 1973. — 957 с.
99. Хьюбер П. Робастность в статистике. М.: Мир, 1984.- 303с.
100. Цуриков А. Н. Моделирование и обучение искусственных нейронных сетей: учебное пособие. Ростов: Ростовский государственный университет путей сообщения, 2019. - 112с.
101. Юсупов Р. М., Мусаев А. А. Особенности оценивания эффективности информационных систем и технологий // Тр. СПИИРАН, 2017 - №2(51) - С.5-34.
102. Юсупов Р. М., Мусаев А. А. Проблема оценивания эффективности информационных технологий // Материалы конференции «Информационные технологии в управлении». СПб: ГНЦ РФ АО «Концерн ЦНИИ «Электроприбор», 2018. - С. 11-20.
103. Abidi K., Xu J.-X. Advanced Discrete-Time Control: Designs and Applications. N.-Y.: Springer, 2015. - 232p.
104. Adedeji B. Badiru, Oye Ibidapo-Obe, Babatunde J. Ayeni, Industrial control systems: mathematical and statistical models and techniques. CRC Press, 2012. - 380 p.
105. Adriaans P., Zantings D. Data Mining. Addison-Wesley-Longman, 1996. – 158 p.
106. Advanced process control [Электронный ресурс]. – Режим доступа: en.wikipedia.org/wiki/Advanced_process_control (дата обращения: 07.03.18)
107. Aeyels D., Lamnabhi-Lagarrigue F., van der Schaft, A. (eds.) Stability and Stabilization of Nonlinear Systems. Springer, 1999. — 390 p.
108. Agachi P.S., Cristea M.V., Csavdari A.A., Szilagyi B. Advanced Process Engineering Control. Berlin, Germany: Walter de Gruyter GmbH, 2017. — 412 p.
109. Alazard D. Reverse Engineering in Control Design. Wiley, Hoboken, 2013. — 183p.
110. Albertos P., Sala A. Multivariable Control Systems. An Engineering Approach. London: Springer, 2004. — 340p.
111. Allahviranloo T. Uncertain Information and Linear Systems. Springer, 2020. — 264p.
112. Antsaklis P.J., Lin H. Hybrid dynamical systems: an introduction to control and verification Paris: Now Publishers, 2014. — 175p.
113. Antsaklis P.J. A Linear Systems Primer. Birkhauser Boston, 2007. — 525p.
114. Argha A., Celler B.G., Li L., Nguyen H.T., Su S. Advances in discrete-time sliding mode control: theory and applications. CRC Press, 2020. – 254p.
115. Astolfi A., Karagiannis D., Ortega R. Nonlinear and adaptive control with applications London: Springer-Verlag London Limited, 2008. — 290p.
116. Astrem K.J. Wittenmark B. Computer Controlled Systems: Theory and Design. Tsinghua University Press Prentice Hall, 2002 - 557p.

117. Astrom K.J., Murray R.M. Feedback Systems. An Introduction for Scientists and Engineers. Princeton, Oxford: Princeton Univ. Press, 2008. - 396p.
118. Åström K. Introduction to stochastic control theory. Academic Press, 1970. — 299p.
119. Bacciotti A. Stability and Control of Linear Systems. Cham: Springer, 2017. — 200p
120. Belur M.N., Camlibel M.K., Rapisarda P., Scherpen J.M.A. (Eds.) Mathematical Control Theory II: Behavioral Systems and Robust Control. Springer, 2015. — 259 p.
121. Berinato, S. With big data comes big responsibility. Harvard Business Review, 2014. – pp.100-104.
122. Berry M.J.A., Linoff, G.S. Mastering Data Mining. Wiley, 2000. – 672p.
123. Borrelli F., Bemporad A., Morari M. Predictive Control for Linear and Hybrid Systems. Cambridge: Cambridge University Press, 2011. — 424p.
124. Borthick A. F., G. P. Schneider and T. R. Viscelli. Analyzing data for decision making: Integrating spreadsheet modeling and database querying. Issues in Accounting Education, 2017. – pp. 59-66.
125. Boubaker O. et al. (Eds.) New Trends in Observer-based Control, Volume 1: A Practical Guide to Process and Engineering Applications. Academic Press, 2019. — 472p.
126. Camacho E. F., Bordons C. Model predictive control. London: Springer-Verlag, 2007. - 423p.
127. Chandra K.P.B., Gu D. Nonlinear Filtering: Methods and Applications. Springer, 2019. — 197p.
128. Chang X.-H. Robust Output Feedback H-infinity Control and Filtering for Uncertain Linear Systems. New York: Springer, 2014. — 254p.
129. Decision support system [Электронный ресурс]. – Режим доступа: en.wikipedia.org/wiki/Decision_support_system (дата обращения: 20.03.18)
130. Dey R., Ray G., Balas V.E. Stability and Stabilization of Linear and Fuzzy Time-Delay Systems. A Linear Matrix Inequality Approach. New York: Springer, 2018. — 274p.
131. Ding Zhengtao. Nonlinear and Adaptive Control Systems. The Institution of Engineering and Technology, 2013.— 290p.
132. Dragan V., Halanay A. Stabilization of Linear Systems. Basel: Birkhäuser, 1999. — 308p.
133. Ellis M., Liu J., Christofides P.D. Economic Model Predictive Control: Theory, Formulations and Chemical Process Applications. New York: Springer, 2016. - 311p.
134. Esfandiari R.S., Lu B. Modeling and Analysis of Dynamic Systems. Boca Raton: CRC Press, 2014. - 558p.
135. Fayyad U.M., Piatetsky-Shapiro G., Smith P., Uthurusamy R. Advances in Knowledge Discovery and Data Mining // MIT, 1996. – 611p.

136. Feyel Ph. Robust Control Optimization with Metaheuristics. Wiley, 2017. — 426p.
137. Garcia M.R., Vilas C., Santos L.O., Alonso A.A. A Robust Multi-Model Predictive Controller for Distributed Parameter Systems // Journal of Process Control, 2012. - V.22(1). - pp.60–71.
138. Grüne L., Pannek J. Nonlinear Model Predictive Control: Theory and Algorithms. New York: Springer, 2016. - 463 p.
139. Guay M., Adetola V., DeHaan D. Robust and Adaptive Model Predictive Control of Nonlinear Systems. L.: The Institution of Engineering and Technology, 2016. - 269p.
140. Halbaoui K., Boukhetala D., Boudjema F. Introduction to Robust Control Techniques. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.intechopen.com/books/robust-control-theory-and-applications/introduction-to-robust-control-techniques> (дата обращения: 17.07.18)
141. Han, J., Kamber, M. Data mining: Concepts and techniques. Morgan Kaufmann, 2000. – 744p
142. Hand D. J., Mannila H., Smyth P. Principles of Data Mining. MIT Press, 2001. – 546p.
143. Holland C. D. Fundamentals of multicomponent distillation. NY: McGraw, 1981. – 626p.
144. Hurwitz J.S., Kaufman M., Bowles A. Cognitive computing and big data analytics. NJ: J.Wiley&Sons, Inc., 2015. - 266p.
145. Industry 4.0: Industrial Revolution of the 21st Century / Ed. E. Popkova, J. Ragulina, A. Bogovi. Springer, 2019. – 268p.
146. James W., Stein C. Estimation with Quadratic Loss. Proceedings of the Forth Berkley Symposium. V. 1. Berkeley: Univ. California Press, 1961. - pp. 361–379.
147. Kawamura H. Advanced Process Control. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://blog.yokogawa.com/ru-advanced-solutions-blog/-ru-advanced-process-control> (дата обращения: 16.10.19)
148. Larose D.T., Larose C.D. Discovering knowledge in data. Second ed. Wiley, 2014. - 336p.
149. Lorenz E. N. Deterministic nonperiodic flow // J. Atmos. Sci., 1963. - Vol. 20. - P. 130.
150. Lorenz E. N. Maximum simplification of the dynamical equations // Tellus, 1960. - Vol. 12. - pp. 243-254.
151. Manyika J. Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity. McKinsey Global Institute, 2011. - 143p.
152. Mayne D., Rawlings R. Constrained model predictive control: stability and optimality. Automatica, 2000. - v.36 (6). - pp.789–814.
153. Mitra S., Pal S. K., Mitra, P. Data mining in soft computing framework: A survey. Neural Networks. IEEE Transactions, 2002. - 13(1). - pp. 3-14.

154. Model predictive control [Электронный ресурс]. – Режим доступа: en.wikipedia.org/wiki/Model_predictive_control (дата обращения: 13.11.19)
155. Nisbet R. J., Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications. Academic Press, 2009. – 864p.
156. Ott R. L., Longnecker M. T., An Introduction to Statistical Methods and Data Analysis. 7th Edition. Brooks Cole, 2015. – 1296p.
157. Peters E., Chaos and order in the capital markets: a new view of cycles, prices, and market volatility, 2nd ed.; NY.: John Wiley & Sons, 1996. – 288p.
158. Peters M. D., Wieder B., Sutton S. G., Wakefield J. Business intelligence systems use in performance capabilities: Implications for enhanced competitive advantage // International Journal of Accounting Information Systems, 2021 - №21 – pp.1-17.
159. Provost F., Dawcett T. Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking. O'Reily Media, 2013. – 414p.
160. Pyle D. Data Preparation for Data Mining. Morgan Kaufmann, 1999. – 560 p.
161. Rezaee Z., Dorestani A., Aliabadi S. Application of time series analyses in big data: Practical, research, and education implications // Journal of Emerging Technologies in Accounting, 2018. - №15(1). – pp.183-197.
162. Ruelle D., Takens F. On the nature of turbulence // Comm. Math. Phys, 1971. - №20. - pp. 167-181.
163. Savkin A. A., Musaev A. A., Fenin M. M. Virtual analyzer of petroleum quality indicators // Proceedings of IEEE Northwest Russia Conf. on Math. Methods in Engineering and Technology. SPb.: 2018. - pp. 161-163.
164. Smith L. Chaos: A Very Short Introduction. Oxford University Press, 2007. – 180 p.
165. Tan P., Steinbach M., Kumar V. Introduction to Data Mining. Addison Wesley, 2005. – 864 p.
166. Trofimova I., Sokolov B., Nazarov D., Potryasaev S., Musaev A., Kalinin V. Application of Cyber-physical System and Real-time Control Construction Algorithm in Supply Chain Management Problem// 13th International Symposium on Intelligent Distributed Computing. SPb.: 2019. - №868. – pp. 394-403.
167. Willis M.J., Ming T.T. Advanced process control [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.462.7646&rep=rep1&type=pdf> (дата обращения: 03.06.18)
168. Zhou K., Doyle J. C., Glover K. Robust and Optimal Control // Decision and Control, 1996 – pp. 1595-1598.

Приложение А. Список публикаций соискателя по теме диссертации**В рецензируемых журналах из списка ВАК:**

1. Мусаев А.А., Гайков А.В. Предварительный анализ исходных данных мониторинга нефтепереработки // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) - 2014. - № 24(50). - С. 78-80.
2. Мусаев А.А., Тураносов А.В. Математическая модель динамической оптимизации процесса управления технологическим циклом нефтепереработки // Нефтепереработка и нефтехимия. Научно-технические достижения и передовой опыт - 2014. - № 6. - С. 10-15.
3. Мусаев А.А., Гайков А.В. Модульная база знаний, как аналитическая компонента адаптивной системы управления производственными процессами // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) - 2017. - № 39(65). - С. 78-80.
4. Мусаев А.А., Николаев Н.А. Когнитивная система автоматизированного управления на примере процесса первичной переработки нефти // Известия вузов. Приборостроение. – 2017. - №9(60). - С. 78-80.
5. Мусаев А.А., Фенин М.М. Проактивное стабилизационное управление для нестационарных сред на основе гибридных алгоритмов анализа данных // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) – 2020. - № 52(79). - С. 100-106.
6. Мусаев А.А. Распределённая система прогнозирования для многомерных нестационарных процессов // Вестник технологического университета – 2021. –Т.24. – №2. – с.87-93.

В зарубежных изданиях, индексируемых в WoS/Scopus:

1. Musayev A.A., Savkin A.A., Fenin M.M. Virtual analyzer of petroleum quality indicators // Proceedings of IEEE Northwest Russia Conf. on Math. Methods in Engineering and Technology. SPb.: 2018, Sept. 10-14. pp. 161-163.
2. Musayev A., Trofimova I., Sokolov B., Nazarov D., Potryasaev S., Kalinin V. Application of Cyber-physical System and Real-time Control Construction Algorithm in Supply Chain Management Problem // 13th International Symposium on Intelligent Distributed Computing. SPb.: 2019, Oct. 7-9.

В других изданиях:

1. Мусаев А.А., Холоднов В.А. Автоматизация обработки «сырых» данных // Materials of the X International scientific and practical conference «Modern European science - 2014» - 2014. - Т. 16. - С. 18-23.
2. Мусаев А.А., Николаев Н.А. Концептуальная платформа промышленно-ориентированного Data Mining // Актуальные вопросы науки и техники: Сборник научных трудов по итогам международной научно-практической конференции. - Самара, 2015. - Т. 2. - С. 16-18.
3. Мусаев А.А. Принципы построения когнитивных информационных систем в задачах управления технологическими процессами // Символ науки - 2015. - Т. 6. – С. 18-23.
4. Мусаев А.А., Николаев Н.А. Концепция создания анализатора свойств информационных потоков // Сборник тезисов докладов конгресса молодых ученых. Электронное издание [Электронный ресурс]. - Режим доступа: http://old.kmu.itmo.ru/collections/article/7090/koncepciya_sozdaniya_analizatora_svoystv_informacionnyhpotokov.html
5. Мусаев А.А., Иниваткин А.А. Прогнозирование состояние нестабильных систем на основе метода ближайшего соседа // Материалы XI научной конференции «Традиции и инновации». СПбГТИ. 1-3 декабря 2020г. СПб. 2020. – С. 198.

Приложение Б. Копии актов о внедрении

Б.1 Акт о внедрении ООО «КИНЕФ»



Общество с ограниченной ответственностью «Производственное объединение «Киришинефтеоргсинтез»



АКТ

о реализации диссертационного исследования соискателя ученой степени кандидата технических наук аспиранта Санкт-Петербургского национального исследовательского университета информационных технологий, механики и оптики (СПб НИУ ИТМО) МУСЛОВА Андрея Александровича

Комиссия ООО «КИНЕФ» в составе:

Председатель комиссии:

Главный метролог ООО «КИНЕФ» ктн

А.Ф. Гершберг

Члены комиссии:

Заместитель главного метролога ООО «КИНЕФ»

А.Н. Гарцев

Начальник отдела АСУТП ООО «КИНЕФ»

И.П. Дроганов

установила, что результаты диссертационного исследования соискателя ученой степени кандидата технических наук СПб НИУ ИТМО МУСЛОВА Андрея Александровича, посвященные адаптивному многоканальному управлению сложных динамических систем в нестационарных средах с использованием интеллектуального анализа данных, реализованы в ООО «КИНЕФ», г. Кириши Ленинградской обл. при проведении следующих работ:

- при разработке перспективного плана развития АСУ технологических процессов;
- при разработке предложений по созданию перспективной системы когнитивного управления ТП с динамической оптимизацией на основе алгоритмов интеллектуального анализа данных.

Реализация диссертационных исследований аспиранта позволяет обосновать целесообразность применения перспективных средств интеллектуального анализа данных с целью повышения эффективности управления производственным циклом предприятия. Результаты работы создают теоретическую основу для реализации когнитивных систем управления, способных извлекать новые знания из данных, накопленных в БД предприятия и содержащих в латентной форме производственный опыт, накопленный в процессе управления ТП дежурными сменами операторов и технологов.

Председатель комиссии:

Главный метролог ООО «КИНЕФ» ктн.

А.Ф. Гершберг

Члены комиссии:

Заместитель главного метролога ООО «КИНЕФ»

А.Н. Гарцев

Начальник отдела АСУТП ООО «КИНЕФ»

И.П. Дроганов

12» июля 2018 г.

Б.2 Акт о внедрении АО НПФ «УРАН-СПб»

АКЦИОНЕРНОЕ ОБЩЕСТВО
НАУЧНО-ПРОИЗВОДСТВЕННАЯ ФИРМА

"УРАН-СПб"

Энергосберегающие технологии, системы и приборы

Разработка, проектирование, изготовление, поставка, монтаж, наладка, сервис

Юр. адрес: Россия, 196128, Санкт-Петербург, ул. Варшавская д.5А литер Л, офис 105, т/ф (812) 369-05-93,
т. (812) 369-00-03 E-mail: uranspb@uranspb.ru, nrf_uran@mail.ru. Сайт: www.uranspb.ru

Исх. № 37/21 от « 8 » апреля 2021г.

Диссертационный Совет Д.002.199.01 при
СПб ФИЦ РАН РФ г. Санкт-Петербург

АКТ

о реализации диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук соискателя Санкт-Петербургского Федерального исследовательского центра Российской академии наук МУСАЕВА Андрея Александровича

Комиссия научно-технического совета НПФ «УРАН-СПб» в составе:

- председателя комиссии:

генерального директора АО НПФ «УРАН-СПб», к.т.н., доцента О.Н. Новикова,

- членов комиссии:

технического директора АО НПФ «УРАН-СПб», к.т.н. А.Н. Окатьева,

ведущего специалиста, к.т.н., доцента С.И. Чумакова,

установила, что основные положения диссертационной работы соискателя ученой степени кандидата технических наук МУСАЕВА Андрея Александровича, содержащие алгоритмические и программные решения по созданию системы прогнозирования сложных нестационарных процессов реализованы в акционерном обществе Научно-производственная фирма «УРАН-СПб» в г. Санкт-Петербург при проведении следующих работ:

- при разработке системы предварительной обработки данных мониторинга состояния оборудования котельных установок;

- при разработке плана перспективного развития по созданию системы автоматизированного управления теплоэнергетическими установками с использованием технологий интеллектуального анализа данных.

Предварительная оценка возможных результатов показала перспективность внедрения предложенных в диссертации алгоритмических и системотехнических решений. Результаты работы могут быть использованы при создании новых систем управления энергоустановками малой и средней мощности с автоматическим накоплением знаний и последовательным машинным самообучением подсистемы оптимизации их функционирования.

Председатель комиссии:

- генеральный директор АО НПФ «Уран-СПб», к.т.н., доцент

 О.Н. Новиков

Члены комиссии:

- технический директор АО НПФ «Уран-СПб», к.т.н.

 А.Н. Окатьев

- ведущий специалист, к.т.н., доцент

 С.И. Чумаков

«7» апреля 2021 г.



Б.3 Акт о внедрении АО «СПИК СЗМА»



АКТ

о реализации диссертационного исследования соискателя ученой степени кандидата технических наук СПб ФИЦ РАН МУСАЕВА Андрея Александровича, выполненного на тему «Гибридные алгоритмы прогнозирования многомерных нестационарных процессов в задачах проактивного управления сложными техническими объектами».

Комиссия научно-технического совета АО «СПИК СЗМА» в составе:

председателя комиссии:

ведущего специалиста отдела развития, к.т.н. БЕДИНА Н.В.

членов комиссии:

ведущего специалиста исследовательского отдела, к.т.н., доцента СТРУКОВА А.В.,

руководителя сектора АСУ ТП ШИЛИНА В.Л.

составила настоящий акт о том, что основные теоретические и научно-методические результаты диссертационного исследования соискателя ученой степени кандидата технических наук Федерального государственного бюджетного учреждения науки «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук» (СПб ФИЦ РАН) Мусаева Андрея Александровича, посвященные разработке гибридных алгоритмов прогнозирования многомерных нестационарных процессов в задачах проактивного управления сложными техническими объектами реализованы в акционерном обществе «Специализированная инжиниринговая компания «Севзапмонтажавтоматика»», г. Санкт-Петербург (АО «СПИК СЗМА») при проведении работ:

- по разработке перспективной системы статистического анализа результатов мониторинга параметров сложного технического объекта (СТО);
- при разработке системы проактивного управления СТО с динамической оптимизацией, основанной на гибридном алгоритме прогнозирования.



ISO 9001:2000

СЕВЗАПМОНТАЖАВТОМАТИКА специализированная инжиниринговая компания

Реализация научных результатов диссертационной работы соискателя позволила доказать, что применение гибридных алгоритмов прогнозирования позволяет повысить терминальные (экономические) показатели эффективности управления СТО на 8–10% по сравнению с опорным управлением командой операторов.

Кроме того, результаты работы могут служить платформой для создания новой, проактивной модели управления производством, основанной на гибридных алгоритмах прогнозирования, а также могут быть использованы при решении задачи формирования цифровой экономики, ориентированной на повышение эффективности в промышленности.

Председатель комиссии:

ведущий специалист отдела развития, к.т.н.

Н. В. Бедин

Члены комиссии:

ведущий специалист исследовательского отдела, к.т.н., доцент

А. В. Струков

руководитель сектора АСУ ТП

В. Л. Шилин

«08» апреля 2021 г.

Б.4 Акт о внедрении СПбГТИ (ТУ)

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

федеральное государственное
бюджетное образовательное
учреждение
высшего образования
«Санкт-Петербургский
государственный
технологический институт
(технический университет)»
(СПбГТИ(ТУ))

Московский пр., д.26, Санкт-Петербург, 190013,
телеграф: Санкт-Петербург, Л-13, Технолог,
факс: ректор (812) 710-6285, общий отдел (812)
712-7791,
телефон: (812) 710-1356.
E-mail: office@technolog.edu.ru

УТВЕРЖДАЮ
ВРИО ректора СПбГТИ (ТУ)

Шевчик /А.П.Шевчик/
19.07.2018



№ _____

АКТ РЕАЛИЗАЦИИ

комплекса гибридных алгоритмов оценивания и прогнозирования состояния интегрируемого в систему управления нестационарными сложными техническими объектами

Настоящим актом подтверждается, что комиссия в составе: заведующего кафедрой «Автоматизация процессов химической промышленности» (АПХП) Русинова Л.А. (председатель), профессора кафедры «Системный анализ и управление» (САиУ) Холоднова С.А. и доцента кафедры АПХП Рудаковой И.В. рассмотрела материалы диссертационной работы «Гибридные алгоритмы прогнозирования в задачах проактивного управления нестационарными сложными техническими объектами» Мусаева Андрея Александровича и постановила принять к использованию в учебном процессе следующие математические и алгоритмические решения и подходы.

- Расширение базы рассматриваемых примеров объектов управления посредством включения математических моделей сложных технических объектов, учитывающих динамику нестационарных сложных технологических процессов.
- Развитие научного направления интеллектуального анализа данных посредством перехода к гибридным алгоритмам проактивного прогнозирования, основанным на сочетании статистического и интеллектуального анализа данных.
- Изучение функциональных возможностей предлагаемого гибридного алгоритма проактивного прогнозирования на основе программно-

алгоритмического комплекса проактивного управления процессом первичной переработки нефти.

Перспективные методы и способы, реализованные в диссертационной работе и направленные на увеличение функциональной эффективности современных систем управления нестационарными объектами, интегрируют инновационные решения в области управления и прогнозирования. Гибридизация интеллектуальных методов, статистических моделей, методов интеллектуального анализа данных позволяет сочетать положительные аспекты отдельных подходов и сформировать алгоритмическое обеспечение системы, применительно к конкретной задаче мониторинга, диагностики, оперативного, проактивного управления сложными нестационарными объектами.

Перечисленные результаты работы использованы в составе учебно-методических материалов дисциплин «Интеллектуальный анализ данных» и «Интеллектуальные технологии и представление знаний» направления подготовки 27.03.03 «Системный анализ и управление».

Председатель комиссии:
заведующий кафедрой АПХП
СПбГТИ(ТУ), док. техн. наук, профессор

Л.А. Русинов

Члены Комиссии:
профессор кафедры САиУ СПбГТИ(ТУ),
док. техн. наук, профессор

С.А. Холоднов

доцент кафедры АПХП СПбГТИ(ТУ),
канд. техн. наук, доцент

И.В. Рудакова

Приложение В. Особенности реализации модуля прогнозирования нестационарных процессов на основе гибридных алгоритмов

Проблема прогноза состояния ТП является центральным элементом любых СУ динамическими объектами, связанных с изменением состояния во времени как самого ОУ, так и окружающей его среды погружения. Действительно, обладая набором доверительных прогностических сценариев развития, отвечающих различным вариантам допустимых управляющих решений, можно выбрать наиболее эффективное управление, отвечающее заданному критерию эффективности и имеющимся ограничениям.

Реализация процедур прогнозирования по ряду причин до сих пор тяготеет к экстраполяционным методам. Однако для многих реальных задач управления ТП, как было показано в главе 1 настоящей работы, данные предположения являются некорректными. Ряды наблюдений, формируемый системой наблюдений состояния ТП, часто оказываются нестационарными и негауссовскими, их динамика описывается сложными, порою скачкообразными, многомерными нелинейными процессами.

Заметим, что вся терминология, относящаяся к прогностике, будет использоваться в соответствии с требованиями стандарта [23].

Последние достижения в области прогнозирования состояния сложных динамических систем связаны с использованием технологий ИАД, в частности, с применением элементов теории стохастической самоорганизации, позволяющей получать новые эффективные решения, возможность появления которых не предусматривалась исходным кодом программы. Результатом разработки новых алгоритмов прогноза должны стать:

- некоторая унифицированная программно-алгоритмическая платформа, обеспечивающая возможность создания унифицированных модулей моделирования и прогноза ТП;
- набор программно-алгоритмических модулей, образующих набор вариантов решения задач моделирования и прогнозирования на основе различных математических методов;
- реализации ПАМ для конкретных ТП, критериев эффективности и совокупностей ограничений, образующих специализированные модули моделирования и прогнозирования.

В разных прикладных задачах та или иная математическая методология, лежащая в основе синтеза алгоритма моделирования и прогноза, может оказаться более или менее предпочтительной с точки зрения достоверности формируемых прогнозов. В настоящей работе разрабатывается набор из 4-х модулей прогнозирования, базирующихся на различном математическом аппарате: на основе многомерного регрессионного анализа с

автоматическим выбором регрессоров, метода канонических корреляций, гибридного алгоритма, сочетающего методы многомерного статистического анализа с технологией эволюционного моделирования и на основе искусственной нейронной сети.

Перечисленные варианты построения прогностических алгоритмов, образуют версии реализации ПАМ прогноза не исключает возможность построения модулей, основанных на других технологиях.

Общая функциональная структура ПАМ прогнозирования и его инфраструктуры приведена на рис. В4.1. Приведенная схема носит обобщенный характер, и, по существу, отражает четыре базовые идеи:

1. ПАМ прогнозирования, как и другие модули комплекса, имеет двухуровневую структуру. Внешний уровень представлен интерфейсом ввода, определяющим начальную структуру и начальные параметры модели процесса управления.

В ряде случаев, внешний уровень модуля включает в себя и выходной интерфейс, демонстрирующий результат прогнозирования и усредненную оценку его качества.

Второй, внутренний уровень модуля, является универсальным в том смысле, что он использует математический аппарат прогнозирования, инвариантный к физической природе управляемого объекта и самой системы управления.

2. Временные последовательности наблюдений поступают не непосредственно из системы мониторинга состояния ТП, а после прохождения через ПАМ предварительной обработки «сырых» данных, обеспечивающих их пригодность для последующего моделирования. Кроме того, модуль получает дополнительную информацию о природе рядов наблюдений от ПАМ анализа данных.



Рис. В.1. Функциональная структура модуля прогнозирования

3. Учитывая особенности прогнозирования сложных динамических процессов с нестационарной и нелинейной динамикой, рассмотренные в работе алгоритмы используют технологию скользящего окна наблюдения с последовательной параметрической (а иногда и структурной) коррекцией исходной математической модели контролируемых процессов.

4. ПАМ прогнозирования обеспечивает верификацию прогноза в форме последовательного анализа качества прогнозирования в соответствии с априори выбранными (или заданными) показателями эффективности.

Примечание 1. При использовании модуля прогнозирования, функционирующего во внешней (по отношению АСУ ТП) вычислительной среде (например, в среде Matlab), массивы данных предварительно преобразуются в промежуточный формат (например, в формат xls).

Основные особенности программной реализации обусловлены спецификой исходных данных, формируемых в процессе мониторинга состояния ТП и анализов материальных потоков. В частности, следует отметить такие свойства соответствующих информационных потоков, как:

- не выполнение условия стационарности рядов наблюдений;
- различие числовых масштабов отдельных контролируемых параметров;

- возможность возникновения эффекта мультиколлинеарности исходных данных;
- принципиальную нелинейность отдельных контролируемых процессов и др.

Некоторые из перечисленных особенностей выявляются, идентифицируются и частично или полностью демпфируются средствами других модулей, таких как модуль предварительной обработки сырых данных Pretreator или модуль анализа структуры данных Resarcher. Однако имеются и такие особенности, учет которых требует определенной конфигурации прогнозатора, обусловленной особенностями самих алгоритмов прогноза. В частности, снижение чувствительности результатов прогноза к наличию нестационарности обеспечивается введением в соответствующие алгоритмы режима скользящего окна наблюдения.

Приложение Г. Интеграция гибридных алгоритмов прогнозирования в систему активного управления СТО

Разработка гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов осуществляется для терминальной задачи управления СТО, эффективность которого осуществляется на основе ранее описанных критериев пригодности и превосходства.

В силу иерархической структуры системы управления критерий эффективности ОУ формируется, исходя из требований вышестоящей системы. Для производственной системы в роли задающей метасистемы выступает системы планирования выходной продукции, основанная на результатах маркетинга и требований системы стратегического управления предприятием (ERP уровень управления). Так, например, в результате анализа спроса на выпускаемую продукцию в качестве критерия эффективности может выступать максимизация общего объема выпуска продукции или максимизация выхода конкретного типа продукции, пользующейся наибольшим спросом в данное время и т. п.

Как уж отмечалось, реальное корректирующее управления СТО обычно относится к одному из двух типов. В первом случае управление носит стабилизационный характер в окрестности некоторого заданного значения, определяемого технологическим регламентом. В химических, нефтехимических, нефтеперерабатывающих и многих других производствах подобного типа динамика фазового вектора определяется крайне сложными газодинамическими, гидродинамическими и тепловыми процессами, имеющими крайне нестабильную, турбулентную природу. Наиболее адекватное описание динамических флуктуаций фазового вектора контролируемого процесса дают модели, основанные на процессах нестационарной динамики и детерминированного хаоса. В связи с этим процесс управления состоит в непрерывной или периодической стабилизационной коррекции, возвращающий текущий фазовый вектор в окрестность регламентного режима.

Второй вариант управления относится к переходным процессам, когда в силу изменения производственного задания, условий производства, внешних факторов и т.п. В этом случае СТО переводиться из одного регламентного режима в другой. Как правило, данный переход переводиться по априори рассчитанной оптимальной фазовой траектории, однако сложность и нестационарность протекающих физико-химических процессов не позволяют точно придерживаться расчетной схеме перехода. В этом случае корректирующее управление сводиться к минимизации отклонения реальной фазовой траектории от оптимальной.

Таким образом, корректирующее управление сводится к динамическому формированию управляющих решений, т. е. к определению значений управляемых параметров и их реализации с учетом требований заданного критерия эффективности и множества заданных

ограничений. В процессе проактивного управления решается задача формирования возможных управлений в некоторой ε -окрестности результатов текущих значений параметров управления и состояния. Сравнение вариантов осуществляется по критерию превосходства с ограничениями, определяющими допустимые значения выходных параметров и параметров состояния. При этом для каждого варианта возможного управления формируется оценка ожидаемого выхода, основанная на алгоритмах прогнозирования, описанных ранее в главе 2 настоящей работы.

Общая структура модуля проактивного управления приведена на рис. Г.1.

В соответствии с требованиями информационной совместимости, заложенной в концепции кибер-физических систем, структура модуля управления является унифицированной с заданными протоколами взаимодействия с внешней средой и межблочными взаимодействиями. При этом исполнительный модуль может существенно изменяться в зависимости от выбранного математического аппарата оптимизации управления, однако характер его взаимодействия с модулем интерфейса остается неизменным.

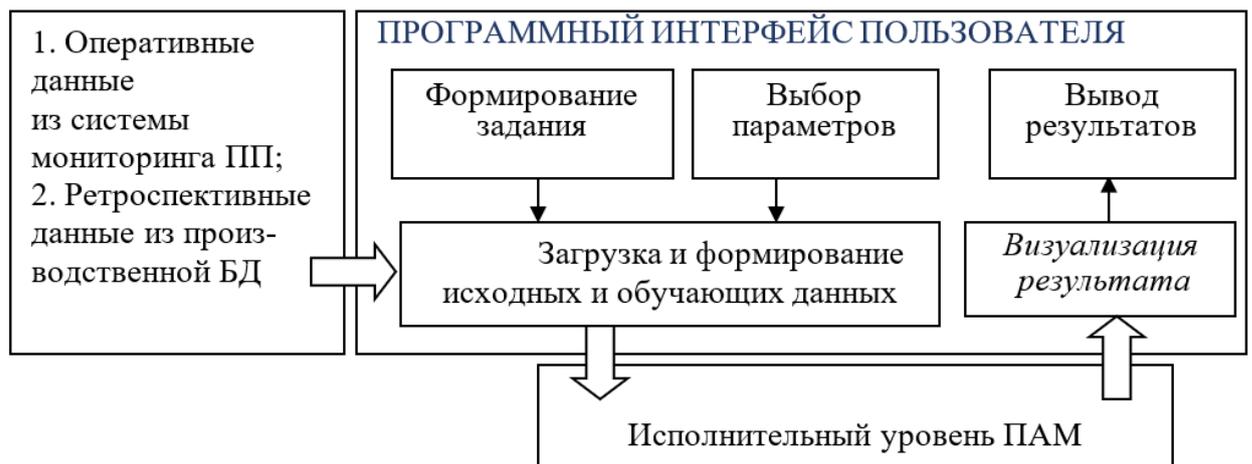


Рис. Г.1. Общая структура модуля проактивного управления

Модуль программного интерфейса пользователя, по существу, представляет собой программный интерфейс приложения (application programming interface, API), в роли которого выступает исполнительный модуль. На API возложены функции:

- формирования задания (в т. ч. критериев):
- выбор параметров и ограничений, используемых исполнительным модулем;
- визуализация и вывод результатов (графических и текстовых);
- загрузка и формирование исходных и обучающих данных;
- при необходимости, взаимодействия с другими модулями комплекса, например, с модулем предобработки данных или модулем анализа данных;

- взаимодействие с информационными системами вышестоящего управления и исполнительными системами.

Рассмотренный модуль предполагается использовать при разработке, отладки и верификации алгоритмов прогнозирования, используемых в задачах проактивного управления нестационарными СТО.

Приложение Д. Краткое описание технологического процесса первичной переработки нефти на установке ЭЛОУ-АТ6

Упрощенная технологическая схема установки приведена на рис. Д.1.

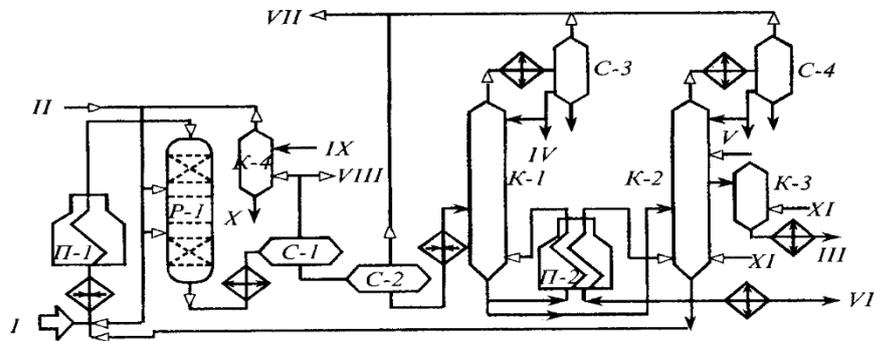


Рис. Д.1. Упрощенная технологическая схема установки ЭЛОУ-АТ6.

Входной поток формирует сырая нефть, предварительно очищенная в установке ЭЛОУ. Установка атмосферной ректификации нефти АТ6 обеспечивает перегонку нефти в промежуточные нефтепродукты – бензин, керосин, дизельное топливо и мазуты. Выходные потоки оцениваются массами потоков и качественными характеристиками, формируемыми поточными анализаторами и результатами лабораторных анализов.

Совокупность входных и выходных параметров, и также параметров, отражающих текущее состояние ТП и формируемых системой мониторинга установки, образуют вектор состояния системы, состоящий из 45 параметров. Из них 10 параметров могут использоваться для управления ТП, 11 параметров определяют объемы и качество выходных процессов.

В таблице Д.1 приведены наименования всех параметров вектора состояния ТП и технологические ограничения, определяющие допустимый диапазон изменения некоторых из них.

Управление ТП осуществляется в соответствии с требованиями заводских регламентов, в которых, исходя из технологических соображений определены опорные значения параметров состояния, отвечающие заданному режиму эксплуатации. Таким образом, управление ТП носит стабилизационный характер, задача дежурной смены операторов состоит в поддержании регламентного режима путем изменения значений управляющих параметров. Проблема стабилизации состоит в нестационарности флуктуационной динамики вектора состояния ТП, обусловленной крайне сложными турбулентными газодинамическими и термодинамическими процессами, происходящим в ректификационной колонне.

Дополнительную сложность управления образуют сложные функциональные зависимости между параметрами ТП. Изменение любого управляющего неизбежно ведет не только к изменению выходных параметров, но и к изменению других управляющих параметров и параметров состояния. Это приводит к серьезным проблемам в управлении колонной, в результате которых возникают значительные вариации показателей качества выходной продукции. Следствием таких проблем в управлении ТП является необходимость в высоком запасе по качеству, и, как результат, в повышении стоимости выходной продукции.

Соответствующие массивы данных формируются путем непосредственного считывания реальных ретроспективных данных с заводского сервера Industrial SQL.

Фрагмент этих данных, переписанных в таблицы Excel, приведен в таблице Д.2.

Перечисленные особенности управления ТП данного типа носят декларативный характер и требуют подтверждения путем исследования динамических и статистических характеристик рядов наблюдений, полученных в результате реального заводского мониторинга, формируемого в процессе эксплуатации технологической установки.

Таблица Д.1. Параметры состояния ТП АТ6, формируемые системой мониторинга ТУ

NN	Параметр	Упр\Наб	Ограничения
1.	Поток горячей струи К1	У	
2.	Поток 1 ЦО из К-2	У	
3.	Поток 2 ЦО из К-2	У	
4.	Поток пара в К6	У	
5.	Поток пара в К7	У	
6.	Поток пара в К2	У	
7.	Температура верха К1	У	≤ 160 ⁰ С
8.	Температура верха К2	У	≤ 155 ⁰ С
9.	Поток остр. орошения К-2	У	
10.	Поток острого орошения К1	У	
Параметры входного потока			
11.	Сум. поток нефти на вх. К1	Н/Вход	
12.	Плотность сырой нефти	Н	
Наблюдаемые параметры			
11.	Поток 180-240 из К6	Н	
12.	Поток 240-350 из К7	Н	
15.	Поток мазута сумм. из К2	Н	
16.	Темп. сырья в К2 средняя	Н	
17.	Температура горячей струи	Н	
18.	Давление в колонне К1	Н	≤ 4,8кг/см ²
19.	Поток отбензин. нефти из К1	Н	
20.	Темп. ср. нефти на вх. К1	Н	
21.	Температура низа К1	Н	≤ 250 ⁰ С
22.	Температура орошения К1	Н	
23.	Давление в К-2	Н	≤ 2,5кг/см ²
24.	Давление низ К-2	Н	
25.	Температура пер.К2 в К6	Н	
26.	Температура пер.К2 в К7	Н	
27.	Температура низа К2	Н	≤ 360 ⁰ С
28.	Температура низа К6	Н	
29.	Температура низа К7	Н	
30.	Температура 1ЦО в Т3/1	Н	
31.	Температура 1ЦО из К2	Н	
32.	Температура 2ЦО в Т3/2	Н	
33.	Температура 2ЦО из К2	Н	
34.	Температура на 19тар.	Н	
Выходные потоки установки			
35.	Поток бензина из К1	Н/Вых	
36.	Поток бензина из К2	Н/Вых	
37.	Суммарный бензин	Н	
38.	Суммарные светлые	Н	
39.	Доля отбора светлых	Н	
Online анализаторы			
40.	н.к.кер	Н/Вых	≤ 147
41.	10% кер.	Н/Вых	≤ 165 // 205 (jet)
42.	70% кер	Н/Вых	≤ 180
43.	к.к.кер.	Н/Вых	≤ 245
44.	Т.всп.кер.	Н/Вых	≤ 28
45.	90% Д.Т.	Н/Вых	≤ 339

Таблица Д.2. Пример данных, формируемых системой мониторинга АТ6 в БД IndSQL

DateTime	at6_FIC531	at6_FI515	at6_FIC516	at6_FIC517	at6_FIC518	at6_FIC514	at6_TIC551	at6_TIC552
	поток гор.струя	1 ЦО из К-2	2 ЦО из К-2	поток пар в К-6	поток пар в К-7	поток пар в К-2	тем. верха К1	Тверха к2
15 Jun 2016 00:00:00:000	396,570	681,43	414,50	506,26	489,23	6772,63	129,977	109,38
15 Jun 2016 01:00:00:000	397,625	688,72	414,64	516,98	488,25	6734,88	129,977	109,93
15 Jun 2016 02:00:00:000	396,000	685,06	414,20	505,95	488,21	6730,88	129,977	109,92
15 Jun 2016 03:00:00:000	397,500	687,31	413,23	505,95	488,54	6721,50	129,727	109,73
15 Jun 2016 04:00:00:000	397,383	684,76	414,34	506,30	489,23	6758,00	129,922	109,78
15 Jun 2016 05:00:00:000	398,242	689,16	413,82	507,37	486,41	6771,13	130,176	109,98
15 Jun 2016 06:00:00:000	397,516	687,07	414,24	506,46	489,89	6776,63	130,125	110,23
15 Jun 2016 07:00:00:000	397,188	686,47	414,71	507,04	487,52	6775,00	129,922	110,43
15 Jun 2016 08:00:00:000	396,773	682,69	413,74	508,32	489,73	6788,88	130,227	110,13
15 Jun 2016 09:00:00:000	397,531	684,52	413,20	389,08	486,12	6766,50	128,020	110,38
15 Jun 2016 10:00:00:000	396,656	663,16	414,36	388,87	486,41	6772,63	127,971	109,38
15 Jun 2016 11:00:00:000	397,844	654,65	413,86	389,90	486,12	6772,63	127,971	108,63
15 Jun 2016 12:00:00:000	397,539	656,51	414,08	387,22	483,48	6754,00	128,270	108,03
15 Jun 2016 13:00:00:000	397,320	656,31	434,99	390,92	489,85	6724,75	127,922	107,66
15 Jun 2016 14:00:00:000	397,906	696,67	434,34	385,35	483,93	6693,63	128,223	107,33
15 Jun 2016 15:00:00:000	397,453	698,28	434,09	388,87	485,79	6706,88	128,020	107,08
15 Jun 2016 16:00:00:000	398,297	684,52	434,82	396,21	487,23	6707,50	128,121	106,43
15 Jun 2016 17:00:00:000	398,281	668,85	435,08	391,54	487,27	6752,63	128,121	106,28
15 Jun 2016 18:00:00:000	398,547	665,79	434,72	392,39	488,17	6698,25	127,621	105,57
15 Jun 2016 19:00:00:000	397,000	662,21	434,39	390,34	485,91	6706,13	128,121	105,78
15 Jun 2016 20:00:00:000	398,484	658,37	434,45	390,67	485,58	6715,50	127,916	105,51
15 Jun 2016 21:00:00:000	397,125	656,51	434,40	385,88	486,08	6678,00	127,953	105,62
15 Jun 2016 22:00:00:000	396,938	658,64	435,24	384,55	485,41	6649,88	128,223	105,72
15 Jun 2016 23:00:00:000	395,945	655,94	433,04	391,29	483,93	6692,13	128,172	105,52
16 Jun 2016 00:00:00:000	397,703	687,44	433,53	384,94	484,30	6646,63	128,152	107,28
16 Jun 2016 01:00:00:000	398,188	683,42	433,00	386,59	485,09	6670,13	127,871	107,28
16 Jun 2016 02:00:00:000	397,313	650,37	432,53	386,84	484,13	6713,00	128,223	106,63
16 Jun 2016 03:00:00:000	397,469	642,25	433,02	385,98	481,94	6664,75	128,070	106,78
16 Jun 2016 04:00:00:000	396,063	633,02	433,46	386,82	482,98	6681,88	128,070	106,41
16 Jun 2016 05:00:00:000	397,219	638,93	433,77	386,39	484,43	6672,50	128,070	106,22
16 Jun 2016 06:00:00:000	396,516	631,24	432,30	385,98	483,43	6725,63	128,055	105,96
16 Jun 2016 07:00:00:000	397,289	626,46	433,30	386,59	485,91	6724,00	128,172	106,47
16 Jun 2016 08:00:00:000	397,469	621,24	433,07	384,52	483,76	6700,63	128,020	105,78
16 Jun 2016 09:00:00:000	396,820	618,01	434,51	385,60	482,94	6637,25	128,121	106,26
16 Jun 2016 10:00:00:000	397,578	612,51	434,13	390,92	488,41	6703,75	127,953	105,71

**Приложение Е. Вариант построения информационной платформы
для решения задач проактивного управления с гибридными алгоритмами
прогнозирования**

Основу функционирования проактивной системы управления составляет известная последовательность операций, включающую в себя процесс прогнозирования состояния СТО. Вариант построения информационной платформы, обеспечивающей функционирование проактивной СУ представлены на рис. Е.1.

Информационная платформа включает в себя аналитическую и информационную составляющие.

Аналитическая компонента включает в себя совокупность математических алгоритмов, используемых в задачах анализа данных, прогнозирования и управления. В частности, аналитическая компонента включает в себя варианты гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов, используемых в системах проактивного управления. Как было показано в диссертации, математической основой предложенных алгоритмов прогнозирования является сочетание методов многомерного статистического анализа данных и методов ИАД.

В некоторых случаях в качестве предварительных методов анализа данных используются OLAP технологии [20, 64, 67].

Информационная составляющая предложенной платформы включает традиционные для любой информационной системы технологии мониторинга, сбора и хранения данных. В качестве средств промежуточной обработки результатов мониторинга в диссертации предложены многофункциональные модули предварительной обработки и анализа данных.

Используя результаты текущего мониторинга, массивы ретроспективных данных, отражающий накопленный опыт по управления СТО, и также результаты предварительных исследований, формируемых модулем анализа данных, аналитическая подсистема платформы, реализованная в виде программно-аналитического комплекса (см. раздел 4), обеспечивает построение прогностических сценариев, используемых в качестве основы проактивного управления. В автоматизированных системах полученные результаты верифицируются предметным экспертом, после чего преобразуются к виду команд управления, воспринимаемых исполнительными механизмами системы управления [63]. В полностью автоматических системах верификацию можно проводить путем сопоставления с возможными альтернативами, формируемыми на основе других технологий управления.



Рис. Е.1. Компоненты информационной платформы проактивной системы управления

При создании проактивной СУ следует учитывать естественные для таких систем ограничения [67]:

- для автоматизированных систем управления следует использовать технологии принятия решений, сочетающие экспертные методы генерации управляющих решений с математическими методами анализа данных и машинным обучением;

- проактивные системы управления являются открытыми, что обусловлено особенностями сбора данных из разнородных источников и неоднозначностью запросов к информационному хранилищу данных;

- в большинстве случаев разработка подсистем информационной платформы имеет ресурсные ограничения.

Основными принципами создания проактивной системы управления СТО являются многоовневый синтез архитектуры проактивной системы управления и возможность представления этой системы как вариантного комплекса, разнообразие которого реализуется за счет совокупности процессов обработки поступающей информации [20, 67].