

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)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Санкт-Петербург - 2021

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном учреждении науки «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук» (СПб ФИЦ РАН) в лаборатории информационных технологий в системном анализе и моделировании.

Научный руководитель: **Соколов Борис Владимирович**, доктор технических наук, профессор, Заслуженный деятель науки РФ, главный научный сотрудник, руководитель лаборатории информационных технологий в системном анализе и моделировании СПб ФИЦ РАН.

Официальные оппоненты: **Харазов Виктор Григорьевич**, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры автоматизации процессов химической промышленности Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Санкт-Петербургский государственный технологический институт (технический университет).

Марлей Владимир Евгеньевич, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры вычислительных систем и информатики Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Государственный университет морского и речного транспорта им. адмирала С. О. Макарова».

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный университет промышленных технологий и дизайна»

Защита состоится "29" июня 2021 г. в 16 часов 00 минут на заседании диссертационного совета Д 002.199.01 при Федеральном государственном бюджетном учреждении науки «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук» (СПб ФИЦ РАН) по адресу: 199178, Санкт-Петербург, 14-я линия В.О., 39, комн. 401. Факс: (812)-328-44-50, тел: (812)-328-34-11.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Федерального государственного бюджетного учреждения науки «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук» по адресу: 199178, Санкт-Петербург, В.О., 14-я линия, д. 39 и на сайте <http://www.spiiras.nw.ru/dissovet>

Автореферат разослан "20" мая 2021 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета Д.002.199.01
кандидат технических наук



Абрамов Максим Викторович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Задача прогнозирования многомерных нестационарных процессов, ориентированных на проблему проактивного управления *сложными техническими объектами* (СТО), возникла в середине 90-х годов, когда интенсивное развитие средств *автоматизированного управления технологическими процессами* привело к появлению двух достаточно близких направлений управления ТП, получивших название APC- и MPC-технологий. Термин APC или *Advanced Process Control* переводится как улучшенное (или «продвинутое») управление, основной целевой функцией которого является повышение качества или количества выходной продукции за счет совершенствования системы оперативного управления, применения гибких режимов эксплуатации и т. п. Частным случаем APC-технологий является *Model Predictive Control (MPC)* или управление, ориентированное на широкое использование прогностических технологий в *системах поддержки принятия решений (СППР)*. Применение прогностических моделей позволило перейти от ситуационного (или реактивного) управления, формируемого на основе текущего состояния СТО, к *проактивному управлению*, базирующемуся на прогностических сценариях эволюции состояния объекта управления.

Реализация проактивного управления СТО, связанных с нестабильными средами погружения, например, в химической, нефтеперерабатывающей, металлургической и других отраслях, оказалась достаточно проблематичной в связи со сложностью решения задач прогнозирования многомерных нестационарных процессов. В настоящее время для описания фазовых траекторий СТО используется хорошо разработанный математический аппарат, основанный на применении систем дифференциальных уравнений и общей концепции пространства состояний. Существующие прогностические модели позволяют описать усредненную динамику процессов, определяемую общими физико-химическими и другими закономерностями. Однако данный математический инструмент оказался плохо приспособленным для решения задач оперативного управления в нестабильных средах, примерами которых могут служить ТП в химических, нефтехимических, нефтеперерабатывающих, биотехнологических и других производствах. Оперативное управление ТП имеет дело с конкретной реализацией нестационарного случайного процесса, что существенно отличается от привычных схем управления, основанных на модели усредненной динамики со стационарными случайными шумами состояния и наблюдения.

В результате указанного несоответствия оперативное управление *нестационарными СТО* (НСТО) на практике до сих пор осуществляется операторами дежурных смен с применением контуров обратной связи на основе ПИД регуляторов. Следует заметить, что сочетание накопленного производственного опыта с неформализованной технической интуицией позволяют операторам достаточно успешно решать задачи оперативного управления такими объектами, несмотря на весьма ограниченные возможности мозга человека по обработке многомерных коррелированных рядов наблюдений, формируемых системой мониторинга. Тем не менее, их решения по управлению НСТО чаще всего носят ситуационный, реактивный характер и направлены на компенсацию уже случившегося сбоя в установленном регламентом режиме эксплуатации. Такой подход неизбежно снижает эффективность управления и требует перехода к проактивному автоматическому управлению, обеспечивающему упреждающую реакцию на потенциально возможное множество нестационарных флуктуаций, возникающих в нестабильных средах.

В диссертации сделан акцент на задаче прогнозирования многомерных 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 работы

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 динамическому 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, а также результаты анализа, проведенные в первом разделе диссертационной работы, традиционные модели, описывающие динамику процессов нестабильных сред в форме детерминированных дифференциальных уравнений, не соответствуют требованиям оперативного проактивного управления. Реальные процессы изменения параметров НСТО представляют собой аддитивную смесь сложных колебательных непериодических процессов, характерные для динамического хаоса, со случайными нестационарными шумами. Вследствие этого традиционные методы обработки случайных данных не позволяют формировать эффективные прогностические решения. Переход к более адекватным моделям, отвечающим требованиям проактивного управления НСТО, потребовал разработки и применения качественно новых алгоритмов прогнозирования, базирующихся на современных математических и информационных технологиях. В настоящей работе решение указанной научной задачи осуществляется на основе разработанных в диссертации гибридных алгоритмов, сочетающих традиционные методы многомерного статистического анализа с математическими технологиями *интеллектуального анализа данных* (ИАД, Data Mining).

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

Степень разработанности темы исследования. Общая проблема прогнозирования состояния и управления динамическими объектами в условиях неопределенности широко освещена как в классических монографиях зарубежных и отечественных авторов (Н. Винер, В. А. Бесекерский, Е. П. Попов, А. Брайсон, Хо Ю-Ши, Р. Калман, Э. П. Сейдж, Ч.С. Уайт, Р. Ли. и многих других), так и в современных работах (Н.Н. Моисеев, Р.М. Юсупов, В.Н. Калинин, Б.В. Соколов, В.Ю. Осипов, Е. Н. Розенвассер, Д. Месарович, Я. Такахара, С. Директор, Р. Рорер, Дж. ван Гига, К. Боулдинг и др.).

Специальные вопросы прогнозирования и управления в нестационарных и хаотических средах представлены в работах Г. Малинецкого, Ю. Л. Климонтовича, Я. З. Цыпкина, Г. Николиса, И. Пригожина, Г. Хакена, Э. Петерса, Ф. Такенса и др.

В настоящее время в задачах прогнозирования и управления СТО возник новый тренд, основанный на современной теории анализа данных и применении технологий искусственного интеллекта и когнитивного компьютеринга. Однако их прямое применение к задачам прогнозирования и управления НСТО выявило много проблем, связанных с нестационарным характером реальных процессов. 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 крайне перспективным представляется комбинированный или гибридный подход, основанный на сочетании традиционных методов статистического анализа данных с современными технологиями ИАД и компьютерной математики.

Цель и задачи. Целью диссертационной работы является повышение эффективности системы проактивного управления СТО на основе разработки, внедрения и использования гибридных алгоритмов прогнозирования многомерных нестационарных процессов, базирующихся на комбинированном использовании технологий многомерного статистического и

интеллектуального анализа данных. Для достижения указанной цели в диссертационной работе поставлены и решены следующие задачи:

1. Разработка комплекса математических моделей и алгоритмов функционирования НСТО в нестабильных средах погружения.
2. Разработка гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов, позволяющих динамически корректировать вычислительные процедуры методов многомерного статистического анализа средствами современной компьютерной математики.
3. Разработка методики оценивания эффективности алгоритмов прогнозирования, интегрированных в вычислительные съемы проактивного управления НСТО.
4. Разработка унифицированного модульного программно-алгоритмического комплекса, позволяющего осуществлять совместный анализ эффективности алгоритмов прогнозирования и проактивного управления НСТО.

Объектом диссертационных 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.

Научная новизна полученных в диссертационной работе результатов заключается в создании:

1. Математических моделей НСТО, отличающихся от существующих решений из области ИАД тем, что системная составляющая наблюдаемых процессов представляет собой реализацию детерминированного хаоса, отражающего свойства нестабильных сред погружения.
2. Гибридных алгоритмов прогнозирования НСТО, отличающихся от существующих решений из области МРС тем, что представляют собой композицию из алгоритма многомерного статистического анализа, основанного на методе канонических корреляций, и интеллектуального анализа данных, представленного в виде алгоритма эволюционного моделирования.
3. Методики оценивания алгоритмов прогнозирования, отличающейся от традиционного подхода к оцениванию через локальные критерии эффективности (среднеквадратическое отклонение, максимальное значение отклонения прогноза), оцениванием показателей результативности прогноза через повышение качества проактивного управления.
4. Модульного программно-алгоритмического комплекса анализа эффективности алгоритмов управления, отличающегося тем, что в единой программной среде на унифицированной платформе совместно решаются задачи анализа данных, прогнозирования и управления НСТО.

Теоретическая значимость полученных в диссертации результатов, состоит, во-первых, в разработке моделей, методов и алгоритмов для решения задачи прогнозирования многомерных нестационарных процессов, обеспечивающих повышение эффективности системы проактивного управления, и, во-вторых, в реализации многомодульной СППР, которая подтвердила научную обоснованность и эффективность путей решения научно-технической задачи, поставленной в диссертации.

Практическая значимость работы состоит:

- в разработке алгоритмических и программных средств, предназначенных для прогнозирования многомерных нестационарных процессов для проактивного управления НСТО, функционирующих в нестабильных средах погружения;
- в разработке модульного программно-алгоритмического комплекса анализа эффективности алгоритмов прогнозирования как элемента проактивного управления НСТО, позволяющий унифицировать решение данной задачи для различных типов систем управления и осуществлять сравнение эффективности алгоритмов прогнозирования через терминальные показатели результативности управления;
- в увеличении функциональной эффективности системы проактивного управления НСТО за счет упреждающего многовариантного прогнозирования на основе применения предложенных в работе гибридных алгоритмов.

Конечный положительный эффект от применения разработанных в диссертации алгоритмов прогнозирования и оценивания состоит в повышении эффективности системы управления НСТО за счет перехода к проактивной технологии управления, основанной на предложенных в работе гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов. Экономические показатели эффективности оцениваются путем пересчета приращения значений функциональных показателей в числовые характеристики достигаемого экономического эффекта в денежной размерности. Дополнительный положительный эффект достигается за счет стабилизации показателей качества выходной продукции. В этом случае экономический выигрыш достигается за счет снижения запаса выходной продукции по качеству.

Методология и методы исследования. Для выполнения задач диссертационных исследований использовались методы статистического анализа данных, методы компьютерной математики, относящиеся к классу задач ИАД (эволюционное моделирование, искусственные нейронные сети и др.), а также методы системного анализа, элементы теории динамических систем, концепция пространства состояний, методы динамической оптимизации, теория эффективности и системной квалиметрии.

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.

Степень достоверности и апробация результатов.

Степень достоверности научных положений, выводов и полученных результатов подтверждается всесторонним анализом современного состояния исследований в выбранной предметной области, согласованностью результатов моделирования и расчетных примеров с реальными данными, полученными в процессе мониторинга состояния промышленных СТО, а также апробацией полученных в результате выводов в печатных трудах и выступлениях на российских и международных НТК и семинарах.

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 при разработке планов развития АСУ технологических процессов, приложения по созданию системы когнитивного управления ТП с динамической оптимизацией на основе алгоритмов ИАД, системы предварительной обработки данных мониторинга состояния оборудования котельных установок, плана перспективного развития по созданию системы автоматизированного управления теплоэнергетическими установками с использованием ИАД, перспективной системы статистического анализа результатов мониторинга состояния НСТО и системы когнитивного управления ТП и в учебном процессе при изучении дисциплины «Интеллектуальный анализ данных».

Результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на межрегиональных, всероссийских, международных научно-технических 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.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 13 печатных трудов, в том числе: 6 публикаций в журналах, входящих в *перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание ученой степени кандидата наук, на соискание ученой степени доктора наук* («Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета)», «Нефтепереработка и нефтехимия», «Известия вузов. Приборостроение», «Вестник технологического университета»), 2 публикации в изданиях, индексируемых 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. Диссертация объемом 132 машинописных страницы содержит введение, четыре главы, заключение и список литературы (168 наименования), 9 таблиц, 58 рисунков.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Введение содержит обоснование актуальности выбранной темы исследования и изучение степени ее разработанности. Из приведенного краткого обзора, в частности, вытекает наличие противоречия между традиционно используемыми алгоритмами прогнозирования и степенью их пригодности для оперативного проактивного управления НСТО. Выявленное противоречие позволило сформулировать цель исследований и отвечающую ей научную задачу.

Проведен краткий анализ современных методов обработки данных, используемых в процессе синтеза СУ НСТО, на основании которого сделаны предложения о выборе направления и средствах проводимых исследований. Представлены положения, выносимые на защиту, указана их научная и практическая значимость.

В **первой главе** диссертационной работы приведен обзор текущего состояния общей проблемы прогнозирования многомерных случайных процессов с точки зрения приложения к задачам проактивного управления СТО. На основании рассмотренных в обзоре материалов сделан вывод о неадекватности математических моделей, используемых для построения прогностических алгоритмов, свойствам реальных процессов, протекающих в нестабильных средах погружения. В частности, в качестве базовых моделей при проектировании СТО используется традиционное математическое описание, основанное на знании физических и химических закономерностей, протекающих в таких системах. Соответствующие модели СТО базируются на системе связанных нелинейных дифференциальных уравнений вида $\dot{X}(t) = \varphi(X, t)$ или их разностных аналогах $\Delta X_k = \varphi(X_k, k)$, $k = 1, \dots, N$, где $X_k = (x_{ki}, i = 1, \dots, M)$ - M -мерный вектор состояния СТО, относящийся к k -му моменту времени. В общем случае решение указанных систем уравнений приводит к нелинейной функции, описывающей интегральную кривую в M -мерном фазовом пространстве. Учитывая специфику рассматриваемого в задаче стабилизационного управления, осуществляемого в ограниченной окрестности опорного значения, заданного техническим регламентом, соответствующее решение допускает линеаризацию, в результате чего модели наблюдения и состояния СТО может быть представлена в виде известных соотношений, описанного в калмановской теории пространства состояний: $Y_k = H_k X_k + V_k$, $X_{k+1} = \Phi_{k+1/k} X_k + W_k$, $k = 1, \dots, N$, где $Y_k = (y_1, \dots, y_M)_k$, - вектор наблюдений, H_k - якобиан, связывающий параметры состояния СТО и наблюдений, $\Phi_{k+1/k}$ - переходная матрица состояний, $V_k = (v_1, \dots, v_M)_k$, $W_k = (w_1, \dots, w_M)_k$, $k = 1, \dots, N$ - вектора шумов наблюдений и системы, компоненты которого традиционно описываются независимыми стационарными гауссовскими процессами $w_i \in N(0, \sigma_i^2)$, $i = 1, \dots, m$.

В соответствии с общепринятой в теории управления структуризацией параметры состояния можно представить в виде кортежа $\langle U, X, Z \rangle$, где U – множество управляющих параметров, X – множество наблюдаемых параметров, не используемых непосредственно в процессе управления, Z – множество выходных параметров СТО. В рассмотренном в диссертации примере используется модель прямых наблюдений вида

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

где X_k , $k = 1, \dots, N$ играет роль системной компоненты ряда наблюдений, используемой в процессе формирования управляющих решений, а V_k , $k = 1, \dots, N$ – шумовая компонента, подлежащая фильтрации в процессе обработки. На практике разделение (1) на системную и шумовую составляющие представляет крайне сложную задачу. В соответствии с теоремой Донскера (принципом инвариантности) для процессов такого типа имеет место слабая сходимость $v_i(t, c) = \frac{1}{\sigma\sqrt{c}} v_i(t) \rightarrow W(t)$, $c \rightarrow \infty$, $i=1, \dots, M$, где c – множество реализаций, $W(t)$ – винеровский процесс. Иными словами, случайная шумовая компонента приближённо описывается винеровским случайным процессом, несмещённым по отношению к системной компоненте. Представленная модель наблюдений породила множество работ, определивших главные тренды в общей теории управления двадцатого века, в частности, калмановскую концепцию пространства состояния и теорию динамической фильтрации. Однако на практике, многие предположения и ограничения, лежащие в основе этой парадигмы, оказались несостоятельными при управлении объектами, функционирующими в нестабильных средах. Отметим два основных отличия реальных процессов, связанных с наблюдением состояния СТО с нестабильными средами погружения от традиционной модели:

1. Описание системной составляющей модели наблюдения X_k , $k = 1, \dots, N$ основано на полной определенности модели состояния СТО и определяется переходной матрицей $\Phi_{k/k-1}$, $k = 1, \dots, N$ или детерминированных дифференциальных уравнений динамики $\dot{X}(t) = \varphi(X, t)$. В большинстве случаев такое описание отсутствует или известно в очень грубом приближении. Особенно остро данный вопрос возникает в задачах управления с нестабильными средами погружения, например, с газо- или гидродинамическими процессами. В этом случае наличие турбулентных потоков приводит к тому, что изменение параметров состояния СТО имеет вид колебательных неперiodических процессов с множеством непредсказуемых локальных трендов и описывается моделью динамического хаоса.

2. Имеет место несоответствие традиционной модели случайной составляющей V_k , $k = 1, \dots, N$ модели наблюдений (1) реальным процессам. В частности, указанная шумовая составляющая, как будет показано ниже, представляет собой нестационарный коррелированный процесс со слабой сходимостью к гауссовской модели с утяжеленными хвостами распределения.

Графики наблюдений параметров состояния реального ТП и их аппроксимации, подтверждающие приведенные выше утверждения, представлены на рис. 1.

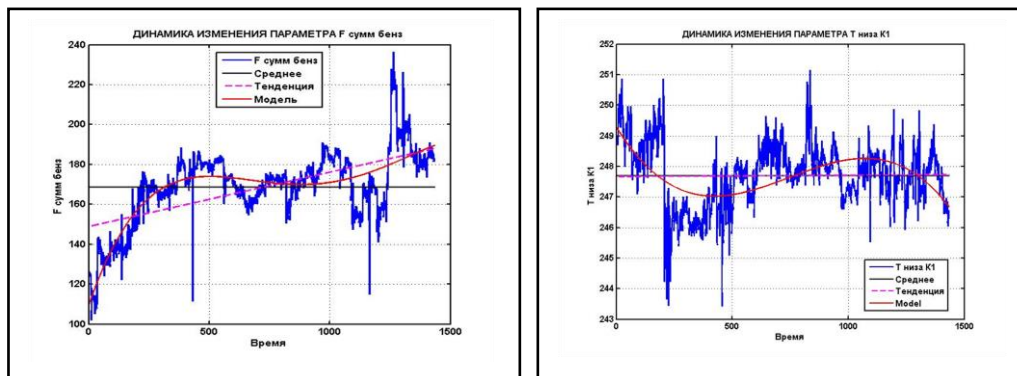


Рисунок 1 – Примеры изменения параметров реальных НСТО, иллюстрирующие их несоответствие традиционным стационарным моделям наблюдения

Для обоснования указанных свойств модели наблюдения в диссертационной работе был проведен статистический анализ рядов наблюдений за реальными процессами, полученными в процессе мониторинга состояния реального ТП. При этом в качестве сквозного примера НСТО, в диссертации рассмотрена задача управления ТП первичной переработки нефти, обеспечивающая разделение нефти на температурные фракции в процессе ее ректификации. Управление промышленными объектами такого типа предполагает стабилизацию параметров состояния относительно опорных значений, определенных техническим регламентом ТП. Отклонения параметров ТП от заданных регламентов значений приводит к необходимости оперативного корректирующего управления, обеспечивающего стабилизацию технологического режима. В силу неустойчивости протекающих в установке газодинамических процессов, параметры состояния и отвечающие им ряды наблюдений, полученные в процессе мониторинга ТП, образуют многомерный нестационарный случайный процесс.

В частности, проведенная в работе статистическая проверка гипотез свойств шумовой компоненты, основанная на медианном критерии серий и критерии восходящих и нисходящих серий показала, что наблюдаемый процесс не отвечает условиям независимости и стационарности. Таким образом, рассмотренные в диссертации объекты управления следует отнести к классу НСТО и осуществлять их моделирование и последующие задачи прогнозирования и управления в соответствии со спецификой протекающих в них процессах.

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

$$U_k(\hat{X}_k) : x_{k,i} \rightarrow x_{k+1,i} \in |x_i^* \pm \Delta_i|, \forall i = 1, \dots, M. \quad (2)$$

Принципиально отличие рассмотренной в диссертационной работе модели проактивного (или упреждающего) управления от реактивного (или ситуационного) подхода (2) состоит в формировании управляющего воздействия с учетом прогнозирования ожидаемых значений вектора состояния СТО. При этом наряду со стабилизацией на проактивное управление накладывается требование оптимизационной коррекции по критерию превосходства, предполагающее, что показатель терминальной эффективности управления будет больше или равен эффективности процесса на текущем шаге наблюдения $Eff_k, \forall k = 1, \dots, N$ или некоторого значения Eff^0 , отвечающему прототипу, с которым осуществляется предложенный вариант управления:

$$U_k(\hat{X}_k, \tilde{X}_{k+1}) : X_k \rightarrow X_{k+1} : x_{k+1,i} \in |x_i^* \pm \Delta_i| \wedge \hat{Eff}_{k+1}(U_k) \geq Eff_k, \forall i = 1, \dots, M. \quad (3)$$

Показатель эффективности управления является внешним по отношению к объекту управления и основан на критериях оценки эффективности, формируемых вышестоящим уровнем управления. Примерами таких показателей могут быть объем выходного потока заданной фракции товарного топлива, степень отбора светлых нефтепродуктов и т. п.

Основной проблемой перехода к проактивному управлению (3) является сложность построения эффективного прогноза в условиях, специфических для широкого класса задач предсказания в неустойчивых системах. Отсюда вытекает основная научная задача настоящей диссертационной работы, состоящая в разработке алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов, способных удовлетворить требованиям проактивного управления (3) в условиях, когда наблюдаемый процесс представляет собой реализацию аддитивной суммы динамического хаоса и нестационарного случайного процесса. Для формализации поставленной задачи введем прогностический оператор

$$P_{k+\tau/k} : (Y_{k-L, k-1}, Y_k) \rightarrow \tilde{Z}_{k+\tau}, \quad k = L+1, \dots, N, \quad (4)$$

где $Y_{k-L, k-1}$ - скользящее окно наблюдения размера $L: M$, непосредственно примыкающее к текущему моменту времени k и используемое в качестве обучающей выборки с ограниченной памятью L , $\tilde{Z}_{k+\tau}$, $k = L+1, \dots, N$ - прогнозируемые значения выходных параметров СТО. Применение оператора (4) позволяет определить проактивное управление, как эффективное по критерию пригодности, если он обеспечивает выполнение условия

$$U_k(X_k, P_{k+\tau/k}(X_k)): X_k \rightarrow X_{k+\tau}: x_{k+\tau, i} \in \{|x_i^* \pm \Delta_i| \wedge \Omega_{don}^i\}, \quad \forall i = 1, \dots, M \quad (5)$$

где Ω_{don}^i - область допустимых значений i -го параметра состояния

$$x_{k, i} \in \Omega_{don}^i, \quad \forall i = 1, \dots, M, \quad k = 1, \dots, N. \quad (6)$$

и как эффективное по критерию превосходства, если он обеспечивает выполнение условия

$$U_k(X_k, P_{k+\tau/k}(X_k)): X_k \rightarrow X_{k+\tau}: \text{Eff}(Z_{k+\tau}) \geq \text{Eff}(Z_{k+\tau}^0), \quad k = L+1, \dots, N, \quad (7)$$

где $\text{Eff}(Z_{k+\tau})$, $\text{Eff}(Z_{k+\tau}^0)$, $k = L+1, \dots, N$, соответственно значения показателей эффективности проактивного управления и сравниваемого управления, например, основанного на ситуационном подходе (2), используемом в настоящее время для управления СТО.

Во второй главе диссертационной работы представлены варианты построения гибридных алгоритмов прогнозирования нестационарных процессов, основанных на сочетании методов статистического и интеллектуального анализа данных. Традиционные статистические методы позволяют построить прогностический оператор (4), обеспечивающий наиболее высокую точность прогноза при условии выполнения ряда типовых ограничений. В качестве показателя точности обычно выступает *среднеквадратическая погрешность* (ско) прогноза, а в роли типовых ограничений – условия стационарности, независимости приращений, эргодичности (при прогнозировании на основе одной реализации), нормальности и др. Как показали обзор литературы и анализ реальных данных, проведенный в первой главе диссертации, перечисленные ограничения, необходимые для обеспечения оптимальности статистических алгоритмов оценивания не выполняются. При этом степень снижения точности прогностических оценок в результате указанного несоответствия заранее определить невозможно и может достигать десятков процентов по отношению к оптимальным решениям. В связи с этим в диссертационной работе рассмотрен гибридный подход, позволяющий средствами ИАД корректировать параметры и структуру базового статистического алгоритма к вариациям вероятностных свойств рядов наблюдений.

Первоначально были разработаны модификации традиционных алгоритмов статистического прогнозирования, позволяющие адаптировать вычислительные схемы к некоторым особенностям задачи проактивного управления НСТО. В частности, были разработаны: алгоритмы прогнозирования на основе многомерной линейной регрессии с адаптивным выбором регрессоров и алгоритм, основанный на методе канонических корреляций, позволяющий гибко учитывать влияние корреляционных связей между параметрами состояния, управления и выхода НСТО.

Возможность использования вычислительной схемы линейной регрессии

$$P_k: \hat{Y}_{k+\tau} = \hat{C}_k U_k, \quad (8)$$

где коэффициент передачи $\hat{C}_k = (U_{k-L, k}^T U_{k-L, k})^{-1} U_{k-L}^T$ определяется на основе *метода наименьших квадратов* (МНК) на скользящем окне наблюдения L , определяется спецификой корректирующего управления, осуществляемого в окрестности его регламентного значения. Данный вычислительный алгоритм обладает рядом очевидных недостатков, вытекающих из материалов исследований, представленных в первой главе диссертации:

- не учитывается наличие и влияние на качество прогнозирования корреляционных связей между самими регрессорами, в роли которых выступают параметры управления и состояния НСТО;

- отсутствует структурная универсальность, позволяющая одновременно с прогнозом решать задачу параметрической идентификации, необходимую для контроля принадлежности параметров НСТО области допустимых значений (6);

- формируемые оценки не являются эффективными в силу нестационарности наблюдаемого процесса. Под эффективностью оценивания здесь понимается традиционное в математической статистике определение через асимптотическое стремление к минимуму *ско* оценок.

Для преодоления первых двух из указанных проблем используются разработанные в диссертации модификации традиционных методов статистического анализа, третья задача предполагает переход к гибридным алгоритмам оценивания. В частности, для решения первой задачи был предложен алгоритм прогностического оценивания на основе структурной адаптации алгоритма (8) к вариациям корреляционной структуры параметров НСТО. При этом в роли регрессоров выступает множество возможных управлений $U_k = (u_1, \dots, u_{Mu})_k$. Применение всего множества регрессоров не рационально, т. к. на различных участках наблюдений нестационарного процесса параметры управления могут быть слабо связаны с выходными параметрами, либо, наоборот, связь окажется настолько сильной, что задача окажется вырожденной. В связи с этим в работе была предложена схема структурной адаптации алгоритма (8), когда из всего множества возможных управляющих параметров на каждом шаге прогнозирования выбираются параметры, значения которых лежат в диапазоне $\Delta_U = [0, 7 - 0, 9]$.

Для устранения второй из перечисленных выше проблем в диссертации предложен алгоритм обобщенной многомерной линейной регрессии, основанный на алгоритме канонических корреляций. Данный алгоритм позволяет учитывать корреляционные связи между линейными комбинациями нескольких наблюдаемых переменных X и ненаблюдаемых переменных Y . С точки зрения задачи формирования линейного прогноза выходных параметров, применение метода канонических корреляций означает возможности одновременного оценивания произвольные группы ненаблюдаемых параметров НСТО, рассматриваемых как обобщенные линейные комбинации наблюдаемых параметров управления и состояния. Для решения задачи в такой постановке весь M -мерный вектор состояния СТО разбивается на две части, в которых p параметров являются наблюдаемыми, а остальные $q = M - p$ – ненаблюдаемыми (т. е. подлежащими оцениванию или прогнозированию) $X_{N:M} =$

$= [X_{1:N, 1:p}, X_{1:N, (p+1):M}]$. В этом случае ковариационная матрица имеет блочную структуру, включающую в себя ковариационную матрицу наблюдаемых параметров R_{11} размерности $p:p$, R_{22} – ковариационная матрица ненаблюдаемых компонент размерности $q:q$, R_{12} – взаимная ковариационная матрица наблюдаемых и ненаблюдаемых компонент размерности $p:q$. Задача состоит в получении оценки ненаблюдаемых параметров \hat{X}_2 по имеющимся значениям наблюдаемых параметров X_1 . В этом случае оптимальное по МНК векторное решение находится из соотношения $\text{tr } E[(X_2 - CX_1)^T (X_2 - CX_1)] = \min$, где C – некоторая матрица размерности $q:p$, E – символ математического ожидания. Приравняв нулю производную от последнего выражения по переменной матрице C , получим оптимальный по МНК коэффициент передачи линейного фильтра $C = R_{12}^T \cdot R_{11}^{-1}$. Возвращаясь к исходным переменным, получаем формулу для оптимального линейного восстановления вектора ненаблюдаемых компонент по известному вектору X_1 :

$$\hat{X}_2 = E(X_2) + R_{12}^T \cdot R_{11}^{-1} \cdot (X_1 - E(X_1)). \quad (9)$$

Для практического применения данной вычислительной схемы нужно заменить теоретические средние и ковариационные матрицы их выборочными оценками. Достоинство предложенного алгоритма состоит в его симметричности, позволяющей оценивать любые параметры СТО, в том числе и не подлежащие прямому мониторингу. В частности, такой подход позволяет одновременно и с учетом всех корреляционных связей прогнозировать вместе с

выходными параметрами те значения параметров состояния, которые необходимо контролировать с учетом наложенных на них ограничений (6), т. е. оценивать пригодность формируемых управлений. Это же подход позволяет реализовать предложенный в работе алгоритм управления на основе обратного оценивания, рассмотренный в 4-й главе диссертации.

Для преодоления третьей из вышеперечисленных проблем, а именно, проблемы нестационарности, в работе предложен *гибридный подход*, сочетающие рассмотренные выше алгоритмы многомерного статистического анализа с технологией эволюционной оптимизации. При этом осуществляется как параметрическая, так и структурная адаптация алгоритмов прогнозирования.

Предположим, что на основе традиционного статистического оператора (8), характеризуемого заданной структурой $S(P)$ и набором параметров V , осуществлена оценка искомого выходного параметра \tilde{Z} . Эффективность алгоритма $J(P)$ оценивается по результатам его применения к многомерным временным рядам наблюдений (Y, Z) , образующим в совокупности опытный полигон ретроспективных данных. На практике, в роли полигона выступает скользящий интервал наблюдений $[X_{k-L,k}, Y_{k-L,k}]$, примыкающий к текущему моменту времени k . В роли показателя эффективности алгоритма выступают традиционные статистические оценки точности оценивания типа *СКО* или полного квадрата ошибки предсказания параметров НСТО.

Введем два нелинейных оператора: оператор изменчивости и размножения алгоритмов $Var(P): P \Rightarrow (P_1, \dots, P_{N_a}: P_i \neq P_j \neq P, \forall i, j)$ и оператор селекции и отбора $Sel(P_1, \dots, P_{N_g}): (P_1, \dots, P_{N_g}) \Rightarrow P_{\langle 1 \rangle}, \dots, P_{\langle N_a \rangle}, (J(P_{\langle 1 \rangle}) \geq \dots \geq J(P_{\langle N_a \rangle}))$, где N_a - количество «выживших» алгоритмов, которые допускаются для дальнейшего размножения-модификации (индекс a – от «ancestor», «предок»); $N_g = N_a(1 + N_d)$ - количество алгоритмов одного поколения, подлежащие селекции-отбору (индекс g – от «generation», «поколение»), N_d - количество алгоритмов-потомков, генерируемых в соответствии с правилами размножения-модификации на каждой итерации (индекс d – от «descender», «потомок»). Пусть P_0 - вариант алгоритма прогноза, принятый в качестве базового «алгоритма-родителя». Тогда технология эволюционной коррекции сводится к циклическому повторению выполнения последовательности операторов

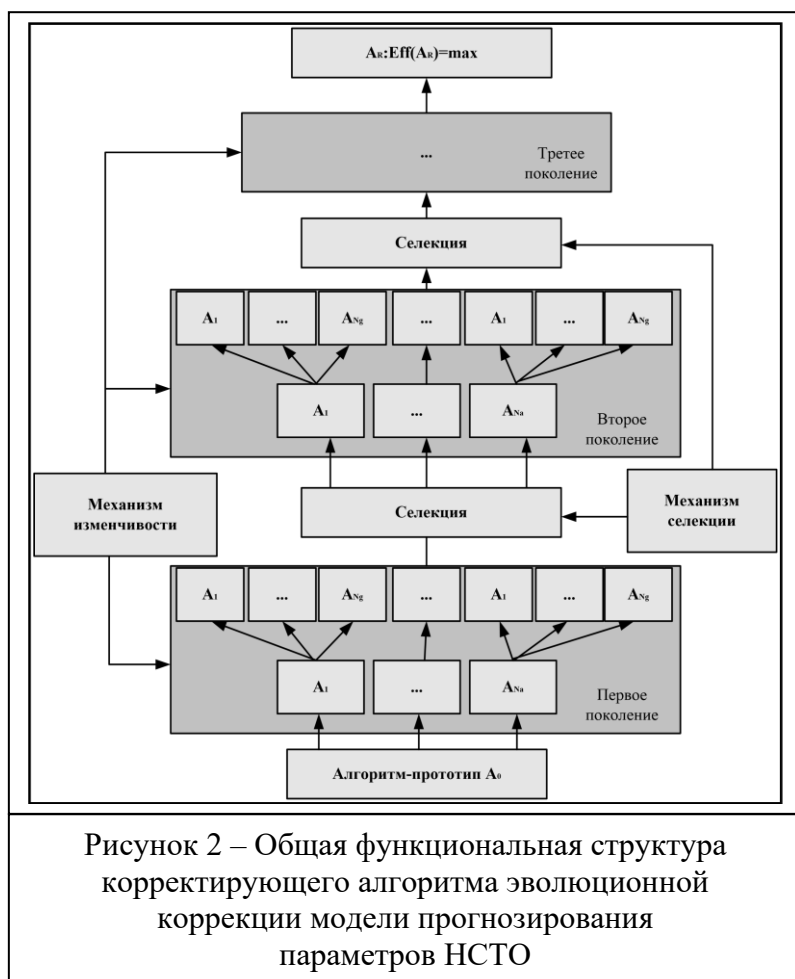
$$P_0 \Rightarrow Var(P_0) = (P_a) = (P_1, \dots, P_{N_g}) \Rightarrow Var(P_d) = (P_d) = (P_1, \dots, P_{N_d})$$

$$\begin{array}{ccc} \uparrow & & \downarrow \\ \Psi(P_1, \dots, P) = P_0 = (P_{\langle 1 \rangle}, \dots, P_{\langle N_a \rangle}) & \Leftarrow & (P_g) = (P_a \cup P_d) \end{array}$$

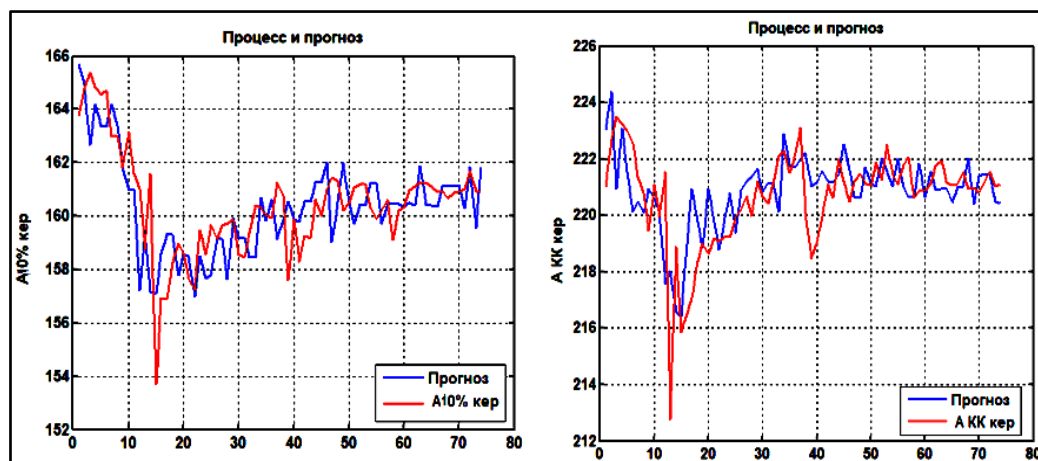
При этом выбранные промежуточные решения будут наилучшими из всего множества алгоритмов, формируемого в процессе реализации эволюционной технологии. В результате, при увеличении числа поколений, окончательное решение, полученное в процессе эволюционной оптимизации, будет стремиться к наилучшему по выбранному критерию эффективности.

Общая схема алгоритма гибридной оптимизации на основе эволюционного моделирования представлена на рисунке 2.

Примеры результатов прогнозирования модуля, разработанного на основе представленного в работе алгоритма, представлены на рисунке 3.



В заключении раздела рассмотрен вариант построения гибридного алгоритма прогнозирования состояния нестационарного НСТО с корректирующей частью на основе ИНН. В основе нейросетевых технологий прогнозирования лежит итерационное уточнение весовых коэффициентов мультипликативных входов нелинейных узлов, объединенных единой сетевой структурой. В качестве базовой вычислительной схемы в работе используется наиболее распространенная на практике двухслойная сеть с обратным распространением ошибки (back propagation). Процесс коррекции весовых коэффициентов осуществляется в процессе обучения, причем сигнал коррекции представляет собой разностный процесс между выходным сигналом сети и его ожидаемым значением, отвечающим текущему входному сигналу.



Процесс обучения ИНН может осуществляться достаточно долго, даже современным компьютерам требуются часы для проведения большого числа итераций обучения (так называемых, «эпох») для получения удовлетворительной точности прогноза. В связи с этим в работе разработана двухэтапная процедура обучения ИНН. На первом этапе осуществляется базовое обучение на основе имеющихся ретроспективных данных. Второй этап реализует уточняющее обучение на основе последних, обновленных данных, формируемых в форме скользящей выборки наблюдений. Предполагается, что второй этап обучения осуществляется в течение времени, отвечающему интервалу между отсчетами последовательного управления

состоянием НСТО. Предложенная схема обучения позволила получить состоятельные прогностические оценки, однако в целом рассмотренный вариант построения модуля прогнозирования на основе ИНН существенно (на 15–20%) уступает по точности предложенному в работе эволюционному гибриднему алгоритму.

Следует учесть, что в работе рассмотрен лишь один вариант нейронной сети, не исключено, что дальнейшее развитие этого направления сможет оказаться соизмеримым по точности прогноза с гибридным алгоритмом.

Решение задачи прогнозирования носит сервисный характер и не позволяет оценить конечный экономический эффект, получаемый в результате применения предложенных алгоритмов в задаче управления НСТО. В связи с этим в **третьей главе 3** диссертации рассмотрена задача оценки терминальной эффективности гибридных алгоритмов прогнозирования путем их интеграции в модели проактивного управления НСТО.

Важным постулатом разработанной методики оценки эффективности алгоритмов прогнозирования является положение о том, в наиболее законченной форме данные оценки выражаются через показатели 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. Методика оценки эффективности алгоритмов прогнозирования включила в себя следующие основные шаги:

- загрузка и предварительная обработка данных, анализ динамических и статистических характеристик временных рядов наблюдений и выработка предварительных рекомендаций по выбору и адаптации гибридных алгоритмов прогнозирования;
- предварительный анализ частных показателей эффективности гибридных алгоритмов прогнозирования на примере имеющихся ретроспективных данных;
- интеграция гибридных алгоритмов в вычислительные схемы проактивного управления и терминальная оценка их эффективности для рассмотренных массивов рядов наблюдений.

В разделе представлены три варианта интеграции алгоритмов прогнозирования в систему проактивного управления НСТО: на основе полного перебора вариантов, 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 способ позволяет оценить эффективность рандомизированных методов проактивного управления. Третий способ, разработанный в диссертации, обладает наибольшей конструктивностью, но применим лишь при условии существования обратного оператора прогнозирования P^{-1} , т. е. при выполнении дополнительного условия гладкости, накладываемого на отображение (7). Новизна предложенных алгоритмов управления состоит в их проактивности, реализуемой путем интеграции процесса формирования управляющих решений с предложенными во второй главе диссертации алгоритмами гибридного прогнозирования.

Наиболее полным охватом возможных вариантов управления обладает *метод полного перебора вариантов* допустимых изменений параметров управления НСТО. Используя технологии прогнозирования, разработанные в разделе 2, для каждой комбинации управляющих параметров оцениваются прогнозируемые параметры выхода и состояния $[Z_{k+\tau}, X_{k+\tau}]$. При этом для каждого варианта управления проверяется условия его пригодности (5-6), и, в случае их выполнения, оцениваются значения показателей эффективности всех допустимых управлений НСТО $Eff_j(U_k, Z_{k+\tau})$, $j = 1, \dots, n_{su}$, рассматриваемых как функции от выходных параметров $Z_{k+\tau}$. Значение U_k^* , отвечающие наилучшему допустимому значению $Z^* \in \{(Z_{k+\tau})_j, j = 1, \dots, n_{su}\}$, представляет собой искомую величину вектора управления НСТО на k -м шаге. 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 d_u).

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 $[U_{k-1} - s_{k-1}, U_{k-1} + s_{k-1}]$ для каждого параметра путем разыгрывания случайной величины выбирается n_r значений. Величина n_r 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, т. е. с большим шагом перебора d_u .

В качестве третьего подхода к задаче выбора управления НСТО предлагается разработанный в диссертации *метод обратного оценивания*. Соответствующий алгоритм основан на предположении о гладкости функционала $F^{-1} = F^{-1}(S_k, U_k, Y_k)$, допускающего обратное отображение вида $Y \rightarrow \langle U, S \rangle$. В этом случае улучшение управления осуществляется на основе использования критерия превосходства (7). Для этого на каждом шаге управления выбирается значение выходного параметра, превосходящее по эффективности результат, полученный на предыдущем шаге, т. е. $Y_{k+1}: Eff(Y_{k+1}) > Eff(Y_k)$. Допустимое улучшение $Eff(Y_{k+1}) - Eff(Y_k)$ уточняется итерационно в соответствии с ограничениями критерия пригодности (4). Далее, используя обратное отображение $P^{-1}: Y_{k+1} \rightarrow \langle U_k, X_k \rangle$, осуществляется оценка улучшенного управления $U_k^0: Y_{k+1}^0 = Y_k \pm \delta Y_k, Eff(Y_{k+1}^0) > Eff(Y_k)$ и отвечающим ему значения параметров состояния X_k^0 . Если найденные значения U_k^0, X_k^0 удовлетворяют заданным ограничениям (4), то можно остановить итерации и использовать значение U_k^0 в качестве управления НСТО, либо можно сделать следующий шаг по улучшению качества управления с выбранным или уменьшенным значением интервала вариаций управления δY_k . Очевидно, что улучшение не может быть бесконечным, однако для нестационарных процессов такой подход позволяет эффективно корректировать управление в сторону повышения его эффективности.

Пример реализации интерфейса *модуля* проактивного корректирующего управления первичной переработкой нефти с графиками сравнительной динамики выходных процессов при управлении операторами дежурной смены и альтернативы, формируемой модулем управления на основе перебора вариантов, приведен на рисунке 4.



Рисунок 4 - Внешний вид интерфейса модуля проактивного корректирующего управления на основе полного перебора вариантов

В частности, в верхнем графическом окне представлено сравнение традиционного управления, формируемого дежурной схемой операторов, с вариантом проактивного управления по критерию максимального выхода светлых нефтепродуктов. Сравнительный анализ этих вариантов управления показывает возможность повышения показателей эффективности на 5–10%, что составляет за год для крупнотоннажного производства многомиллионный экономический выигрыш.

Другим очевидным достоинством предложенной схемы проактивного управления является повышенный уровень ста-

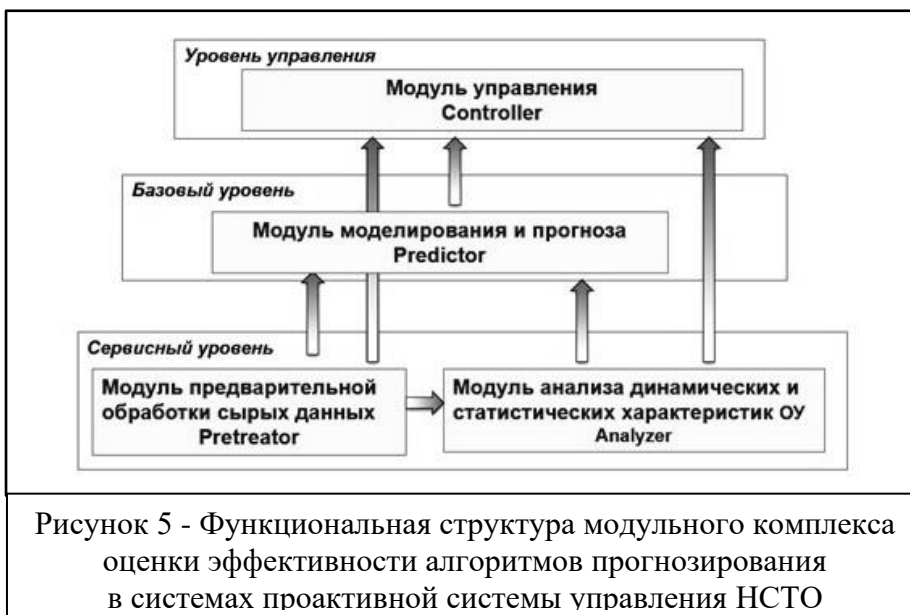
билизации значений показателей качества выходной продукции, представленный на нижних

шести графиках интерфейса модуля проактивного управления (рис. 4). Этот результат позволяет получить дополнительный экономический эффект за счет снижения запаса управления по качеству.

В четвертой главе диссертации приведено описание разработанного в процессе работы над диссертацией модульного программно-алгоритмического комплекса (ПАК) анализа эффективности алгоритмов прогнозирования как элемента проактивного управления СТО. По существу, разработанный комплекс представляет собой модульный конструктор, состоящий из набора связанных специализированных многофункциональных модулей (МФМ). При этом каждая из комплексных задач, решаемых МФМ, разбивается на группы локальных функциональных задач (функциональностей), реализующих ответы на частные, значимые для анализа эффективности алгоритмов прогнозирования и управления вопросы.

Функциональная структура МК оценивания эффективности алгоритмов прогнозирования приведена на рисунке 5 и включает в себя модули трех уровней: сервисного, базового и метауправления.

В работе представлен вариант структурной унификации разработанных ФМ (рис. 6). Структура каждого модуля состоит из двух уровней. Базовый уровень ФМ может базироваться на различных методах прикладной математики, является унифицированным и слабо зависит от предметной области. Адаптация реализации данного модуля к конкретному ОУ достигается за счет применения уровня НМІ интерфейса, обеспечивающего учет всех особенностей предметной области и решаемой задачи. Таким образом, НМІ интерфейс выполняет роль согласующего буфера между унифицированными алгоритмами обработки данных и специфическими особенностями конкретной задачи в выбранной предметной области.



В качестве примера универсального ФМ может быть рассмотрен разработанный в диссертации сервисный 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. Базовыми функциональностями ФМ анализа данных являются

deskриптивный статистический анализ наблюдаемых процессов, анализ динамических характеристик наблюдаемых процессов, выявление значимых взаимосвязей наблюдаемых параметров НСТО, идентификация формы (характера) взаимосвязей между любыми парами наблюдаемых параметров НСТО, корреляционный анализ групп наблюдаемых параметров НСТО и другие.



Рисунок 6 - Унифицированная структура функционального модуля комплекса оценки эффективности алгоритмов прогнозирования

Модульная структура ПАК позволяет оперативно формировать и исследовать модели проактивного управления НСТО в форме, адаптированной к особенностям и ограничениям конкретного СТО.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Совокупность предложенных моделей, алгоритмов и программных средств 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 том числе были получены следующие научные результаты, составляющие **итоги** исследования:

1. Проведен анализ данных, полученных в процессе мониторинга за состоянием реальных промышленных объектов, связанных с взаимодействием с нестабильными (газо-, гидро- и термодинамическими) средами погружения, обоснована необходимость в разработке алгоритмов прогнозирования, отличающихся возможностью получения эффективного прогноза в интересах задач проактивного управления.

2. Предложены математические модели наблюдений, отличающиеся тем, что позволяют учитывать хаотическую динамику системной составляющей, и нестационарный характер случайной составляющей результатов мониторинга состояния СТО, протекающих в нестабильных средах погружения;

3. Разработаны новые гибридные алгоритмы прогнозирования, отличающиеся тем, что позволяют сочетать достоинства методов статистического анализа данных и вычислительных алгоритмов современной компьютерной математики, относящейся к категории ИАД, и позволяющие получать устойчивые результаты с требуемой точностью прогнозируемых оценок состояния НСТО;

4. Разработана методика и модульный комплекс анализа эффективности алгоритмов прогнозирования в системах проактивного управления НСТО, отличающийся тем, что включает в себя модули анализа и предобработки данных, прогнозирования и управления. Подтверждена результативность предложенных алгоритмов проактивного управления на основе используемых в промышленности критериев эффективности.

Предложенные модели, алгоритмы и программные средства могут быть использованы для дальнейшего развития систем проактивного управления. В качестве **рекомендаций** для дальнейшей разработки темы предлагается переход к системе когнитивных ассистентов и

системе развивающихся программных роботов, т. е. переход от проактивной СУ НСТО к полностью автоматическому когнитивному управлению.

Положения, выносимые на защиту, соотнесены с пунктами паспорта специальности 05.13.01 – «Системный анализ, управление и обработка информации (технические системы)»: 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 РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ АВТОРОМ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в рецензируемых изданиях из списка ВАК:

1. Мусаев, А. А. Предварительный анализ исходных данных мониторинга нефтепереработки / А.А.Мусаев, А.В.Гайков // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) - 2014. - № 24(50). - С. 78–80. **(05.13.01)**

2. Мусаев, А. А. Математическая модель динамической оптимизации процесса управления технологическим циклом нефтепереработки / А.А.Мусаев, А.В.Тураносов // Нефтепереработка и нефтехимия. Научно-технические достижения и передовой опыт - 2014. - № 6. - С. 10–15. **(05.13.01)**

3. Мусаев, А. А. Модульная база знаний, как аналитическая компонента адаптивной системе управления производственными процессами / А.А.Мусаев, А.В.Гайков // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) - 2017. - № 39(65). - С. 78–80. **(05.13.01)**

4. Мусаев, А. А. Когнитивная система автоматизированного управления на примере процесса первичной переработки нефти / А.А.Мусаев, Н.А.Николаев// Известия вузов. Приборостроение. – 2017. - №9(60). - С. 78–80. **(05.13.01)**

5. Мусаев, А. А. Проактивное стабилизационное управление для нестационарных сред на основе гибридных алгоритмов анализа данных / А.А.Мусаев, М.М.Фенин // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) – 2020. - № 52(79). - С. 100–106. **(05.13.01)**

6. Мусаев, А. А. Распределённая система прогнозирования для многомерных нестационарных процессов / А.А.Мусаев // Вестник технологического университета – 2021. –Т.24. – №2. – с.87-93 **(05.13.01)**

Публикации в рецензируемых изданиях из списка Scopus:

7. Musaev, A. A. Virtual analyzer of petroleum quality indicators / A.A.Savkin, A.A.Musaev, M.M.Fenin // Proceedings of IEEE Northwest Russia Conf. on Math. Methods in Engineering and Technology. SPb.: 2018, Sept. 10-14. P. 161-163.

8. Musaev, A. Application of Cyber-physical System and Real-time Control Construction Algorithm in Supply Chain Management Problem / I.Trofimova, B.Sokolov, D.Nazarov, S.Potryasaev, A.Musaev, V.Kalinin // 13th International Symposium on Intelligent Distributed Computing. SPb.: 2019, Oct. 7-9.

Публикации в других изданиях:

9. Мусаев, А. А. Автоматизация обработки «сырых» данных / А.А.Мусаев // Materials of the X International scientific and practical conference «Modern European science - 2014» - 2014. - Т. 16. - С. 18-23.

10. Мусаев, А. А. Концептуальная платформа промышленно-ориентированного Data Mining / А.А.Мусаев // Актуальные вопросы науки и техники: Сборник научных трудов по итогам международной научно-практической конференции. - Самара, 2015. - Т. 2. - С. 18–23.

11. Мусаев, А. А. Принципы построения когнитивных информационных систем в задачах управления технологическими процессами / А.А.Мусаев // Символ науки - 2015. - Т. 6. – С. 18–23.

12. Мусаев, А. А. Концепция создания анализатора свойств информационных потоков / А.А.Мусаев, Н.А.Николаев // Сборник тезисов докладов конгресса молодых ученых. Электронное издание [Электронный ресурс]. - Режим доступа: ссылка на страницу с тезисом, своб.

13. Мусаев, А. А. Прогнозирование состояния нестабильных систем на основе метода ближайшего соседа / А.А.Мусаев, А.А. Иниваткин // Материалы XI научной конференции «Традиции и инновации». СПбГТИ. 1–3 декабря 2020г. СПб. 2020. – С. 198

МУСАЕВ
Андрей Александрович

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

Текст автореферата размещен на сайтах:

Высшей аттестационной комиссии Министерства образования
и науки Российской Федерации
<https://vak.minobrnauki.gov.ru/>

Федерального государственного бюджетного учреждения науки «Санкт-Петербургский Фе-
деральный исследовательский центр Российской академии наук» (СПб ФИЦ РАН)
<http://www.spiiras.nw.ru/dissovet/>

Подписано в печать 27.04.2021
Формат 60x84 1/16. Бумага офсетная. Печать офсетная.
Усл.печ.л. 1,0. Тираж 100 экз.
Заказ №